



**HAL**  
open science

# Études des incertitudes dans l'imagerie de la rupture sismique

Théa Ragon

► **To cite this version:**

Théa Ragon. Études des incertitudes dans l'imagerie de la rupture sismique. Géophysique [physics.geoph]. Université Côte d'Azur, 2019. Français. NNT: . tel-02271745v1

**HAL Id: tel-02271745**

**<https://hal.science/tel-02271745v1>**

Submitted on 27 Aug 2019 (v1), last revised 25 Feb 2020 (v2)

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

# THÈSE DE DOCTORAT

## Études des incertitudes dans l'imagerie de la rupture sismique

**Théa RAGON**

Géoazur UMR 7329

**Présentée en vue de l'obtention  
du grade de docteur** en Sciences  
de la Terre et de l'Univers  
d'Université Côte d'Azur  
**Dirigée par** Bertrand Delouis  
**co-dirigée par** Anthony Sladen  
**Soutenue le** 03.05.2019

**Devant le jury, composé de**

Jean-Paul Ampuero, Directeur de Recherche IRD à Géoazur  
Guillaume Caumon, Professeur à l'Université de Lorraine  
Romain Jolivet, Maître de Conférence à l'ENS de Paris  
Andreas Rietbrock, Professeur au Karlsruhe Institute of Technology  
Luis Rivera, Professeur à l'Université de Strasbourg  
Mark Simons, Professeur au California Institute of Technology



# Études des incertitudes dans l'imagerie de la rupture sismique

## **Thèse présentée devant le jury composé de**

### Rapporteurs:

Andreas Rietbrock, Professeur au Karlsruhe Institute of Technology

Luis Rivera, Professeur à l'Université de Strasbourg

### Examineurs:

Jean-Paul Ampuero, Directeur de Recherche IRD à Géoazur

Guillaume Caumon, Professeur à l'Université de Lorraine

Romain Jolivet, Maître de Conférence à l'Ecole Normale Supérieure de Paris

### Invité:

Mark Simons, Professeur au California Institute of Technology

### Directeurs de thèse:

Bertrand Delouis, Professeur à l'Université de Nice Sophia-Antipolis

Anthony Sladen, Chargé de Recherche CNRS à Géoazur





Ce manuscrit est mis à disposition selon les termes de la Licence Creative Commons Attribution 4.0 International.

The content of this manuscript is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) Licence.



# Résumé

Les séismes rompent des failles inaccessibles situées à plusieurs kilomètres sous la surface terrestre. Alors, comment les comprendre puisque l'on ne peut les observer directement? Notre seul recours est d'ausculter le globe terrestre depuis sa surface. Hélas, la quantité, la variété et la qualité de ces observations superficielles sont insuffisantes pour caractériser ces phénomènes complexes, et l'image des séismes que nous dressons est altérée par de nombreuses approximations. Ces approximations sont souvent nécessaires sous peine de ne pouvoir modéliser les séismes. Elle dérivent des limites de nos observations, de notre connaissance sommaire de la physique du globe terrestre, et des procédures de modélisation choisies. L'imperfection de nos modèles questionne notre capacité à reproduire la réalité de la rupture sismique, et peut remettre en cause notre compréhension des mécanismes qui la régissent.

Notre quête de réalisme ne peut donc que s'accompagner d'une analyse exhaustive et détaillée des incertitudes qui corrompent potentiellement l'imagerie des séismes, ainsi que nos interprétations. Bien que les erreurs de mesures soient généralement connues et prises en compte, les autres approximations sont souvent négligées. Dans cette thèse, nous montrons que le manque de réalisme de notre description de l'intérieur du globe influence les modèles de séismes, surtout lorsque ces derniers ont une magnitude importante. Nous nous intéressons particulièrement à deux sources d'approximations majeures : l'architecture des failles, et la complexité temporelle des processus en jeu sur celles-ci. Deux méthodes sont présentées, qui permettent d'estimer, et de prendre en compte, les incertitudes dérivant de ces approximations dans les procédures de modélisation. Nous montrons que l'introduction de telles incertitudes, et d'autres incertitudes potentielles, est nécessaire pour imager des modèles de séismes fiables et réalistes. Nos résultats s'appuient sur l'utilisation de méthodes d'imagerie probabilistes, qui permettent d'analyser la diversité et l'hétérogénéité des modèles possibles. Nous montrons qu'une nouvelle génération de modèles sismiques est possible, plus réalistes que les modèles actuels, parce que reflétant notre méconnaissance du système Terre.

Mots clés : **séisme · problème inverse · incertitudes · physique de la source sismique · modèle de glissement · géométrie des failles**





# Abstract

How can we study earthquakes, these complex phenomenon occurring so deep under our feet that we cannot observe them directly ? One unfortunate aspect of the problem is that we have to rely on measurements acquired at the surface of the Earth. These observations are incomplete, and the imagery of earthquakes is subject to biases induced by numerous approximations. Most of these approximations cannot be avoided, and stem from the poor resolution of the measurements, the inherent lack of knowledge of the physics of the Earth interior, and the bias induced by our modeling procedures. The imperfections of our models question our ability to robustly investigate earthquakes rupture, and thus to understand the physics driving them.

The quest for robust images needs a thorough and exhaustive examination of the uncertainties that potentially corrupt the modeling procedure and its results, at least not to interpret improbable characteristics. Although measurement errors are usually accounted for, other kinds of approximations are overlooked. Here, we show that the impact of our simplified description of the Earth's interior on earthquake models is significant, especially for the events with a large magnitude. We concentrate on two main sources of approximation : the architecture of seismogenic faults, and the temporal complexity of seismic and aseismic processes at play on these faults. We present two methodological developments allowing to estimate and account for uncertainties deriving from these approximations in modeling procedures. In particular, we show that introducing the uncertainties deriving from our approximation of the Earth's physics is necessary to infer robust and realistic earthquake source models. Our analyses is supported by the use of probabilistic modeling approaches, allowing to explore the diversity and uncertainties of possible models.

Keywords : **earthquake · inverse problem · uncertainties · physics of the seismic source · earthquake slip models · fault geometry**



AURIE ALEXIANE ALEX MATHILDE MAELLE VIRGINIE VICKY GUILLAUME CROUTON ANTHONY JENNY BERTRAND FRANCOISE ISABELLE OLIVIER MATHILDE LOUIS ANNE BORAN STEPHEN EDOUARD MATTHIEU CHLOE FREDERIQUE JEREMY CEDRIC JULIA DAVID LOUISE LAURE NICOLAS LIONEL NICHOLAS FLORIAN DELPHINE FLORE KEVIN LUC ANTHONY RIO LOUMINIMOCHÉ POULICHE POULTOUGESH POULMONAIRE POULOVER MARINA MATHIEU MARK YVONNE LAURE CORENTIN QUENTIN CLEMENT ZOE EMMANUELLE MARIA-JOSE SARA VINCENT DAVID ASMAE ELODIE ROXANE HUGO TOFU GUILLAUME CARLO JEAN HECTOR MARTIJN HUIHUI LAURE BAPTISTE VALERE RISHAV LUCILLE STACY SYLVAIN MAXIME GABRIEL JA LISA FANNY MAXIME LOUISA JULIEN FREDERIC ANDREAS DIANE MAURIN ROMAIN BERNARD CHRISTOPHE REINE MAMAN PAPA HUGUES JEAN-XAVIER GILLES PIERRE MATHIEU JEAN-LUC JULIEN CYRIELLE HANS MAGALI SANDRINE VALERIE CAROLINE DAVID CAROLE YANN SERGE ROMAIN ROULMA BOUCHENCULDE VACHANGELAM CRA LAURIE ALEXIANE ALEX MATHILDE MAELLE VIRGINIE VICKY GUILLAUME CROUTON ANTHONY JENNY BERTRAND FRANCOISE ISABELLE OLIVIER MATHILDE LOUIS ANNE BORAN STEPHEN EDOUARD MATTHIEU CHLOE FREDERIQUE JEREMY CEDRIC JULIA DAVID LOUISE LAURE NICOLAS LIONEL NICHOLAS FLORIAN DELPHINE FLORE KEVIN LUC ANTHONY RIO LOUMINIMOCHÉ POULICHE POULTOUGESH POULMONAIRE POULOVER MARINA MATHIEU MARK YVONNE LAURE CORENTIN QUENTIN CLEMENT ZOE EMMANUELLE MARIA-JOSE SARA VINCENT DAVID ASMAE ELODIE ROXANE HUGO TOFU GUILLAUME CARLO JEAN HECTOR MARTIJN HUIHUI LAURE BAPTISTE VALERE RISHAV LUCILLE STACY SYLVAIN MAXIME GABRIEL JA LISA FANNY MAXIME LOUISA JULIEN FREDERIC ANDREAS DIANE MAURIN ROMAIN BERNARD CHRISTOPHE REINE MAMAN PAPA HUGUES JEAN-XAVIER GILLES PIERRE MATHIEU JEAN-LUC JULIEN CYRIELLE HANS MAGALI SANDRINE VALERIE CAROLINE DAVID CAROLE YANN SERGE ROMAIN ROULMA BOUCHENCULDE VACHANGELAM CRA LAURIE ALEXIANE ALEX MATHILDE MAELLE VIRGINIE VICKY GUILLAUME CROUTON ANTHONY JENNY BERTRAND FRANCOISE ISABELLE OLIVIER MATHILDE LOUIS ANNE BORAN STEPHEN EDOUARD MATTHIEU CHLOE FREDERIQUE JEREMY CEDRIC JULIA DAVID LOUISE LAURE NICOLAS LIONEL NICHOLAS FLORIAN DELPHINE FLORE KEVIN LUC ANTHONY RIO LOUMINIMOCHÉ POULICHE POULTOUGESH POULMONAIRE POULOVER MARINA MATHIEU MARK YVONNE LAURE CORENTIN QUENTIN CLEMENT ZOE EMMANUELLE MARIA-JOSE SARA VINCENT DAVID ASMAE ELODIE ROXANE HUGO TOFU GUILLAUME CARLO JEAN HECTOR MARTIJN HUIHUI LAURE BAPTISTE VALERE RISHAV LUCILLE STACY SYLVAIN MAXIME GABRIEL JA LISA FANNY MAXIME LOUISA JULIEN FREDERIC ANDREAS DIANE MAURIN ROMAIN BERNARD CHRISTOPHE REINE MAMAN PAPA HUGUES JEAN-XAVIER GILLES PIERRE MATHIEU JEAN-LUC JULIEN CYRIELLE HANS MAGALI SANDRINE VALERIE CAROLINE DAVID CAROLE YANN SERGE ROMAIN ROULMA BOUCHENCULDE VACHANGELAM CRA LAURIE ALEXIANE ALEX MATHILDE MAELLE VIRGINIE VICKY GUILLAUME CROUTON ANTHONY JENNY BERTRAND FRANCOISE ISABELLE OLIVIER MATHILDE LOUIS ANNE BORAN STEPHEN EDOUARD MATTHIEU CHLOE FREDERIQUE JEREMY CEDRIC JULIA DAVID LOUISE LAURE NICOLAS LIONEL NICHOLAS FLORIAN DELPHINE FLORE KEVIN LUC ANTHONY RIO LOUMINIMOCHÉ POULICHE POULTOUGESH POULMONAIRE POULOVER MARINA MATHIEU MARK YVONNE LAURE CORENTIN QUENTIN CLEMENT ZOE EMMANUELLE MARIA-JOSE SARA VINCENT DAVID ASMAE ELODIE ROXANE HUGO TOFU GUILLAUME CARLO JEAN HECTOR MARTIJN HUIHUI LAURE BAPTISTE VALERE RISHAV LUCILLE STACY SYLVAIN MAXIME GABRIEL JA LISA FANNY MAXIME LOUISA JULIEN FREDERIC ANDREAS DIANE MAURIN ROMAIN BERNARD CHRISTOPHE REINE MAMAN PAPA HUGUES JEAN-XAVIER GILLES PIERRE MATHIEU JEAN-LUC JULIEN CYRIELLE HANS MAGALI SANDRINE VALERIE CAROLINE DAVID CAROLE YANN SERGE ROMAIN ROULMA BOUCHENCULDE VACHANGELAM CRA LAURIE ALEXIANE ALEX MATHILDE MAELLE VIRGINIE VICKY GUILLAUME CROUTON ANTHONY JENNY BERTRAND FRANCOISE ISABELLE OLIVIER MATHILDE LOUIS ANNE BORAN STEPHEN EDOUARD MATTHIEU CHLOE FREDERIQUE JEREMY CEDRIC JULIA DAVID LOUISE LAURE NICOLAS LIONEL NICHOLAS FLORIAN DELPHINE FLORE KEVIN LUC ANTHONY RIO LOUMINIMOCHÉ POULICHE POULTOUGESH POULMONAIRE POULOVER MARINA MATHIEU MARK YVONNE LAURE CORENTIN QUENTIN CLEMENT ZOE EMMANUELLE MARIA-JOSE SARA VINCENT DAVID ASMAE ELODIE ROXANE HUGO TOFU GUILLAUME CARLO JEAN HECTOR MARTIJN HUIHUI LAURE BAPTISTE VALERE RISHAV LUCILLE STACY SYLVAIN MAXIME GABRIEL JA LISA FANNY MAXIME LOUISA JULIEN FREDERIC ANDREAS DIANE MAURIN ROMAIN BERNARD CHRISTOPHE REINE MAMAN PAPA HUGUES JEAN-XAVIER GILLES PIERRE MATHIEU JEAN-LUC JULIEN CYRIELLE HANS MAGALI SANDRINE VALERIE CAROLINE DAVID CAROLE YANN SERGE ROMAIN ROULMA BOUCHENCULDE VACHANGELAM CRA LAURIE ALEXIANE ALEX MATHILDE MAELLE VIRGINIE VICKY GUILLAUME CROUTON ANTHONY JENNY BERTRAND FRANCOISE ISABELLE OLIVIER MATHILDE LOUIS ANNE BORAN STEPHEN EDOUARD MATTHIEU CHLOE FREDERIQUE JEREMY CEDRIC JULIA DAVID LOUISE LAURE NICOLAS LIONEL NICHOLAS FLORIAN DELPHINE FLORE KEVIN LUC ANTHONY RIO LOUMINIMOCHÉ POULICHE POULTOUGESH POULMONAIRE POULOVER MARINA MATHIEU MARK YVONNE LAURE CORENTIN QUENTIN CLEMENT ZOE EMMANUELLE MARIA-JOSE SARA VINCENT DAVID ASMAE ELODIE ROXANE HUGO TOFU GUILLAUME CARLO JEAN HECTOR MARTIJN HUIHUI LAURE BAPTISTE VALERE RISHAV LUCILLE STACY SYLVAIN MAXIME GABRIEL JA LISA FANNY MAXIME LOUISA JULIEN FREDERIC ANDREAS DIANE MAURIN ROMAIN BERNARD CHRISTOPHE REINE MAMAN PAPA HUGUES JEAN-XAVIER GILLES PIERRE MATHIEU

Malgré l'indéniable réconfort que m'ont apporté ces nombreuses tablettes de chocolat englouties à toutes heures, de nombreuses personnes ont été d'une aide bien plus inestimable et précieuse. Voici quelques mots pour vous. Si oublié il y a, mon chocolat préféré vous consolera !

Mes premiers remerciements iront à Anthony Sladen, aussi essentiel que des noisettes dans un bon praliné. Sans le soutien, les encouragements, les conseils, la liberté et l'autonomie dont il a su me faire profiter, ma thèse aurait sûrement été bien différente. En bref, merci pour cet encadrement sans faille ! Bien entendu, les noisettes ne suffisent pas pour réaliser un praliné digne de ce nom. Alors, merci à tous ces ingrédients qui ont contribué à mon travail de thèse. Merci à Mark Simons, pour son implication et ses très nombreuses discussions et suggestions enrichissantes. Bertrand Delouis, chef cuisinier, a toujours été disponible pour me faire partager ses expériences et conseils. Autre ingrédient notable, Mathilde Vergnolle s'est beaucoup investie, et je la remercie pour ses remarques pertinentes et ses nombreuses relectures approfondies. De même, Quentin Bletery, Olivier Cavalié, et Julien Balestra ont aussi beaucoup apporté à mon travail. En tant que membres de mon comité de thèse, Frédéric Cappa et Andreas Rietbrock ont su me soutenir et me faire bénéficier de leurs commentaires judicieux. De plus loin, Mark Simons encore, Romain Jolivet et Zacharie Duputel ont fourni les outils, pratiques et théoriques, permettant de faire tourner sans encombre les rouages de la chocolaterie.

Je tiens également à remercier Jean-Paul Ampuero, Guillaume Caumon, Romain Jolivet, Andreas Rietbrock et Luis Rivera pour avoir accepté d'examiner mon travail de thèse, et pour l'avoir considéré avec intérêt. J'espère que vous l'avez trouvé savoureux !

Merci à Mathieu Schuster et Alexis Nutz, qui ont su me donner le goût de la recherche, et du terrain même lorsque l'approvisionnement en chocolat se fait difficile, ainsi que pour leur soutien.

La saveur d'un bon cacao est toujours sublimée par l'ajout d'un peu de sucre. Même s'il en manque toujours dans la salle café du deuxième étage ! Comment ne pas souligner le dynamisme que Françoise, Jenny, Mathilde, et bien d'autres, ont su insuffler à l'équipe Séisme ? Je garderai toujours un très bon souvenir de notre voyage d'équipe, des cafés de 10h et des mardis séisme. Mention spéciale à Frédérique, Cédric et Martijn pour leur implication, et la qualité de leur café. Mais le microcosme du laboratoire ne se limite pas au bâtiment 4, et l'on peut apprendre à connaître ces gens étranges qui peuplent le bâtiment 1, surtout à l'heure du repas ou de l'apéro (horaires qui ne sont pas antinomiques). À vous tous·tes, merci pour ces bons moments : Emmanuelle, Sara, Vincent et Zain, Maria-José, Zoé, Asmae, David, Florian, Nicolas, Lionel, Hector, Paul, Lise, Pavlos, Tiziano, Laure, Edouard, Kévin, Luc, Serge, Borhan, Anthony, Louise, David, Maurin, Elif, Hui-hui, Louisa, Diane, Louis, Lucie, Julien, Jean-Luc, Sadrac, Guillaume bien qu'il persécute mes amis, Georgui, Hans, Davide, Michele, toute l'équipe des gestionnaires, et beaucoup d'autres. Et parce que les conférences et séjours aux États-Unis auraient été bien plus fades sans elles et eux, je remercie, Baptiste, en plus de ses réponses à nombre de mes questions, Sylvain, Maxime, Rishav, Valère, Stacy, et Lucille.

Enfin, merci à ma famille, mes ami·es, et les drôles de personnes avec qui j'ai vécu, pour avoir contribué à faire de ces 3 années une aventure formidable. En particulier, merci à Clément *alias* Croûton pour tout, et aussi pour ses relectures exigeantes, sa bonne humeur, sa patience. Un merci tout spécial à Mathilde, qui a su me supporter 24h/24 ou presque, et à laquelle je manque sûrement beaucoup. À Alexiane qui, bien qu'elle fasse peur et soit un peu méchante, a en réalité un cœur en or. Aux co-bureaux de choc Laurie, Carlo et Jean, pour les potins, le café, la bière, la grimpe, sans oublier les visites imprévues de bâtiments administratifs. À Maëlle, pour sa motivation toujours au top, l'escalade, et ses manières étranges de cultiver les tomates ou d'utiliser l'avocat. Alex et Stephen, piliers de nos rendez-vous réguliers à Valbonne. Sans oublier Matthieu, Flore, Corentin, Julia, et celles et ceux déjà cités, avec lesquels j'ai toujours passé de délicieux moments. Merci aux vilains et vilaines de la coloc des Moches, sans qui ces années auraient été bien moins horribles. Maëlle, Mathilde et Alex bien-sûr, qui m'ont acceptée même si je n'étais pas assez moche pour leurs critères. Les habitant·es des nombreux placards, mamie Virginie et Vicky Potter, qui ont failli devenir encore plus moches à cette inoubliable soirée d'anniversaire. Hugo *alias* Kiki, toujours de bonne humeur et prêt à se lever à toute heure pour prendre la responsabilité de moches en détresse. Roxane et Élodie, dernières recrues pas encore assez vilaines (quoique !). Guillaume, coloc intérimaire de choc que l'on a, hélas, été forcé·es d'adopter. Et celles et ceux de passage plus ou moins bref, Cyrielle, Chloé, Marina, mais aussi Tofu, India, Rio, Minimoche, et les poules<sup>1</sup> ! À toutes et tous, merci pour ces discussions, ces rigolades, ces divers moyens d'expression corporelle, ces soirées, ces expéditions variées, ces sessions d'escalade, ces tablettes entières de chocolat, en résumé, ces moments de vie, partagés avec vous.

Pour ceux qui continuent la lecture, n'oubliez pas de vous munir d'au moins une tablette de praliné (végane de préférence) pour apprécier le voyage !

---

<sup>1</sup>Si vous voulez vous détendre avant de commencer à vous concentrer intensément pour lire la thèse, cherchez le nom des poules parmi tous les noms écrits sur la page précédente.





# Table des matières

<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>Chapitre 1 · Quelles incertitudes affectent nos modèles de séismes ?</b>	<b>5</b>
1.1 Pourquoi et comment étudier les processus sismiques ?	7
1.2 Modéliser les processus sismiques sur la faille : résoudre le problème inverse	13
1.2.1 Une solution unique au problème inverse ?	14
1.2.2 Défier la non-unicité avec des approches bayésiennes	18
1.2.3 Biais de représentation et d'interprétation	20
1.3 Observer le cycle sismique : limitations des données	30
1.3.1 Prendre en compte les erreurs des données	30
1.3.2 GNSS	34
1.3.3 InSAR	35
1.3.4 Autres types de données statiques	36
1.4 Modéliser la déformation en surface : approximer le problème direct	37
1.4.1 Complexité de la Terre interne	37
1.4.2 Complexité des failles sismogènes	42
1.4.3 Complexité temporelle du cycle sismique	48
1.4.4 S'affranchir des approximations du problème direct ?	50
1.5 Plan de la thèse	53
<b>Chapitre 2 · Prendre en compte les incertitudes sur la géométrie des failles</b>	<b>57</b>
2.1 Introduction	60
2.2 Prediction uncertainties due to inaccuracies in the forward model	61
2.2.1 Uncertainties of the forward physical theory	61
2.2.2 Theoretical development to account for inaccuracies in fault geometry	63
2.2.3 Implementation of $C_p$ in a source inversion problem	63
2.3 A simplified 2D model : accounting for inaccuracies in the fault dip	66
2.3.1 Calculation of $C_p$	66
2.3.2 Influence of prediction uncertainty on the inferred slip distribution	69
2.4 A simplified 2D model : accounting for inaccuracies on the fault surface trace location	70
2.4.1 Calculation of $C_p$	70
2.4.2 Influence of prediction uncertainty on inferred slip distributions	70
2.5 Discussion	73
2.5.1 Influence of uncertainties in fault geometry	73
2.5.2 Accounting for uncertainties in both fault geometry and Earth structure	76



2.6	Conclusion	77
2.7	Appendix	79
2.7.1	For a uniform slip distribution	79
2.7.2	For a non-uniform slip distribution	80
<b>Chapitre 3</b>	<b>Impact des incertitudes épistémiques sur un modèle de glissement</b>	<b>83</b>
	Brève introduction au contexte sismo-tectonique de l'Italie Centrale	85
3.1	Introduction	87
3.2	The 24 August 2016 $M_w$ 6.2 earthquake	89
3.2.1	The 2016 seismic sequence of central Italy	89
3.2.2	Geometry of the causative fault	89
3.2.3	Crustal structure	90
3.3	Inversion framework	91
3.3.1	Data	91
3.3.2	Forward model	91
3.3.3	Accounting for epistemic uncertainties	92
3.3.4	Bayesian Sampling Approach	93
3.4	Slip models for the Amatrice earthquake	95
3.4.1	Influence of fault geometry on inferred slip models	95
3.4.2	Synthetic tests	99
3.4.3	Accounting for uncertainty in fault geometry	100
3.4.4	Accounting for uncertainties in both fault geometry and Earth model	104
3.5	Discussion	104
3.5.1	Influence of uncertainties in the fault geometry	104
3.5.2	Discussion of the co-seismic models of the Amatrice earthquake	105
3.5.3	Is $C_p^{\text{fault}}$ always critical in finite-fault slip inversions ?	108
3.6	Conclusion	109
<b>Chapitre 4</b>	<b>S'affranchir des limites de résolution temporelle du problème direct</b>	<b>113</b>
4.1	Introduction	115
4.2	Inversion Framework	117
4.2.1	Dual time inversion of co-seismic and early post-seismic data	117
4.2.2	Accounting for Epistemic Uncertainties	118
4.2.3	Bayesian approach	119
4.3	Application to a simplified 2D model	119
4.3.1	Forward Model	119
4.3.2	Results	121
4.4	Application to the 2009 $M_w$ 6.3 L'Aquila earthquake, Central Italy	121
4.4.1	Data, Forward Model and Prior Information	122
4.4.2	Co-seismic and early post-seismic slip models	123
4.5	Discussion	130
4.5.1	Discussion of the CTW approach	130
4.5.2	Non-uniqueness of co-seismic and afterslip models of the L'Aquila earthquake	133
4.5.3	Fault frictional properties and relationship between afterslip and aftershocks	133
4.6	Conclusion	135

<b>Chapitre 5 · Discussion et Perspectives</b>	<b>139</b>
5.1 Synthèse des résultats	<b>141</b>
5.2 Incertitudes sur la géométrie des failles : quels développements ?	<b>144</b>
5.2.1 Questions soulevées par les résultats des chapitres 2 et 3	<b>144</b>
5.2.2 Limites de l'approche et perspectives	<b>146</b>
5.3 Approche CTW : perspectives	<b>150</b>
5.4 Retour sur l'intérêt des procédures d'inversion bayésiennes	<b>151</b>
5.5 Quel futur pour les modèles de source et de glissement ?	<b>152</b>
<b>Conclusion générale</b>	<b>155</b>
<b>Annexe A - Suppléments du Chapitre 2</b>	<b>159</b>
A.1 Influence of uncertainty on fault dip for an optimization approach	<b>159</b>
A.2 Supplementary Figures	<b>160</b>
<b>Annexe B - Suppléments du Chapitre 3</b>	<b>173</b>
<b>Annexe C - Suppléments du Chapitre 4</b>	<b>191</b>
C.1 Description of the observations	<b>191</b>
C.2 Supplementary Tables	<b>192</b>
C.3 Supplementary Figures	<b>193</b>
<b>Références Bibliographiques</b>	<b>209</b>







# Introduction Générale

Explorer l'intégralité du globe terrestre, et même ses profondeurs insondables ? Jules Verne imaginait un monde sous-terrain peuplé de mille merveilles, accessible aisément grâce à un volcan Islandais au nom imprononçable. Hélas, malgré tous nos espoirs d'enfant, force est de constater que la fiction de Jules Verne restera un rêve. Impossible de voyager jusqu'au centre de la Terre ! Impossible même de visiter la croûte, cette coquille mince et fragile qui entoure le globe terrestre. Pourtant, c'est là, à peine quelques kilomètres sous nos pieds, que s'initient les tremblements de terre. Que ne donnerait-on pas pour aller jeter un coup d'œil là dessous ! Pour comprendre ce qui nous fait trembler ! Mais comment comprendre les séismes puisqu'on ne peut pas les observer directement ? Comment savoir ce qui se passe à l'intérieur de la Terre puisqu'on ne peut pas s'y rendre ? Un seul recours : ausculter le globe terrestre depuis sa surface. Mais les observations récoltées sont bien loin de l'essentiel du processus sismique, trop loin pour le décrire précisément. Notre compréhension des séismes et du globe terrestre reste donc entachée de multiples incertitudes.

Ce n'est d'ailleurs que très récemment que les processus primaires régissant la formation des séismes ont été expliqués. A la fin des années 1960, la théorie de la tectonique des plaques permettait de mieux cerner ce qu'il se passe directement sous nos pieds, à moins de 50 km de profondeur. Les plaques tectoniques, épaisses d'une centaine de kilomètres, rigides et sur lesquelles nous marchons, se déplacent sous l'action de la convection du manteau terrestre, partie ductile de la terre. Le déplacement relatif des plaques est absorbé par le glissement de la croûte terrestre le long de failles, zones de déformation généralement situées aux frontières des plaques mais aussi à l'intérieur de celles-ci. Lorsqu'une faille est bloquée, l'énergie accumulée peut finir par se libérer sous la forme d'une rupture brutale : un séisme.

Depuis ces découvertes révolutionnaires, les données acquises à la surface de la Terre se sont multipliées, et leur qualité est en constante amélioration. Grâce à l'avènement de la modélisation informatique, ces données ont pu être analysées, et ont enrichi notre compréhension des processus sismiques. Nul besoin de creuser plus profondément, donc ? Eh bien si ! Ces phénomènes sont en réalité très complexes et de nombreuses zones d'ombre subsistent. Pourquoi certaines zones de déformation produisent des séismes gigantesques et dévastateurs, alors que d'autres se déforment sans rupture ? Quels sont les liens entre ces méga-séismes et ceux que l'on ne ressent presque pas ? Pourquoi certains séismes se produisent en séquences rapprochées alors que d'autres sont isolés dans le temps ? Et enfin, comment mieux prévenir ces événements qui, chaque année, nous affectent violemment ?

L'imagerie des mécanismes profonds à la source des séismes nous aide à répondre à ces questions. Pourtant, cette imagerie est fortement influencée par la complexité des processus sismiques, par les incertitudes qui en dérivent et qui biaisent notre connaissance du globe terrestre. Par exemple, comment imager le déplacement relatif de deux plaques tectoniques si on ne sait pas à quoi ressemble leur interface ? Ou encore, comment modéliser la propagation du déplacement dans la croûte terrestre si on ne sait pas de quoi cette croûte est faite ? Sans surprise, l'image des séismes que nous dressons est donc sujette à caution. Notre compréhension des séismes est biaisée par des incertitudes qui prennent plusieurs formes : elles découlent soit d'une simplification volontaire du problème, soit d'une méconnaissance

totale ou partielle d'un milieu et/ou d'un processus. La complexité des mécanismes régissant les séismes est généralement simplifiée pour plusieurs raisons : parce que la ressource informatique nécessaire est moins gourmande pour des problèmes simples, parce que cela va plus vite – et, on s'en doute, le facteur vitesse peut être très important pour la prévention des séismes et risques associés : tsunamis, glissements de terrains,... – ou parce que l'on fait l'hypothèse que des complexités mineures ne vont pas avoir un impact majeur sur l'image d'un séisme. Mais c'est surtout parce que ces incertitudes sont souvent ignorées qu'elles sont problématiques.

Je chercherai ici à montrer que ces incertitudes ne sont pas rédhibitoires pour la compréhension des séismes. Bien qu'inhérentes à l'étude de ces événements, parce qu'elles résultent de causes diverses et n'affectent pas les processus sismiques de la même manière, elles renferment une information extrêmement riche et variée. Chercher à mieux les caractériser et les prendre en compte dans l'étude du processus sismique ne diminue pas la qualité des modèles de séismes obtenus, mais au contraire en précise les limites et les apports véritablement robustes. En somme, estimer et tenir compte de nos incertitudes, c'est peut être se diriger vers une nouvelle génération de modèles sismiques, plus réalistes que les modèles actuels, mais malgré tout objectifs sur notre méconnaissance du système Terre.

*Si votre temps est compté, rendez-vous directement à la Conclusion Générale (page 155), elle aussi est vulgarisée.*







## Chapitre 1

# Quelles incertitudes affectent nos modèles de séismes ?

<b>1.1</b>	<b>Pourquoi et comment étudier les processus sismiques ?</b>	<b>7</b>
<b>1.2</b>	<b>Modéliser les processus sismiques sur la faille : résoudre le problème inverse</b>	<b>13</b>
1.2.1	Une solution unique au problème inverse ?	14
1.2.2	Défier la non-unicité avec des approches bayésiennes	18
1.2.3	Biais de représentation et d'interprétation	20
<b>1.3</b>	<b>Observer le cycle sismique : limitations des données</b>	<b>30</b>
1.3.1	Prendre en compte les erreurs des données	30
1.3.2	GNSS	34
1.3.3	InSAR	35
1.3.4	Autres types de données statiques	36
<b>1.4</b>	<b>Modéliser la déformation en surface : approximer le problème direct</b>	<b>37</b>
1.4.1	Complexité de la Terre interne	37
1.4.2	Complexité des failles sismogènes	42
1.4.3	Complexité temporelle du cycle sismique	48
1.4.4	S'affranchir des approximations du problème direct ?	50
<b>1.5</b>	<b>Plan de la thèse</b>	<b>53</b>



Ce premier chapitre est une introduction détaillée au contexte de l'étude, et donc aux chapitres suivants. Nous nous intéresserons d'abord à comprendre en quoi consiste, l'étude des processus sismiques, et surtout ce qu'est la modélisation des séismes. Pour cela, nous explorerons la complexité des processus se produisant sur les failles sismiques : comment le déplacement est-il accommodé sur les failles, et quelle est son évolution spatiale et temporelle ? Ensuite, nous aborderons plus en profondeur les étapes régissant la modélisation des séismes, et quelles sont les incertitudes inhérentes à chacune de ces étapes. Un plan détaillé de la thèse conclura ce chapitre.

## 1.1 Pourquoi et comment étudier les processus sismiques ?

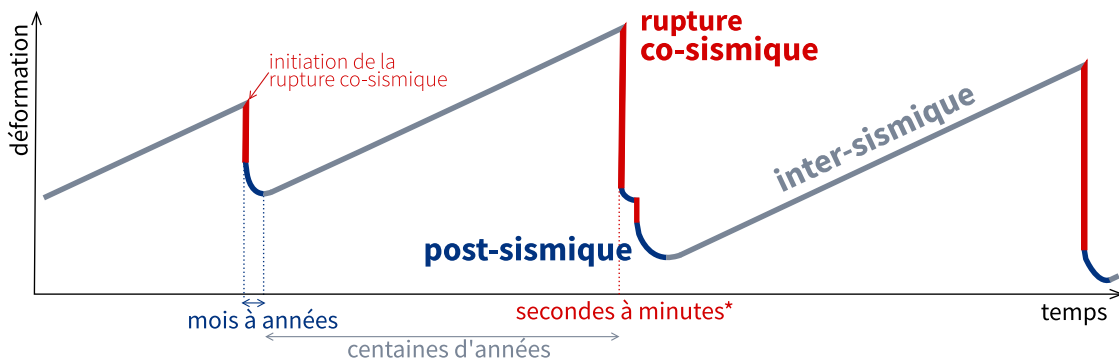
Comprendre et caractériser l'intérieur de la terre et les mécanismes qui le régissent, depuis son centre en passant par la croûte terrestre et jusqu'à la surface : cela s'annonce plutôt compliqué ! Surtout que seuls les 10 premiers kilomètres de la croûte terrestre nous sont accessibles, par l'intermédiaire de forages – le plus profond n'atteignant que 12 km de profondeur. Une broutille qui représente 0.15% de la distance nous séparant du centre de notre planète. Pour comprendre ce qui se produit sous nos pieds, une seule option possible : observer et être à l'écoute des signaux que la Terre nous envoie, depuis sa surface. Ces observations nous permettent notamment d'appréhender les multiples processus s'opérant sur, ou autour, des failles. Multiples, car les séismes, ces événements soudains, ne représentent qu'une facette de l'ensemble des mécanismes se produisant sur les failles. On peut regrouper l'ensemble de ces mécanismes sous l'appellation cycle sismique (Figure 1.1). Cette appellation ne veut pas dire que les phénomènes sismiques sont périodiques, mais elle renvoie à la multitude des processus régissant la naissance, le développement et l'arrêt de phénomènes sismiques et asismiques, ainsi que leurs interactions.

Le mouvement des plaques tectoniques provoque un déplacement sur les failles, qui peut prendre plusieurs formes. La forme la plus évidente de ce déplacement est initiée par une rupture sismique. Les séismes n'affectent pas la totalité d'une faille, mais plutôt des régions limitées, allant de quelques mètres à plusieurs kilomètres de long. La taille de la région affectée par un séisme conditionne, en partie, la magnitude<sup>1</sup> de celui-ci (e.g., Wells & Coppersmith, 1994). Quelques séismes vont ainsi durer une fraction de seconde et libérer une énergie équivalente à celle d'un stylo tombant à terre – c'est ce que l'on appelle la micro-sismicité. Mais la rupture sismique peut aussi se propager sur des dizaines de kilomètres, et/ou pendant plusieurs minutes, résultant en surface en un événement généralement destructeur, comme c'est le cas, par exemple, pour les séismes récents de Tohoku-Oki<sup>2</sup> (2009,  $M_w$ 9.0, Japon), d'Italie Centrale (2016,  $M_w$ 6.1), ou de Palu ( $M_w$ 6.5, 2018, Indonésie). Les séismes n'affectant pas l'ensemble d'une faille, certaines parties glissent aussi de manière asismique, c'est-à-dire sans provoquer de séismes (même de très faible magnitude). Ces phénomènes peuvent être transitoires, et on parle alors de glissement lent ou continu. Ces glissements asismiques font partie intégrante de n'importe quelle zone de déformation (e.g., Kanamori, 1977; Scholz et al., 1969; Perfettini et al., 2010), et peuvent aussi être induits de manière anthropique (e.g., Guglielmi et al., 2015; Duboeuf et al., 2017). Mais les interactions entre glissement sismique et asismique sont encore mal comprises. En effet, certaines parties des failles seraient à même de subir plusieurs types de déformation, et engendrer soit des séismes, soit du mouve-

<sup>1</sup>Il existe plusieurs types de magnitudes, mais la plus utilisée reste la magnitude de moment notée  $M_w$  car elle peut être reliée à des quantités physiques. La magnitude de moment, calculée sur la base du logarithme du moment sismique, reflète l'énergie libérée par un séisme. Plus le séisme libère une forte énergie, plus la magnitude sera grande. La magnitude de moment peut ainsi être négative pour les séismes de plus faible énergie.

<sup>2</sup>En l'occurrence, ce fut le tsunami déclenché par le séisme de Tohoku-Oki qui fut le plus destructeur.

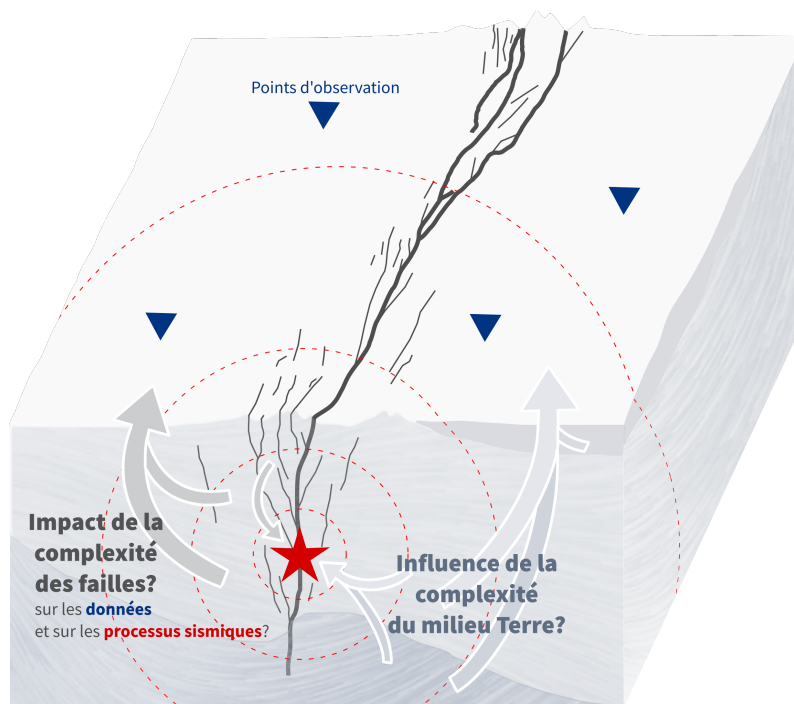
ment asismique. Ces régions finissent par rompre sismiquement seulement si elles sont suffisamment perturbées, par un séisme voisin par exemple. Cela pourrait expliquer pourquoi certaines failles sont rompues en un seul séisme, alors que d'autres rompent en une série d'événements sismiques successifs. C'est par exemple le cas de l'arc de Sumatra, qui est affecté par des séismes rompant une seule région principale (e.g., [Salman et al., 2017](#)), plusieurs régions d'une même faille (e.g., [Bletery et al., 2016a](#)), ou par plusieurs séismes organisés en série (e.g., [Tsang et al., 2016](#); [Salman et al., 2017](#)), parfois rapprochés d'à peine quelques heures (e.g., [Konca et al., 2008](#)).



**FIGURE 1.1 – Représentation simplifiée du cycle sismique.** La déformation quasi-instantanée provoquée par un séisme (déformation co-sismique) est suivie par une déformation post-sismique, qui diminue avec le temps. Ensuite, pendant la période inter-sismique qui peut durer plusieurs centaines d'années, seule la déformation induite par la tectonique des plaques est active. (\*) La durée d'un séisme ne dépasse généralement pas la vingtaine de secondes, mais les séismes dits "tsunamis" (parce qu'ils provoquent des tsunamis de plus grande amplitude qu'un séisme classique de même magnitude) peuvent durer jusqu'à plusieurs dizaines de secondes.

Il est en effet commun de penser qu'un grand séisme ne peut en cacher un autre. Mais ça n'est pas le cas. À la suite d'un séisme, le déplacement sur la faille se poursuit, pendant quelques heures à plusieurs années. Au delà de la complexité spatiale du déplacement sur une faille, celui-ci est donc aussi régi par une grande complexité temporelle, qui est encore mal comprise. Certaines failles rompent en séquence, c'est à dire sous l'action de plusieurs grands séismes successifs, comme à Sumatra donc, mais aussi en Californie (c'est le cas de la séquence du séisme de Landers, 1992, e.g., [Parsons & Dreger, 2000](#); [Hauksson et al., 2002](#)), ou en Italie avec deux séismes de magnitude supérieure à 6 se produisant à 2 mois d'intervalle (séquence sismique d'Italie Centrale en 2016, e.g., [Chiaraluce et al., 2017](#)). Un séisme de grande magnitude peut donc tout à fait en provoquer un deuxième, de magnitude équivalente ou même plus importante. Ce fut notamment le cas pour les séquences sismiques Italiennes et Californiennes citées précédemment. De même, en 15 jours, 4 séismes de  $M_w > 6.3$  ont frappé l'île de Lombok en Indonésie en août 2018. En un délai d'une heure, trois segments voisins de la faille Sovanco ont rompu et provoqué 3 séismes de  $M_w > 6.5$  au Canada, en octobre 2018. L'activité sismique peut aussi s'organiser en cycles de plusieurs dizaines à centaines d'années, pendant lesquels des périodes de sismicité intense sont séparées par des périodes plus calmes (e.g., [Sieh et al., 2008](#); [Nocquet et al., 2017](#)). Après n'importe quel grand séisme, qu'il fasse partie de ce que l'on appelle une séquence sismique ou non, s'organise une réponse des structures et du milieu. C'est la déformation post-sismique (Figure 1.1), qui suit donc la rupture co-sismique. De nombreux séismes de magnitude plus faible, les répliques, se déploient sur la faille et aux alentours. En parallèle s'organise une déformation asismique (qui ne provoque pas de séismes), d'abord sous la forme d'un glissement continu qu'on appelle *afterslip* (pour "après le glissement co-sismique"), et qui peut atteindre des amplitudes équivalentes au déplacement provoqué par un séisme (e.g., [Hsu et al., 2006](#)). Au contraire de la zone sismogène dans laquelle se produisent séismes et glissement asismique, qui atteint 15 km de profondeur et qui se déforme de manière élastique et cassante, le reste de la croûte et le manteau supérieur se déforment de manière ductile, ou visqueuse. A la suite d'un séisme, ces régions qui n'ont pas rompu vont revenir à leur état initial en libérant les contraintes

accumulées par le séisme sous la forme d'un mouvement visqueux, la relaxation visco-élastique (e.g., Nur & Mavko, 1974; Pollitz et al., 1998; Freed & Burgmann, 2004). Enfin, quelques semaines à mois après un séisme, la pression accumulée par les pores de la roche pendant un séisme tend à revenir à son état d'équilibre : c'est ce que l'on appelle le rebond poro-élastique (e.g., Peltzer et al., 1998; Jonsson et al., 2003).



**FIGURE 1.2 – La complexité de l'intérieur terrestre influence les processus sismiques et leurs observations.** Les failles sont complexes, constituées de multiples ramifications à toutes les échelles, et qui interagissent entre elles. La structure interne de la Terre peut aussi être très hétérogène. Toute cette complexité influence les processus sismiques. De même, elles perturbent la propagation des signaux jusqu'à la surface, et donc impactent nos observations. Pourtant, on connaît mal la complexité du monde sous-terrain : c'est pourquoi l'étude des séismes est si compliquée.

La complexité, à la fois temporelle et spatiale, du comportement d'une faille est probablement à mettre en parallèle avec la complexité de la structure de la faille elle-même, et du milieu qui l'entoure (Figure 1.2). Puisqu'on ne peut observer directement l'architecture d'une faille, c'est grâce à l'observation des traces de déformation en surface, de tests sur des échantillons de roche et de modélisations numériques que notre connaissance s'améliore. Comme une fracture dans une assiette ébréchée, une faille sismique n'est ni rectiligne, ni lisse, ni régulière, mais plutôt ondulée, accidentée et segmentée. L'hétérogénéité de l'architecture d'une faille, depuis l'organisation des atomes jusqu'à sa courbure kilométrique, va conditionner en partie le mouvement qui s'y produit (e.g., Power et al., 1987; Dieterich & Smith, 2009; Dunham et al., 2011; Bruhat et al., 2016; Zielke et al., 2017; Tal et al., 2017). Cette complexité influence aussi les propriétés frictionnelles de celle-ci (e.g., Byerlee, 1978; Okubo & Dieterich, 1984). Si la friction est faible, la région de la faille concernée peut se déplacer de manière aismique. Si la friction augmente, le mouvement rencontre de plus en plus de résistance, jusqu'à s'arrêter complètement. Lorsque les contraintes accumulées sur une région de faille dépassent la résistance engendrée par la friction, c'est la rupture sismique. Mais comment la complexité géométrique ou la rugosité d'une faille évoluent-elles dans le temps ? Après un séisme, les différentes régions d'une faille changent-elles

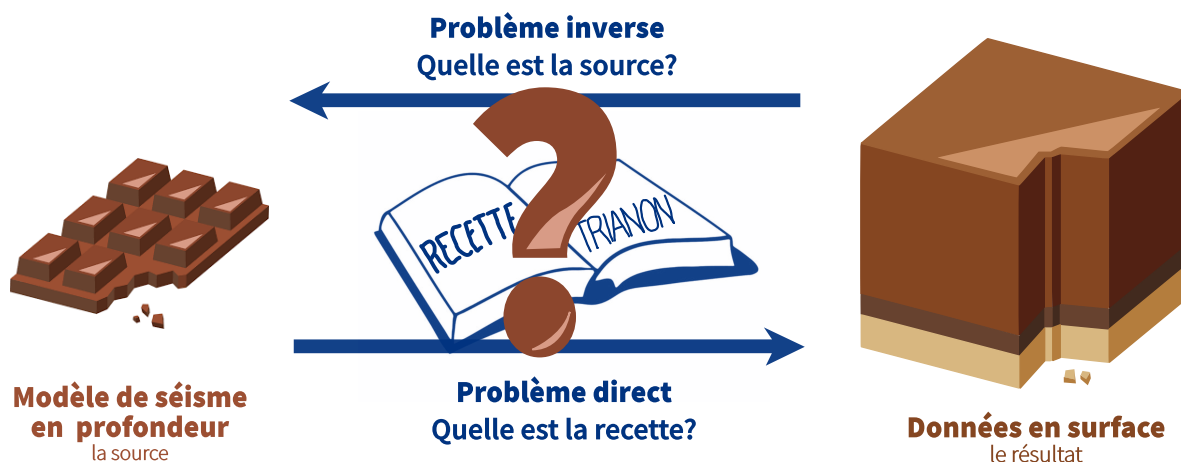
de propriétés frictionnelles ? Quelles sont les interactions entre régions de frictions différentes ? A ces questions, quelques pistes de réponses ont déjà été proposées, comme par exemple avec l'élaboration des lois de friction du type *rate and state* (e.g., Rice & L. Ruina, 1983; Rice et al., 2001). Ces lois de friction proposent notamment une relation empirique entre la friction sur la faille et le taux de déformation de celle-ci. Mais ces lois phénoménologiques dérivent d'expériences en laboratoire, et quelquefois ne suffisent pas à expliquer ce qui se passe à plus grande échelle (e.g., Johnson et al., 2012; Van den Ende et al., 2018). Surtout que d'autres facteurs contrôlent potentiellement le cycle sismique. En plus d'être rugueuse, une faille n'est pas non plus une interface claire et distincte séparant deux portions de croûte saine. Au contraire, une faille se divise en de multiples ramifications, qui toutes sont susceptibles de rompre ou glisser. Entre ces ramifications, le milieu est perturbé, fracturé. C'est du moins ce que l'on suppose grâce à de nombreuses observations in-situ (par exemple en Californie, au Japon et au Chili, Dor et al., 2006; Mitchell & Faulkner, 2009; Mitchell et al., 2011). Une faille majeure serait donc entourée d'une zone d'endommagement (ou *damage zone*). Cette région endommagée va, elle aussi, influencer les processus sismiques et asismiques sur la faille, notamment en accommodant une partie du déplacement (Dieterich & Smith, 2009). A plus grande échelle, les failles s'organisent souvent en réseaux que l'on peut notamment observer dans des zones de déformation continentales, comme en Italie Centrale<sup>3</sup> ou encore dans l'est Californien. La déformation est dans ce cas accommodée par un ensemble de failles mesurant plusieurs kilomètres de long, et pouvant être distantes de plusieurs centaines de kilomètres. Souvent, ces failles interagissent entre elles (Deng & Sykes, 1997; Toda et al., 2011). Un déplacement, sismique ou non, peut modifier suffisamment l'état de contrainte d'une autre faille pour y favoriser l'occurrence d'un séisme (e.g., Stein, 1999; Freed, 2005). Ces interactions entre failles expliquent notamment les séquences de séismes. Un exemple typique reste celui de la séquence Nord Anatolienne (en Turquie), durant laquelle chaque séisme aurait favorisé la rupture du segment de faille adjacent, rompant au total plus de 800 km de faille en 60 ans (e.g., Stein et al., 2007). D'ailleurs, les transferts de contraintes sont aussi influencés par la rugosité des failles (Mildon et al., 2016). Finalement, c'est aussi l'hétérogénéité de la croûte terrestre même qui peut être source de complexité. Bien que la géologie des structures superficielles soit maintenant bien connue pour la plupart des régions continentales du monde, il reste très délicat d'extrapoler ces connaissances à plus de quelques kilomètres de profondeur. Les forages nous renseignent sur les premiers kilomètres en dessous de la surface, mais restent des informations très localisées. La structure primaire du globe est désormais connue, mais les hétérogénéités du milieu à petites échelles (quelques mètres à kilomètres) sont nombreuses et très mal contraintes. Pourtant, ces hétérogénéités vont avoir une influence importante sur les processus sismiques, et ce peu importe leur échelle : elles perturbent la propagation des ondes sismiques (e.g., Levander & Holliger, 1992; Levander et al., 1994; Bean et al., 1999), retardent une partie de l'énergie sismique (et participent à ce qu'on appelle la coda<sup>4</sup>, Aki, 1969), et bien sûr influencent le déplacement enregistré en surface (e.g., Sato, 1989; Hartzell et al., 2010; Gallovič et al., 2015).

C'est bien toutes ces complexités qu'il nous faut déchiffrer si l'on veut mieux comprendre les séismes. Une grande partie des phénomènes et propriétés décrits brièvement ci-dessus ont été caractérisés grâce à l'analyse de modèles. Un modèle est la représentation d'un processus. On peut par exemple chercher une représentation du déplacement qui a eu lieu sur une faille en profondeur, ou encore une image des propriétés de la croûte terrestre à un endroit précis. Cette représentation, on la souhaite la plus réaliste possible : elle devra donc respecter les indications définies par les observations récoltées en surface. Hélas, on l'a vu, les processus à modéliser sont des phénomènes complexes, et la capacité des observations à nous informer est limitée. Ces processus peuvent donc, bien trop souvent, être expliqués par des représentations différentes : plusieurs modèles sont possibles et reproduisent de manière

<sup>3</sup>Ces failles sont responsables des séismes destructeurs de L'Aquila en 2009 et d'Amatrice et Norcia en 2016.

<sup>4</sup>Plusieurs minutes après un séisme, le sol continue à trembler : c'est la coda sismique. La coda correspond aux ondes enregistrées directement après le passage des ondes directes et issues de trajets complexes dans le milieu.

similaire nos observations. Comment alors discriminer le modèle le plus réaliste ? C'est la principale difficulté de ce que l'on appelle le problème inverse<sup>5</sup> : la non-unicité de la solution (e.g., Olson & Apsel, 1982; Hartzell & Heaton, 1983).



**FIGURE 1.3 – La recette des séismes : le problème direct.** Comprendre les séismes, c'est aussi et surtout comprendre le lien entre ce que l'on observe en surface et le processus sismique. Ce lien peut être apparenté à une recette de cuisine : si on ne connaît pas la recette exacte, impossible de retrouver le résultat escompté ! Et donc, puisque l'intérieur de la terre est inaccessible, la recette des séismes l'est elle aussi : il nous est impossible de saisir toute leur complexité. Mais cela ne doit pas nous empêcher de nous rapprocher le plus possible de cette complexité, et de la réalité.

Le problème inverse est surtout contraint par notre capacité à comprendre ce que l'on observe : comment expliquer nos données ? Comment les reproduire fidèlement ? Il faudrait pour cela non pas modéliser un phénomène isolé, mais bien appréhender l'ensemble des facteurs qui vont influencer les observations. Si l'on observe un séisme, on voudrait concevoir l'ensemble des phénomènes mis en œuvre, depuis l'initiation du séisme en profondeur jusqu'aux tremblements déclenchés en surface. On voudrait connaître l'architecture de la faille sur laquelle le séisme a eu lieu, et les propriétés du milieu autour de celle-ci et jusqu'à la surface, pour mieux saisir pourquoi ce qu'on observe est aussi perturbé, et pourquoi on ne peut le modéliser simplement. On voudrait comprendre ce qui relie la source sismique à la réponse de la terre. Cette relation peut s'apparenter à une recette de cuisine : le chocolat, à la source de nombreuses recettes, correspond à notre tremblement de terre. En pleine dégustation d'un délicieux trianon au chocolat (c'est notre donnée en surface), une question survient : mais comment une tablette de chocolat peut-elle donner un tel résultat ? Autrement dit, quelle est la recette, détaillée pas à pas, de ce gâteau (Figure 1.3) ? Au contraire du trianon au chocolat que l'on peut observer, goûter et examiner sous toutes ses formes, les données à la surface de la terre sont bien trop rares pour nous renseigner sur la recette des séismes. De même, nos observations sont aussi trop limitées pour remonter sans incertitudes à la source des séismes, et résoudre le problème inverse (ou déterminer avec quelle tablette de chocolat le trianon a été réalisé). Finalement, trouver un modèle est tout aussi délicat que reproduire fidèlement les observations, trouver la recette qui les explique. C'est ce que l'on appelle le problème direct. Résoudre le problème direct, c'est expliquer tous types de données, depuis les plus simples, comme des valeurs de déplacement du sol en quelques points à la surface du globe, jusqu'à des données plus complexes et variables dans le temps, comme des sismogrammes<sup>6</sup>. Le problème direct est un défi, parce qu'il est considérablement impacté par notre méconnaissance du système Terre et du cycle sismique : complexité de la structure des failles et des propriétés de la sub-surface, complexité temporelle et spatiale du comportement d'une faille. Soit parce qu'on connaît mal cette complexité, soit

<sup>5</sup>Le problème inverse consiste à trouver la représentation la plus réaliste possible d'un processus, connaissant ses effets.

<sup>6</sup>Enregistrement des ondes sismiques ayant atteint la surface du globe.



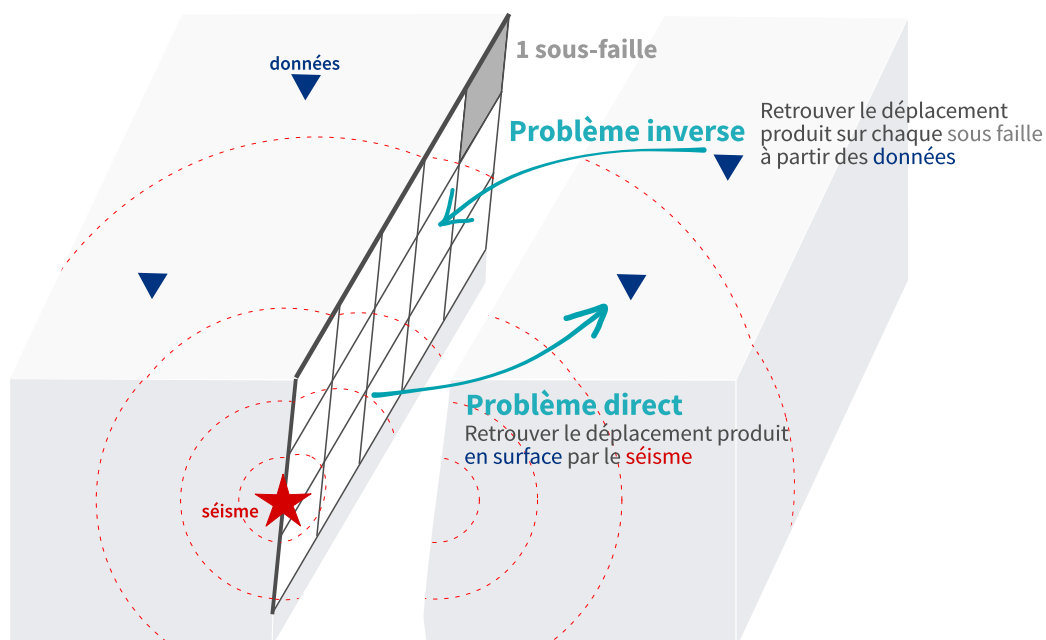
parce qu'on est contraint de la simplifier, on inclut de nombreuses incertitudes dans la résolution du problème direct.

C'est à quelques unes de ces incertitudes, dites épistémiques, que je m'intéresse ici. Plus particulièrement, je m'intéresse à celles qui influencent les modèles du déplacement sur les failles, plus communément appelés modèles de glissement, et qui peuvent apporter de nombreuses informations sur les propriétés de régions particulières ou sur le comportement des failles en général. Dans la suite de ce chapitre, je soulignerai les principales zones d'ombres qui affectent encore notre compréhension de ces modèles de glissement : difficultés de résolution du problème inverse, erreurs des observations, et enfin incertitudes inhérentes au problème direct. Pour finir, je détaillerai les incertitudes auxquelles je m'intéresserai dans cette thèse, et pourquoi il est important de leur porter attention.

## 1.2 Modéliser les processus sismiques sur la faille : résoudre le problème inverse

Le problème inverse n'est pas limité à l'étude de la source sismique. Il est utilisé en sciences de la Terre (modélisation du couplage inter-sismique, tomographie, gravimétrie, localisation des séismes) mais également dans de nombreux autres domaines : par exemple, l'imagerie médicale, le traitement d'images, le génie civil, la chimie, etc.

Les problèmes inverses nous aident à analyser des systèmes complexes, en déterminant les causes de phénomènes pour lesquels nous ne connaissons que les effets. Toutefois, un problème inverse est fortement conditionné par son problème direct.



**FIGURE 1.4 – Un modèle simplifie la réalité.** Pour simplifier la modélisation du déplacement qui a eu lieu sur une faille lors d'un séisme, la faille est discrétisée en éléments de petites tailles, appelés sous-failles. Le problème inverse consiste alors à retrouver le déplacement qui a eu lieu sur chacune de ces sous-failles, en connaissant la déformation produite à la surface de la terre par ce déplacement. Au contraire, le problème direct revient à expliquer la déformation observée en surface, en choisissant l'amplitude et la direction du déplacement s'étant produit sur la faille.

Le problème inverse, on l'a vu dans la section d'introduction (1.1), consiste à trouver la version la plus réaliste d'un modèle, en ayant en main quelques observations pour s'aiguiller. Le problème inverse peut s'écrire sous la forme d'une équation simple, reliant le modèle recherché  $\mathbf{m}$  aux données  $\mathbf{d}$ . On souhaite donc trouver  $\mathbf{m}$  tel que :

$$\mathbf{d} = \mathbf{G}(\mathbf{m}). \quad (1.1)$$

Le lien entre données et modèle est la fonction de Green  $\mathbf{G}$ . Cette dernière reflète la réponse de la terre à un phénomène simple, version simplifiée du modèle recherché. Ce qui n'empêche pas  $\mathbf{G}$  d'être complexe, puisque les séismes le sont. En pratique, on ne cherche à estimer le glissement qu'en un nombre

limité points, correspondant à des régions de faille de taille restreintes, qu'on appelle sous-failles (Figure 1.4). Le glissement qui a eu lieu sur chacune de ces sous-failles peut être caractérisé par plusieurs paramètres : amplitude, direction, durée, temps d'initiation, propagation, etc. L'ensemble de ces paramètres définit le modèle recherché, dont le but final est de reproduire le champ de déplacement observé en surface. Résoudre le problème inverse, se résume donc à trouver un ou des jeux de paramètres qui expliquent les données. Mais pour cela, il faut d'abord estimer  $\mathbf{G}$ , ce qui revient à résoudre le problème direct. Ces fonctions de Green vont conditionner la complexité du problème inverse : paramétrisation du problème, caractéristiques de la réponse de la terre, etc.

Cette complexité est souvent mal comprise ou simplifiée, et la capacité des observations à nous informer est restreinte par le fait que toutes sont enregistrées en surface. Sans surprise, la résolution du problème inverse en pâti. De trop nombreux séismes sont imagés par des modèles radicalement différents, voire contradictoires, alors qu'ils sont contraints par les mêmes données. Ce problème de variabilité des modèles n'est pas réservé à quelques séismes peu instrumentés. Les séismes continentaux, généralement bien observés, sont pourtant rarement imagés par des modèles semblables : un cas classiquement cité est le séisme de Landers, qui a frappé la Californie en 1992 avec une magnitude  $M_w$  de 7.3, très bien instrumenté, excessivement étudié et pourtant imagé de façon très inégale (voir références Figure 1.5 et Minson et al., 2013). On pourrait aussi citer, toujours dans un contexte continental, le séisme d'Izmit ( $M_w$  7.4, Clévédy et al., 2004; Duputel et al., 2014) ou encore le séisme de L'Aquila,  $M_w$  6.3, qui a détruit la ville du même nom en 2009 en Italie (voir Figure 1.5). Le séisme de Tohoku-Oki ( $M_w$  9.0, 2011, Japon) est lui aussi un bon exemple de non-unicité des modèles de source (Bletery et al., 2014; Razafindrakoto et al., 2015; Lay, 2017), cette fois dans un contexte de subduction. Les quelques exemples précédents sont loin de représenter une liste exhaustive : la majorité des séismes sont imagés par des modèles extrêmement variables. Pourtant, les modèles de glissement et les modèles de source<sup>7</sup> servent de fondement à de nombreuses interprétations : propriétés génériques des failles, interactions entre phases du cycle sismiques, budgets de glissement et redistribution des contraintes qui aident à qualifier l'aléa sismique régional, etc. Alors, comment être certain que ces interprétations sont correctes si elles sont basées sur des modèles incertains ? Quelle est le risque que ces interprétations soient incomplètes, ou mauvaises ? Parce que les séismes sont des phénomènes complexes et que nous avons peu de données pour les comprendre, les modèles qui les expliquent peuvent être très variables. Mais cette variabilité ne dérive-t-elle pas aussi de nos méthodes de résolution du problème inverse ? Et finalement, ce problème de non-unicité est-il une fatalité ?

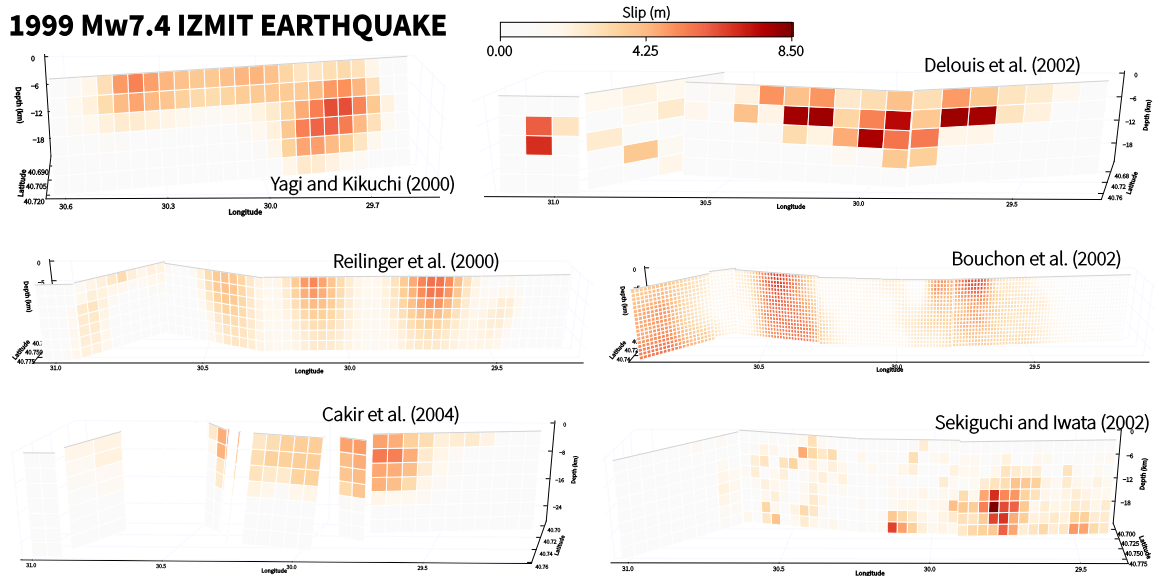
### 1.2.1 Une solution unique au problème inverse ?

Pour trouver une solution au problème inverse, il faut d'abord caractériser la qualité des modèles. Le critère généralement utilisé pour cela est la fonction coût, que l'on notera  $\chi(\mathbf{m})$ . Elle reflète l'écart entre les données  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$  et les prédictions du modèle (les déplacements engendrés en surface par le modèle aux positions des données), calculées par  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\mathbf{m})$ . Lorsque l'écart entre observations et prédictions est faible, le modèle explique les données. Lorsque l'écart augmente, le modèle reflète moins bien les observations de surface : on peut alors considérer qu'il est moins réaliste. La grande majorité des méthodes de résolution du problème inverse cherchent une solution unique<sup>8</sup>, un modèle meilleur que tous les autres : celui qui minimise la fonction coût. Le meilleur modèle est souvent cherché au sens des moindres carrés : il minimise la norme  $L^2$  de l'écart entre observations et prédictions. Dans ce cas, la

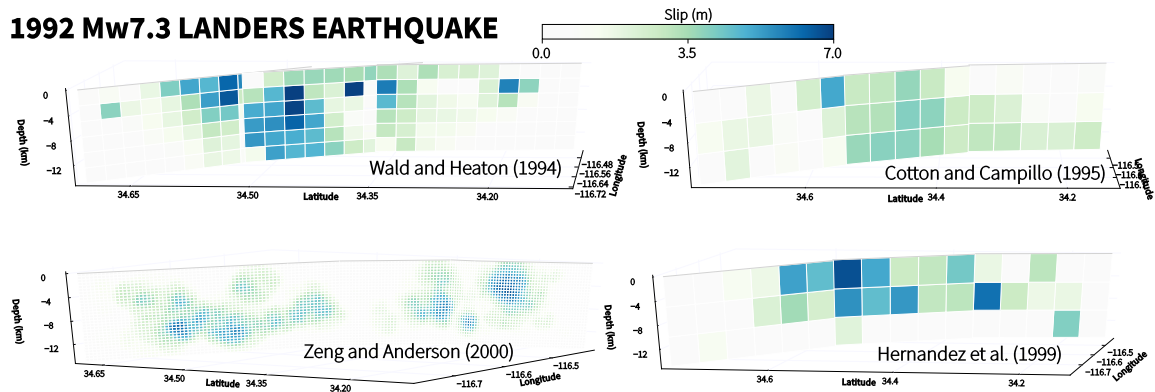
<sup>7</sup>On peut définir comme un modèle de glissement un modèle de déplacement statique sur la faille. Seules la direction et l'amplitude du glissement qui a eu lieu pendant une période de temps donnée sont estimées. Au contraire, les modèles de source sont issus de données avec une dimension temporelle : ils reflètent aussi l'évolution de la rupture sismique en fonction du temps.

<sup>8</sup>On appelle ces méthodes (qui cherchent une solution unique au problème inverse) des méthodes d'optimisation.

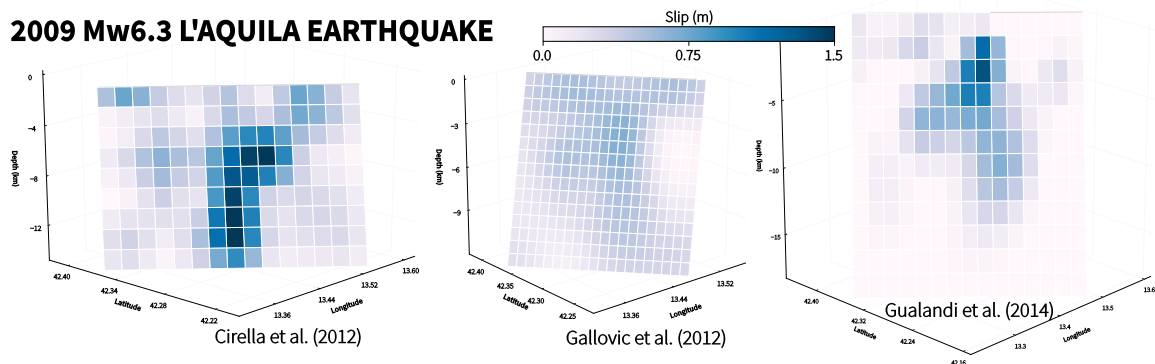
### 1999 Mw7.4 IZMIT EARTHQUAKE



### 1992 Mw7.3 LANDERS EARTHQUAKE



### 2009 Mw6.3 L'AQUILA EARTHQUAKE



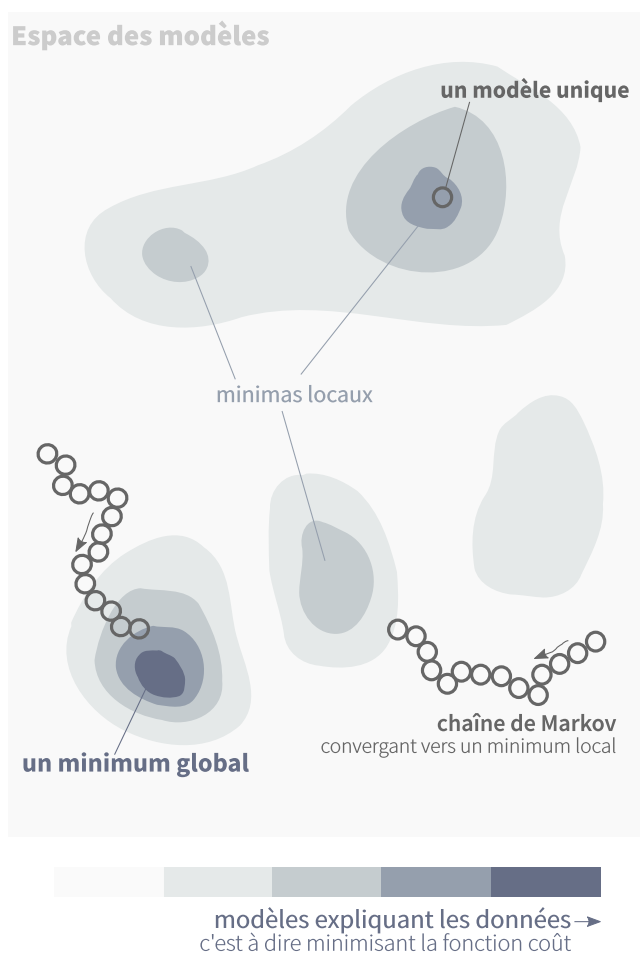
**FIGURE 1.5 – Variabilité des modèles estimés pour les séismes d'Izmit (Turquie) , de Landers (Californie) et de L'Aquila (Italie).** Bien que très bien instrumentés, l'imagerie de ces séismes diffère largement en fonction des données utilisées et des méthodes de résolution du problème inverse employées. Les modèles pour le séisme d'Izmit (Reilinger et al., 2000; Yagi & Kikuchi, 2000; Delouis et al., 2002; Bouchon et al., 2002; Sekiguchi & Iwata, 2002), de Landers (Wald & Heaton, 1994; Cotton & Campillo, 1995; Hernandez et al., 1999) et de L'Aquila (Cirella et al., 2012; Gallovič & Zahradník, 2012; Gualandi et al., 2014) sont disponibles sur SRCMOD (<http://equake-rc.info/SRCMOD/>, Mai & Thingbaijam, 2014).

ir

fonction coût est :

$$\chi(\mathbf{m}) = \|\mathbf{d} - \mathbf{G}(\mathbf{m})\|^2. \quad (1.2)$$

Lorsque les données et les paramètres du modèle ont une relation linéaire, le problème inverse est dit linéaire et il peut être résolu analytiquement, par exemple avec une décomposition en éléments propres. Si le problème est faiblement non linéaire, il peut être linéarisé autour d'un modèle initial. L'intérêt de ce type d'approches dite locales est qu'elles nécessitent un temps de calcul limité, qu'elles sont simples à mettre en œuvre, et qu'elles permettent d'obtenir une solution qui explique correctement les données.



**FIGURE 1.6 – Une illustration de l'espace des modèles.**

Plusieurs régions de l'espace des solutions contiennent des modèles expliquant correctement les observations. Plusieurs minima globaux pourraient même exister. L'emploi de méthode d'échantillonnage heuristiques, ici par exemple en utilisant deux chaînes de Markov en parallèle, permet d'explorer de manière plus rigoureuse l'espace des modèles comparé à des approches locales. Cependant, la finalité de ce type d'approches est toujours de ne trouver qu'un seul modèle.

fonctionnent de cette manière. C'est aussi le cas des algorithmes MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*),

<sup>9</sup>Si le nombre de paramètres du modèle augmente, alors le nombre de modèles à explorer augmente. Par exemple, si un modèle est caractérisé par deux paramètres dont les valeurs sont entières et peuvent évoluer entre 1 et 10, alors le nombre de modèles possibles est  $10^2$ . Si l'on ajoute un paramètre au modèle, alors le nombre de modèles possibles devient  $10^3$ .

Mais ces approches infèrent bien souvent un minimum local, non souhaité, puisque les minimas ne sont pas uniques (car plusieurs modèles différents peuvent expliquer de manière similaire les observations, voir Figure 1.5).

Pour éviter de "tomber" dans un minimum local, peu représentatif de la réalité et/ou peu probable, et donc pour trouver le meilleur minimum, c'est à dire le minimum global du problème, ou encore pour tenter de résoudre des problèmes non linéaires et non linéarisables, il faudrait explorer une grande partie de l'espace des modèles. C'est possible grâce à des algorithmes heuristiques, qui permettent un échantillonnage au moins partiel mais représentatif des solutions grâce à des tirages aléatoires (Sambridge & Mosegaard, 2002). Ces algorithmes probabilistes, de type Monte-Carlo, ont cependant une limitation majeure : plus le nombre de paramètres du modèle est grand, plus la dimension de l'espace des solutions à explorer augmente<sup>9</sup>, plus le nombre de tirages croît de façon exponentielle : et de là le temps de calcul.

Une option pour modérer cette limitation est de restreindre l'échantillonnage de l'espace des solutions aux modèles qui en valent la peine. L'algorithme explore d'abord vaguement l'ensemble des modèles possibles, puis se concentre ensuite sur les régions de l'espace qui minimisent la fonction coût (voir Figure 1.6). Les algorithmes génétiques (e.g., Smith et al., 1992) ou de voisinage (e.g., Sambridge, 1999b,a)

pour lesquels l'exploration de l'espace des solutions se fait au sein d'une chaîne de Markov : un maillon de la chaîne correspond à un modèle, qui est dérivé de manière pseudo-aléatoire du modèle précédent et est plus proche (ou à la même distance) d'une région à faible fonction coût (Figure 1.6). Un algorithme classiquement utilisé est l'algorithme de Metropolis-Hastings (Metropolis & Ulam, 1949; Metropolis et al., 1953), duquel est dérivé l'algorithme de recuit-simulé (Kirkpatrick et al., 1983). L'utilisation de plusieurs chaînes de Markov indépendantes en parallèle permettra ainsi une exploration plus robuste. Ces méthodes requièrent une paramétrisation *a priori*<sup>10</sup> pour définir l'exploration de l'espace des modèles. L'échantillonnage peut donc être entièrement régi par des paramètres choisis au préalable, ou qui nécessitent de connaître la solution par avance. Souvent, ces paramètres *a priori* ne sont pas correctement définis (e.g., Aarts & Van Laarhoven, 1985; Lomax & Snieder, 1994; Sambridge, 1999b) et l'utilisation de tels algorithmes ne garantit donc pas que le meilleur modèle soit le minimum global du problème.

L'ensemble des méthodes précédemment citées sont donc limitées, et n'imaginent pas nécessairement le meilleur modèle de l'espace des solutions. Ces méthodes sont donc quasi-systématiquement contraintes par des informations données *a priori*, qui permettent de limiter l'exploration de l'espace des solutions à des régions qui nous semblent plus réalistes. Ces informations simplifient le problème inverse : elles sont utilisées, par exemple, pour évincer les paramètres négatifs (le glissement de chaque sous-faille est positif, e.g., Das & Kostrov, 1994; Das & Suhadolc, 1996), pour obtenir un modèle plus lisse et moins hétérogène spatialement (une manière de régulariser le problème), pour linéariser le problème (en fixant des paramètres, comme la vitesse de rupture par exemple) ou pour le stabiliser (pour qu'il soit moins dépendant de faibles variations dans les données). Une des contraintes *a priori* la plus couramment utilisée, et pourtant la moins réaliste, est la régularisation du problème inverse. Un exemple classique de régularisation est de lisser les modèles *a priori*, en forçant l'homogénéité de la répartition spatiale du glissement sur la faille. Le lissage des paramètres a un effet non négligeable sur les modèles de source (Causse et al., 2010; Gallovič et al., 2015; Gombert et al., 2017), tout comme les autres types de régularisation (Olson & Apsel, 1982; Du et al., 1992; Beresnev, 2003; Aster et al., 2005). Pourtant, ces paramètres de régularisation sont quasi-systématiquement employés alors que leur utilisation n'est pas justifiée : un modèle lisse serait-il plus réaliste qu'un modèle hétérogène ? D'autre part, la régularisation est basée sur des critères non physiques : comment définir le degré d'homogénéité d'un modèle réaliste ? La régularisation est aussi souvent utilisée pour imposer une variation limitée à des paramètres qui ont un trop grand degré de liberté (qui sont donc mal informés par les observations). Mais pourquoi ne pas seulement estimer l'incertitude sur ces paramètres mal contraints ? Finalement, contraindre le modèle inverse *a priori* ne rend pas les modèles plus réalistes, parce que les contraintes (et pas seulement la régularisation) n'ont aucun sens physique, et sont ajoutées au problème inverse même lorsque l'on pourrait s'en passer. Mais inclure des informations *a priori* permet surtout de palier aux restrictions des algorithmes employés.

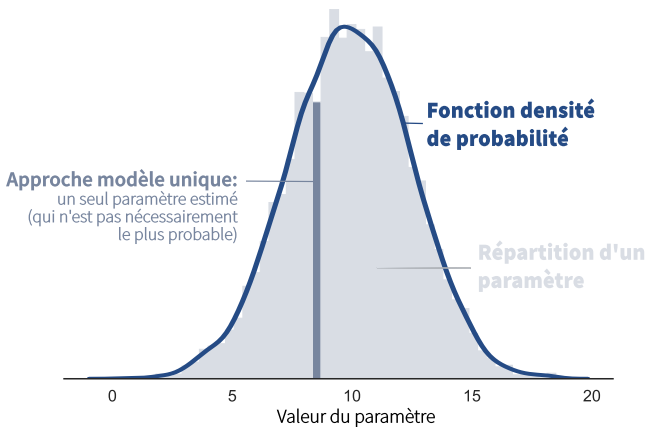
Le problème de la non-unicité et de la variabilité des modèles estimés n'est donc sûrement pas là où on le pense. En effet, le problème inverse appliqué au comportement des failles sera toujours mal posé<sup>11</sup> parce que les données disponibles sont trop loin des processus observés. Pourtant, la grande majorité des méthodes de résolution du problème inverse cherchent une solution unique, un modèle meilleur que tous les autres. La difficulté principale viendrait donc peut être de notre manière de poser le problème inverse : pourquoi chercher un modèle unique puisque l'on sait qu'il n'y en a pas qu'un seul ? A quel point nos informations *a priori* sont-elles réalistes, et nous aident-elles à résoudre le problème inverse ? Ce type de méthodes implique aussi que le meilleur modèle est estimé sans aucune incertitude. Or, on sait

<sup>10</sup>Dans cette thèse, l'emploi de *a priori* réfère presque toujours à "avant le processus d'inversion", et sous-entend souvent que ce qui est *a priori* va avoir une influence sur le résultat de l'inversion.

<sup>11</sup>Un problème mal posé n'admet pas de solution unique.

que ce n'est pas le cas puisque plusieurs meilleurs modèles existent. Comment estimer les incertitudes des modèles obtenus ?

### 1.2.2 Défier la non-unicité avec des approches bayésiennes



**FIGURE 1.7 – Les approches bayésiennes permettent d'évaluer l'ensemble des valeurs possibles pour un paramètre en estimant leur fonction densité de probabilité (autrement dit, leur répartition), et ainsi de se concentrer sur les valeurs les plus probables.** Dans cet exemple, la fonction densité de probabilité (PDF) est Gaussienne, mais elle pourrait être bien plus complexe et ressembler à n'importe quelle fonction réelle.

Somme-nous donc condamnés à chercher des modèles uniques, sans estimer la variabilité de tous les modèles probables et en restreignant l'espace des solutions avec des informations non justifiées ? Non ! Le problème inverse peut être posé de manière différente : au lieu de chercher la meilleure valeur d'un paramètre, on pourrait plutôt s'intéresser à la répartition des valeurs les plus probables dans l'espace des solutions (Tarantola & Valette, 1982a,b; Mosegaard & Tarantola, 1995). Chaque paramètre n'est alors plus représenté par un nombre, mais par une densité de probabilité (*Probability Density Function*, ou PDF, Figure 1.7). Intuitivement, on peut se représenter la densité de probabilité d'un paramètre comme son histogramme très précis. Les densités de chacun des paramètres peuvent être fortement corrélées, puisque c'est un jeu de paramètres qui décrit un modèle. Obtenir un jeu de densités de probabi-

lités, et non plus un simple vecteur, permet donc de caractériser l'ensemble des modèles possibles, mais aussi les modèles les plus probables, et surtout d'estimer la variabilité de ces modèles les plus probables (et donc de déterminer l'incertitude des modèles obtenus).

Résoudre un tel problème inverse suppose donc d'estimer une loi de probabilité à partir de données. On peut s'aider pour cela du théorème de Bayes, issu des définitions des probabilités conditionnelles. Ce théorème stipule que la probabilité des paramètres du modèle (probabilité du modèle sachant les données,  $p(\mathbf{m}|\mathbf{d})$ ) peut être dérivée de deux lois antérieures, une probabilité *a priori* sur le modèle  $p(\mathbf{m})$ , et notre capacité à expliquer les données (probabilité des données sachant le modèle,  $p(\mathbf{d}|\mathbf{m})$ ) :

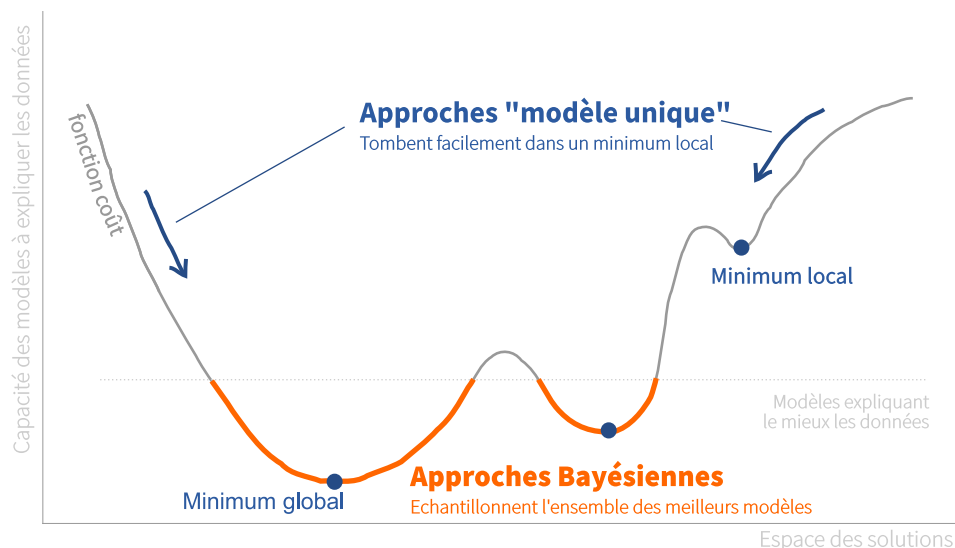
$$p(\mathbf{m}|\mathbf{d}) = \frac{p(\mathbf{d}|\mathbf{m}) p(\mathbf{m})}{p(\mathbf{d})}, \quad (1.3)$$

le dénominateur  $p(\mathbf{d})$ , aussi appelé *evidence*, ne dépendant pas du modèle tel que  $p(\mathbf{d}) = \int p(\mathbf{d}|\mathbf{m}) p(\mathbf{m}) d\mathbf{m}$ . Autrement dit, ce théorème implique que si l'on connaît parfaitement la réponse de la terre pour différents modèles et pour le jeu de données récolté (donc les fonctions de Green) et ses probabilités associées, alors l'observation de ce jeu de données permet de remonter à leur cause, et donc au modèle recherché. Une solution analytique peut donc être déterminée dans le cas où le problème inverse est linéaire, et si l'on présuppose que toutes les densités de probabilité sont Gaussiennes (Tarantola, 2005; Menke, 2012). En pratique, parce que l'on manque de données, on est contraint d'utiliser des *a priori* moins restrictifs que des Gaussiennes (un *a priori* Gaussien privilégiant une région particulière de l'espace des solutions), et  $p(\mathbf{m})$  sera souvent décrite par une loi de probabilité uniforme. Ainsi, les informations données *a priori* ne restreignent pas l'exploration des solutions à une partie limitée de l'espace des modèles, ou

les restreignent sur une gamme de valeurs possibles très large. En parallèle,  $p(\mathbf{d}|\mathbf{m})$  sera évaluée à l'aide de la fonction coût  $\chi(\mathbf{m})$ , qui reflète bien notre capacité à retrouver les données en fonction du modèle considéré. Enfin, le dénominateur est souvent considéré comme une constante de normalisation<sup>12</sup>. Le théorème de Bayes nous indique alors que la capacité d'un modèle à résoudre le problème inverse peut s'exprimer à l'aide de la fonction coût ( $f$  étant une fonction qui sera détaillé dans les sections suivantes) :

$$p(\mathbf{m}|\mathbf{d}) \propto p(\mathbf{m}) f(\chi(\mathbf{m})). \quad (1.4)$$

Au lieu de ne garder que le meilleur modèle d'un échantillonnage type Monte Carlo, résoudre le problème inverse avec une approche bayésienne suppose donc que l'on peut exploiter l'ensemble des échantillons trouvés (Figure 1.8). Mais la résolution du problème inverse, même posé sous cette forme statistique, repose toujours sur l'échantillonnage de l'espace des modèles. Pour tenter de répondre aux déficiences des algorithmes présentés en Section 1.2.1, plusieurs approches ont été développées. C'est notamment le cas d'AlTar<sup>13</sup>, une implémentation récente de CATMIP (pour *Cascading Adaptive Transitional Metropolis in Parallel*), élaboré au *California Institute of Technology* ces dernières années (Minson et al., 2013, 2014). AlTar repose sur l'utilisation en parallèle d'algorithmes itératifs type TMCMC



**FIGURE 1.8 – L'intérêt des approches bayésiennes : explorer l'ensemble des solutions.** Au contraire des approches qui ne cherchent qu'un modèle unique, meilleur que tous les autres, au risque de ne trouver qu'un modèle expliquant faiblement les données (un minimum local par exemple), les approches bayésiennes échantillonnent l'ensemble des meilleurs modèles. Le meilleur modèle, celui qui explique le mieux les données, mais aussi tous ceux qui les expliquent un peu moins bien, sont estimés.

(*Transitional Markov Chain Monte Carlo*, Ching & Chen, 2007) sur plusieurs processeurs ou cartes graphiques. L'exploration de l'espace des solutions est effectuée en combinant l'algorithme de Metropolis à un processus dit de refroidissement, qui augmente progressivement l'influence de la fonction coût dans la sélection des modèles (voir Section 1.2.1). Ainsi, durant les premières itérations, l'ensemble de l'espace des solutions est exploré. Au cours du processus, les chaînes de Markov privilégient les régions de l'espace des modèles minimisant la fonction coût. Le refroidissement est très lent car la convergence

<sup>12</sup>Bien qu'il puisse avoir un rôle crucial dans certains cas, notamment pour des échantillonnages trans-dimensionnels (e.g., Sambridge et al., 2006). Ce n'est pas le cas ici.

<sup>13</sup>D'autres approches existent, comme par exemple celle développée par Nocquet (2018). On pourrait aussi citer les procédures d'échantillonnage trans-dimensionnelles, qui permettent d'échantillonner des modèles définis par un nombre de paramètres variable, et donc (entre autres) d'inverser aussi pour le nombre et la taille des sous failles (Malinverno, 2002; Sambridge et al., 2006; Bodin et al., 2012; Dettmer et al., 2014).



d'une chaîne n'est pas la finalité de l'inversion (au contraire d'une méthode recuit-simulé). Enfin, les échantillons sélectionnés à chaque itération sont ré-échantillonnés : cette étape fondamentale permet de ne sélectionner que les modèles les plus probables, qui sèmeront les graines des itérations futures.

En détail, la première itération consiste en la sélection d'un jeu d'échantillons à partir de la loi de probabilité *a priori*  $p(\mathbf{m})$ . A cette étape, la température  $\beta$  est nulle : la fonction coût n'a pas d'influence sur la sélection, seule l'information donnée *a priori* compte. A chaque itération  $n$  suivante, la température augmente et l'influence de la fonction coût sur la sélection des modèles devient plus grande. Chaque itération a pour but d'approximer la fonction densité de probabilité  $D$  :

$$D(\mathbf{m}|\mathbf{d})_n \propto p(\mathbf{m}) p(\mathbf{d}|\mathbf{m})^{\beta_n}, \beta_0 = 0 < \beta_1 < \dots < \beta_N = 1 \text{ pour } n = 0 \dots N. \quad (1.5)$$

A chaque nouvelle itération, la nouvelle température  $\beta_{n+1}$  est calculée à partir de la probabilité des échantillons à expliquer les données ( $p(\mathbf{d}|\mathbf{m})$ ), de manière à ce que la nouvelle probabilité (calculée avec la nouvelle température  $\beta_{n+1}$ ) ne soit pas trop éloignée de la probabilité précédente. Ensuite, les échantillons ayant été sélectionnés à l'itération précédente sont ré-échantillonnés : plus leur nouvelle probabilité  $p(\mathbf{d}|\mathbf{m})^{\beta_{n+1}}$  est grande, plus ils auront de chances d'être conservés. Ainsi, seuls les modèles les plus probables sont sélectionnés, et il peut arriver qu'un même échantillon en remplace plusieurs. Ces modèles serviront de base à de nouvelles chaînes d'exploration de l'espace des solutions via un algorithme Metropolis, à la recherche d'échantillons caractérisés par une encore meilleure probabilité. Ces chaînes d'exploration sont calculées en parallèle et sont donc indépendantes<sup>14</sup>, et aboutissent à la sélection d'un nouveau jeu d'échantillons. Les itérations se répètent jusqu'à ce que la capacité des modèles à expliquer les observations ne s'améliore plus que très faiblement. Le jeu de modèles obtenu permettra alors d'exprimer  $D$ , et donc représente l'ensemble des modèles qui expliquent les observations. La dernière itération aura donc obtenu un jeu de modèles, que l'on peut considérer comme les plus probables. En général, seuls ces modèles les plus probables sont analysés et interprétés<sup>15</sup>.

L'intérêt d'AITar repose surtout dans son exploration de l'espace des solutions : le ré-échantillonnage des modèles et l'indépendance des chaînes de Markov garantissent qu'une très grande partie de l'espace des modèles est visitée. Cependant, cette exploration exhaustive se fait au prix de ressources informatiques importantes, car l'ensemble des échantillons évalués atteint vite des proportions gigantesques. Par exemple, pour une estimation du glissement sur une faille (comme dans les chapitres 2, 3 et 4), le nombre de modèles considérés à chaque itération est d'environ 300 000 à 500 000. Lorsque le problème est non linéaire, le temps de calcul augmente drastiquement et ne peut être diminué que par l'ajout de ressources de calcul supplémentaires. Ainsi, les approches bayésiennes sont encore très peu utilisées pour résoudre des problèmes d'estimation de source sismique. C'est la vision "modèle unique" qui prévaut encore dans la plupart des études de source actuelles. Mais l'intérêt principal d'étudier ces processus et de les imager est de tirer une interprétation des résultats obtenus. Quel est l'impact de la non-unicité des solutions sur nos interprétations ? Quel peut être l'intérêt des approches bayésiennes ? Par quels autres biais que la non-unicité nos interprétations peuvent-elles être fragilisées ? C'est à ces questions que nous tenteront de répondre dans la section suivante.

### 1.2.3 Biais de représentation et d'interprétation

Les processus sismiques sont imagés pour être analysés. Leur interprétation peut nous informer sur les propriétés d'un séisme en particulier, par exemple l'amplitude du glissement, la direction de la rupture, les failles affectées, etc. Leur interprétation peut aussi renseigner sur des propriétés régionales : le budget de déformation d'une région, les interactions entre failles, par exemple pour déterminer si une autre

<sup>14</sup>C'est à dire que, pour un même échantillon de départ, deux chaînes de Markov n'aboutiront pas au même modèle final.

<sup>15</sup>Pour de plus amples informations sur l'algorithme d'AITar, je vous invite à consulter la thèse de Sarah Minson (Minson, 2010).

faille est proche de la rupture ou non. Enfin, leur interprétation peut expliquer des problématiques plus génériques, qui concernent la mécanique des failles en général : interactions entre différentes phases du cycle sismique, liens avec les répliques, séquences sismiques ou séismes isolés, etc. Nécessairement, les interprétations réalisées dépendent de la solution au problème inverse qui est considérée. Cependant, on l'a vu, la variabilité des modèles peut biaiser notre interprétation. D'ailleurs, les modèles dépendent bien souvent de la méthode et des choix d'inversion (e.g., Olson & Apsel, 1982; Das & Kostrov, 1994; Beresnev, 2003). Alors, comment savoir si ce que l'on interprète n'est pas un artefact résultant du schéma d'inversion ? Les approches bayésiennes apportent une première réponse : comme l'ensemble des modèles probables sont échantillonnés, à la fois les modèles potentiellement biaisés mais aussi les plus réalistes feront partie de la solution, même si ces derniers peuvent ne pas faire partie des modèles les plus probables. Si les paramètres échantillonnés sont très différents pour une certaine région du modèle, l'interprétation de cette région se fera avec précaution. En revanche, si tous les modèles les plus probables convergent vers la même image, alors l'interprétation sera robuste, dans la limite où le problème direct est bien défini.

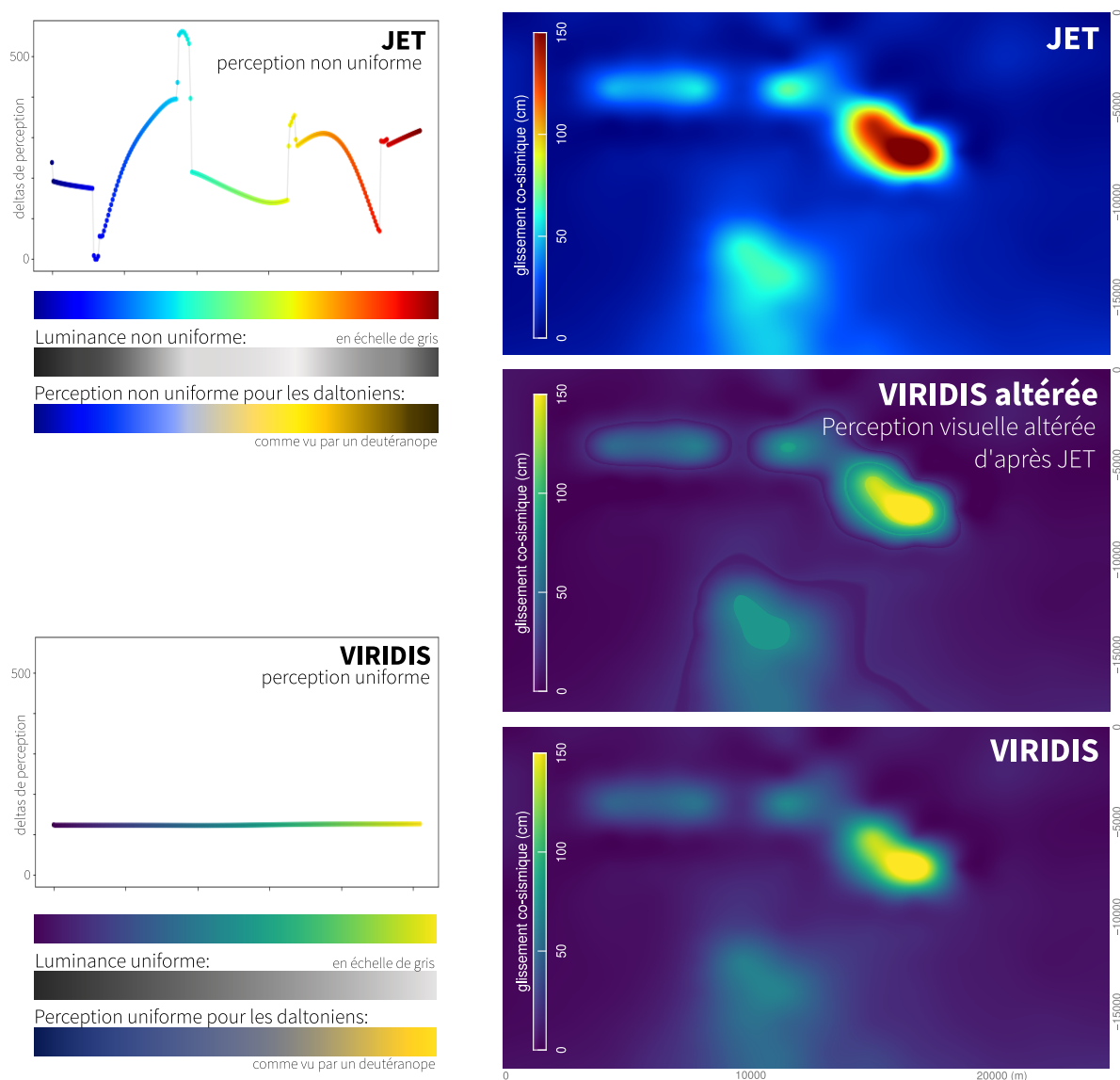
Cependant, une grande partie des interprétations dérivent de l'analyse d'images. Et donc, la manière dont sont représentés les modèles peut altérer leur analyse. Lorsqu'une solution unique est privilégiée, toute l'interprétation est basée sur une seule image. Il est donc très tentant d'interpréter le modèle dans ses moindres détails. Un soin particulier doit donc être apporté à la représentation des modèles. Notamment, on peut souligner l'importance des échelles de couleur, parce que les variations des paramètres au sein d'un modèle sont souvent illustrées par des variations de couleur. Nous aborderons donc d'abord l'impact que peut avoir le choix d'une échelle de couleur sur notre analyse des modèles. Pour les approches bayésiennes, un autre problème bien spécifique se pose : comment représenter, cette fois non pas un seul modèle, mais environ 300 000 à 500 000 fois plus ? Une option serait de ne représenter qu'un seul modèle parmi les 500 000 plus probables. Nous verrons pourquoi ce choix peut être problématique, et quelles autres options s'offrent à nous. Enfin, les approches classiques comme les approches bayésiennes bénéficient d'aides à l'interprétation, qui sont souvent utilisées pour valider la fiabilité des solutions, peu importe leur mode de représentation. Pour clôturer ce chapitre, nous nous intéresserons donc à ces moyens qui nous permettent de mieux comprendre les modèles estimés.

### **Distorsion et accessibilité des échelles de couleur**

Nous nous intéressons ici aux modèles de glissement et de source sismique. Le modèle recherché correspond à l'amplitude et à la direction du glissement sur la faille. Pour résoudre le problème inverse, la faille est discrétisée en sous-failles, pour lesquelles une amplitude et une direction de glissement sont estimées (voir Section 1.2). L'amplitude du glissement est quasi-systématiquement représentée par une échelle de couleur. Ainsi, l'interprétation du modèle dépend de notre perception de ces couleurs. Pourtant, la perception des couleurs par le cerveau humain n'est pas linéaire. La transition entre deux couleurs peut paraître bien plus contrastée pour certaines couleurs que pour d'autres, notamment parce que notre perception des couleurs est impactée par leur luminance (la sensation visuelle de luminosité d'une couleur). Ainsi, certaines échelles de couleur dénaturent notre perception. C'est notamment le cas des échelles de couleur dites "arc-en-ciel" (e.g., Rogowitz & Treinish, 1998; Borland & Ii, 2007). Notre perception des échelles arc-en-ciel n'est pas uniforme (Figure 1.9)<sup>16</sup>, et un gradient faible dans les paramètres imagés peut se traduire par une grande variation dans notre perception des couleurs, et donc être perçu comme un gradient fort. Ainsi, l'interprétation de modèles représentés avec une échelle de couleur arc-en-ciel (ou toute autre échelle à perception non uniforme) sera nécessairement biaisée. C'est, par exemple, le cas pour un modèle de glissement co-sismique du séisme de L'Aquila ( $M_w$  6.3, 2009, qui sera étudié plus en détail au Chapitre 3, voir Figure 1.9). Pour ce modèle, l'altération n'est

<sup>16</sup>Plus d'informations à propos des deltas de perception à : <https://bids.github.io/colormap/>

pas dramatique et l'interprétation sera similaire peu importe l'échelle utilisée. Mais dans de nombreux autres cas, les échelles arc-en-ciel amplifient des contrastes qui n'existent pas, créant des artefacts de représentation (e.g., Rogowitz & Treinish, 1998; Borland & Li, 2007).



**FIGURE 1.9 – Les échelles de couleur arc-en-ciel dénaturent notre perception, et donc biaisent potentiellement l'interprétation de nos modèles.** Par exemple, l'échelle de couleur Jet (en haut) accentue la perception des couleurs cyan et jaune car leur luminance est plus grande, et ainsi exagèrent des contrastes inexistantes. Au contraire, des échelles de couleur à perception uniforme (Viridis<sup>17</sup>) ne biaisent pas la représentation des données (en bas). A droite, un modèle de glissement pour le séisme de L'Aquila ( $M_w$ 6.3, 2009) est représenté avec les échelles Jet et Viridis. L'échelle Jet biaise notre perception du glissement réel en illustrant des gradients de glissement fort qui n'existent pas. Ces artefacts peuvent être reproduits en altérant<sup>18</sup>les deltas de perception de l'échelle uniforme (au milieu).

Pourtant, les échelles à perception non uniforme sont encore beaucoup utilisées. Leur utilisation est d'autant plus préjudiciable qu'elles ne sont pas accessibles aux personnes ayant une vision déficiente

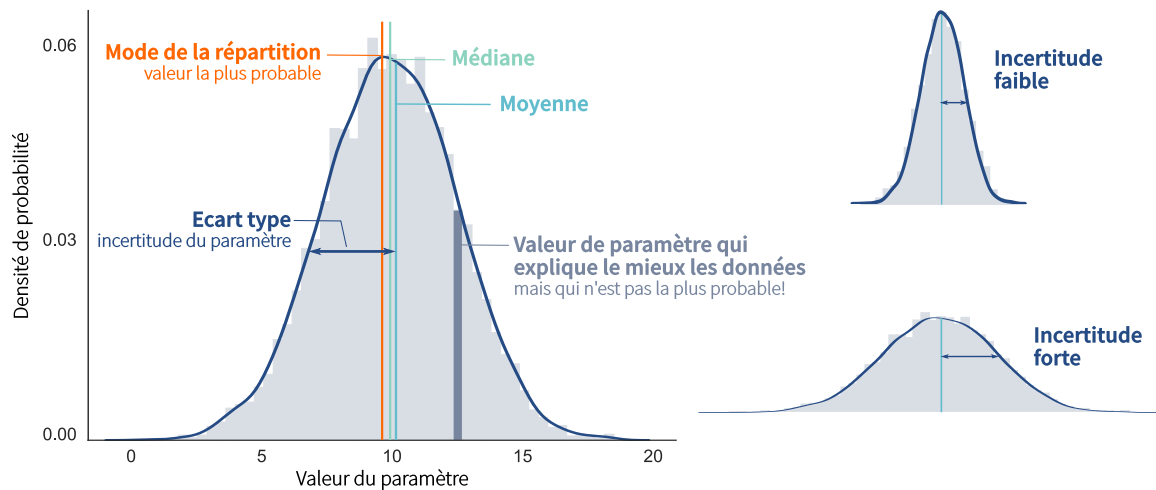
<sup>17</sup>Viridis est la nouvelle échelle de couleur par défaut de la librairie Python Matplotlib.

<sup>18</sup>Une librairie Python a été implémentée en 2018 pour mettre en évidence la manière dont les échelles de couleur non uniforme altèrent notre perception des données représentées : <https://predictablynoisy.com/makeitpop-intro>. Cette librairie a été utilisée pour produire la Figure 1.9.

des couleurs (Figure 1.9), qui peuvent représenter une partie non négligeable de la population. Le choix d'une échelle de couleur à perception uniforme permet donc de rendre l'interprétation plus rigoureuse, et aussi plus accessible. Au contraire, l'interprétation de modèles représentés avec des échelles de couleur arc-en-ciel devra être réalisée avec précaution.

### Comment refléter et analyser la variabilité des modèles probables ?

La plupart des modèles présentés dans cette thèse seront issus d'approches bayésiennes. Le résultat unique d'approches plus classiques est souvent représenté par une image unique. Mais tout l'intérêt des approches bayésiennes repose dans leur capacité à explorer l'ensemble de l'espace des solutions, et donc à échantillonner un très grand nombre de modèles. Comment représenter tous ces modèles ? Comment mettre en évidence les modèles les plus probables mais aussi exprimer leur incertitude inhérente, et souligner les traits caractéristiques des modèles estimés ? Sans oublier que notre support d'interprétation est bien souvent une feuille de papier (ou similaire), et donc limité à deux dimensions.

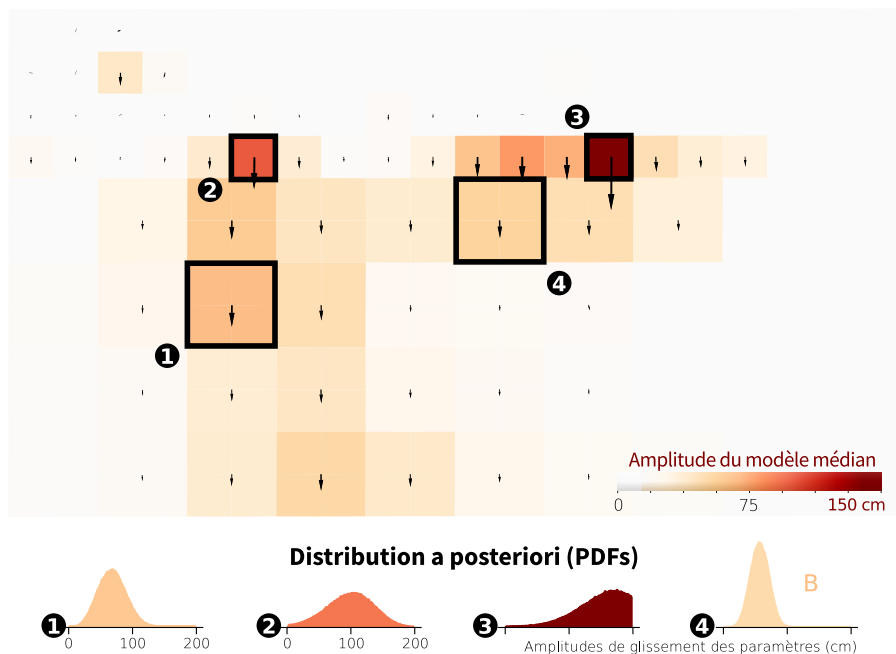


**FIGURE 1.10 – La densité de probabilité Gaussienne d'un paramètre et ses valeurs caractéristiques : mode, moyenne, médiane et écart type.** Le mode est la valeur la plus probable, et est égal à la moyenne et la médiane lorsque la répartition des paramètres possibles est parfaitement Gaussienne. A droite sont représentés deux gaussiennes d'écart type différent mais de moyenne similaire. En haut, l'écart type est faible et donc la Gaussienne étroite : l'incertitude sur le paramètre est faible. En bas, la Gaussienne est étalée et l'écart type élevé : l'incertitude est bien plus grande.

Tout d'abord, il est sûrement nécessaire de rappeler que les approches bayésiennes permettent d'estimer les fonctions densité de probabilité (PDF) des paramètres recherchés (et donc leur répartition). Les PDFs obtenues s'approchent souvent d'une Gaussienne pour des problèmes linéaires (ou faiblement non linéaires) bien résolus. Dans ce cas, chaque PDF peut être caractérisée par plusieurs éléments : son mode, c'est à dire la valeur du paramètre le plus probable, mais aussi sa moyenne et sa médiane. Souvent, les PDFs divergent légèrement d'une Gaussienne et donc ces trois grandeurs sont distinctes (c'est par exemple le cas sur la Figure 1.10). Ces trois grandeurs reflètent la répartition des paramètres possibles, et donc ne correspondent pas nécessairement à la valeur du paramètre qui minimisera la fonction coût. En effet, la valeur la plus probable peut différer de celle qui minimise la fonction coût : parce que la fonction coût décrit le problème direct, qui est mal connu, ou parce que les données sont affectées par des erreurs ou du bruit par exemple. Mais les PDFs de forme Gaussienne peuvent aussi être caractérisées par leur écart type, une mesure de la dispersion des valeurs possibles, et donc une estimation de l'incertitude *a posteriori*<sup>19</sup>. Si la Gaussienne est étroite, tous les échantillons sont d'accord sur une

<sup>19</sup>Dans cette thèse, l'emploi de *a posteriori* réfère presque toujours à "après le processus d'inversion" et sous entend

valeur de paramètre, et donc le paramètre est bien contraint et l'incertitude est limitée (Figure 1.10). Au contraire, si la PDF est large et étalée, alors de nombreuses valeurs de paramètres sont possibles, et l'incertitude est plus grande. Ainsi, la représentation d'une PDF nous informe à la fois sur les valeurs les plus probables, mais aussi sur la variabilité des paramètres estimés.

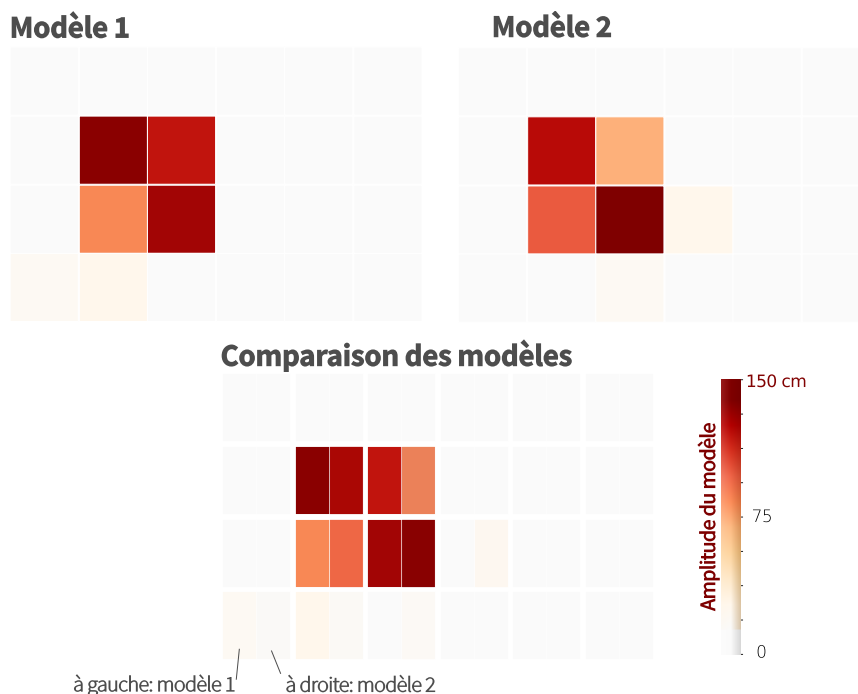


**FIGURE 1.11 – Deux types de représentations pour un même modèle de glissement.** Le glissement co-sismique du séisme d'Amatrice ( $M_w$ 6.2, 2016, Italie) est estimé par une approche bayésienne. Les paramètres inférés correspondent au glissement dans la direction du pendage (vers le bas de la faille) qui s'est produit sur 120 sous-failles de taille  $1 \times 1$  km à  $2 \times 2$  km. Les modèles estimés les plus probables sont au nombre de 300 000. Représenter le glissement médian pour chaque sous faille (en haut) donne un premier aperçu des valeurs les plus probables. Cependant, il est souvent nécessaire de compléter cet aperçu par la représentation de la répartition des paramètres de chacun des modèles (en bas) : il s'agit de la densité de probabilité de chaque paramètre. Dans ce cas, chaque PDF nous informe sur l'incertitude a posteriori des modèles estimés.

Ainsi, représenter la PDF correspondant à chacun des paramètres estimés permet d'avoir une vue d'ensemble de tous les modèles probables, de leurs valeurs les plus plausibles mais aussi de leur incertitude. Pourtant, ce type de représentation est difficile à interpréter et n'est pas très intuitif, parce qu'il faut appréhender la forme des PDFs pour tous les paramètres. Ce type de représentation n'est donc utilisable que pour les problèmes ayant un nombre de paramètres limités. Pour des événements caractérisés par un plus grand nombre de paramètres (la quasi majorité des séismes étudiés), cette représentation devient problématique, parce que le nombre de PDFs à représenter est bien trop grand pour pouvoir les distinguer. Une autre manière d'illustrer les résultats, qui est largement utilisée (e.g., Duputel et al., 2015; Bletery et al., 2016a; Gombert et al., 2017), est donc de symboliser chaque paramètre par la valeur moyenne (ou médiane, ou mode) de sa distribution. Dans ce cas, un seul modèle est représenté, ce qui simplifie l'interprétation. La représentation du modèle moyen est par exemple bien plus lisible que la représentation de la totalité des PDFs pour le séisme d'Amatrice ( $M_w$ 6.2, 2016, Italie) qui sera étudié dans le Chapitre 3 (voir Figure 1.11 et Chapitre 3). Mais le modèle représenté est un modèle probabiliste, qui n'est pas issu de l'espace des solutions, ce qui peut biaiser son analyse. D'autre part, la représentation avec un modèle unique ne permet pas d'exprimer l'incertitude a posteriori des paramètres. On peut alors représenter l'écart type de chaque paramètre dans une autre figure par exemple, imager l'incertitude par des ellipses, ou encore représenter quelques PDFs bien choisies (c'est le cas Figure 1.11).

généralement ce qui est *a posteriori* est un résultat de l'inversion.

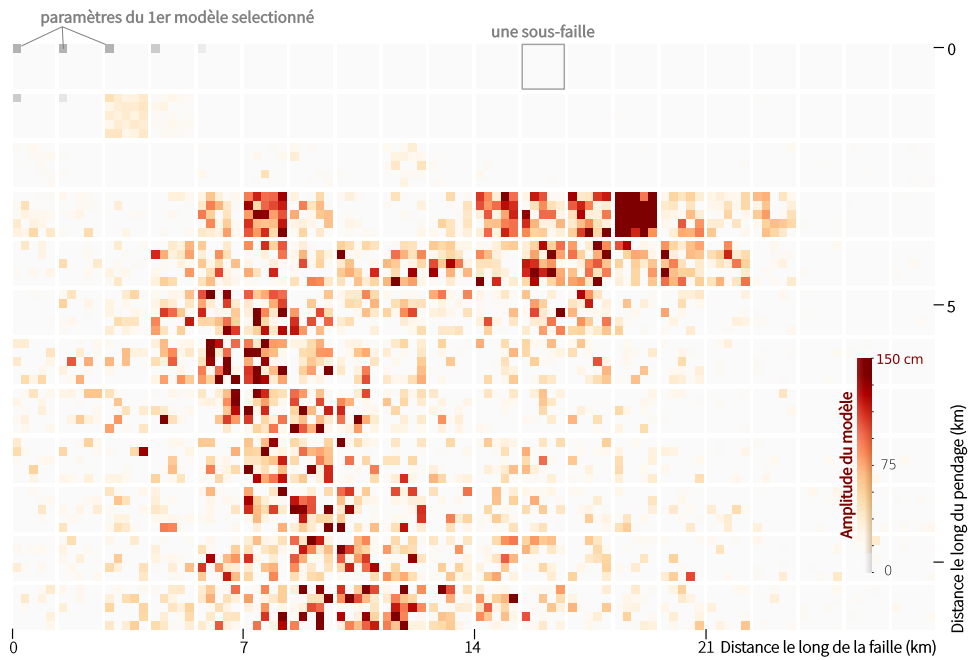
Réduire l'ensemble des modèles probables à un modèle moyen (ou médian, ou mode) est en plus très intuitif à interpréter, se rapproche des illustrations de modèles de glissement classiques (lorsqu'un seul modèle est estimé) et surtout est plus exhaustif que de réduire l'espace des solutions à un modèle choisi au hasard.



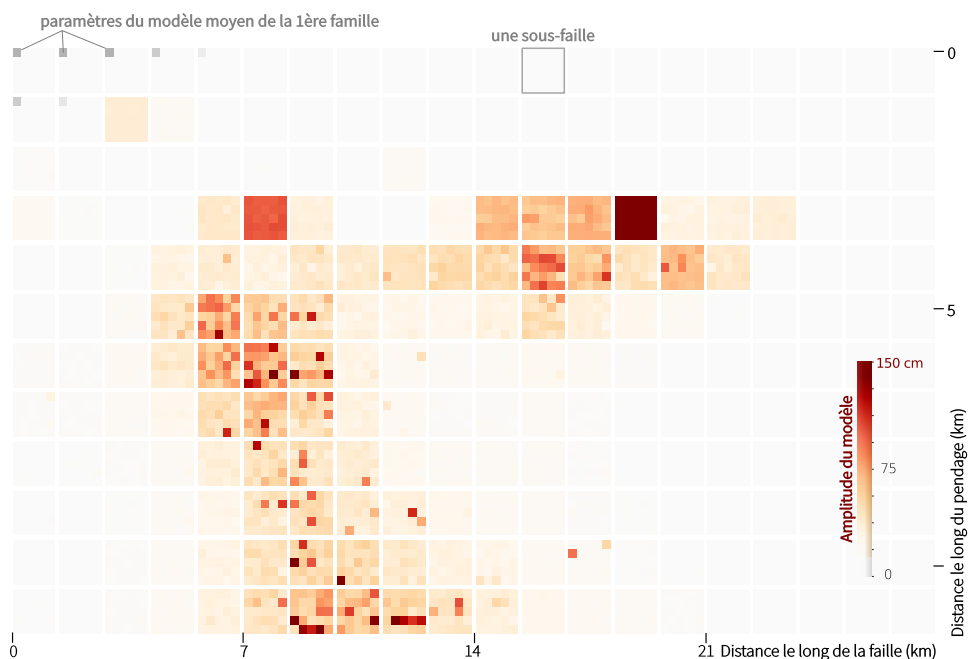
**FIGURE 1.12 – Exemple : deux modèles également probables.** Les deux modèles imagent une zone de glissement fort. Pourtant, la valeur des paramètres n'est pas la même pour chacun des modèles. Cela ne veut pas dire que cette zone de glissement fort n'existe pas, mais plutôt que son amplitude exacte n'est pas contrainte par les observations de surface. Pour pouvoir comparer et analyser aisément ces deux modèles, une solution est de représenter, pour chaque paramètre, les valeurs imagées par les modèles 1 et 2.

Cependant, les deux types de représentation cités précédemment (PDFs et modèle moyen) restent limitées : elles ne permettent pas d'estimer de manière intuitive l'incertitude de chacun des paramètres, et ne reflètent pas la corrélation entre paramètres d'un même modèle ou entre différents modèles. En effet, la valeur d'un paramètre peut dépendre de la valeur des paramètres voisins. Par exemple, prenons deux modèles qui imagent une même zone de glissement fort avec des paramètres de valeurs différentes (voir Figure 1.12). Ces modèles peuvent tous deux refléter la réalité, mais la variabilité des paramètres indique que les données en surface ne donnent pas assez d'information pour définir précisément la région de la faille qui a glissé, et l'amplitude de ce glissement. La variabilité des paramètres (entre modèles similaires ou non) reflète l'incertitude a posteriori de chacun des paramètres. Juxtaposer les valeurs possibles des paramètres (comme imagés par plusieurs modèles) sur une seule figure (Figure 1.12) peut donc permettre de refléter à la fois l'incertitude des paramètres mais aussi la corrélation avec leurs voisins. Pour une inversion classique, le nombre de modèles probables dépassera plusieurs milliers. Diviser une sous faille en 300 000 pixels s'avérant illisible (au contraire de deux pixels pour l'exemple de la Figure 1.12), on peut choisir quelques modèles au hasard. Ce type de représentation est utilisé dans les Chapitres 3 et 4, et est illustré Figure 1.13.

Pour le séisme d'Amatrice, 3 zones de glissement fort sont imagés sur la Figure 1.13 : une zone sur la partie droite de la faille, et deux sur la partie gauche dont une en profondeur. Pourtant, seule la zone de glissement à droite paraît certaine, dans le sens où la majorité des modèles sont caractérisés par des valeurs similaires. L'incertitude des autres zones est très forte, l'amplitude du glissement variant de 0 à



**FIGURE 1.13 – Modèles sélectionnés aléatoirement pour le séisme d'Amatrice,  $M_w$  6. 2, 2016, Italie.** 25 modèles ont été sélectionnés au hasard parmi l'ensemble des modèles expliquant le mieux le séisme d'Amatrice : il ne s'agit pas nécessairement des modèles les plus probables. L'amplitude des paramètres de chacun des modèles est représentée par un pixel à l'intérieur de chaque sous faille. Par exemple, le pixel en haut à gauche représente l'amplitude du premier modèle sélectionné.



**FIGURE 1.14 – Variabilité des modèles possibles pour le séisme d'Amatrice,  $M_w$  6. 2, 2016, Italie.** L'ensemble des modèles possibles ont été divisés en 25 familles. C'est le modèle moyen de chaque famille qui est représenté ici : les sous-failles sont divisées en 25 pixels qui sont colorés selon l'amplitude du modèle moyen de la famille correspondante. Le modèle moyen de la famille des modèles les plus probable est imagé par les pixels en haut à gauche sur chaque sous-faille.

150 cm pour de nombreuses sous-failles. Ainsi, la sélection de modèles au hasard permet de refléter la variabilité des modèles possibles, mais ne renseigne pas sur les modèles les plus probables. Pour palier à ce manque, l'ensemble des modèles possibles peut être divisé en familles de modèles similaires. On peut supposer que chaque famille est bien représentée par sa moyenne. Il y aura ainsi une famille des modèles les plus probables (la famille qui contiendra les modèles les plus proches du modèle médian), et d'autres familles de modèles plus ou moins probables. On peut ainsi représenter des modèles choisis au hasard parmi les plus probables, ou encore illustrer le modèle médian de chacune des familles (Figure 1.14). Ces derniers types de représentation "en pixels" semblent cumuler l'ensemble des avantages des représentations décrites précédemment (PDFs, modèles moyens, modèles juxtaposés). La procédure utilisée dans les prochains chapitres pour créer les familles de modèles est détaillée dans le Tableau 1.1.

Étape	Description de l'étape
Calcul du modèle médian	Le modèle médian de l'ensemble des modèles possibles (c'est à dire l'ensemble des modèles issus de la dernière itération de l'inversion) est calculé.
Définition du nombre de familles	Le nombre de familles $N$ est déterminé a priori. Dans la suite de cette thèse nous utiliserons souvent $N = 25$ , pour pouvoir représenter les familles plus aisément.
Définition d'une tolérance	La première famille est construite autour du modèle médian. Si la différence entre un modèle et le modèle médian est inférieure à une certaine tolérance seuil, alors le modèle sélectionné sera ajouté à la première famille. La tolérance seuil est généralement de l'ordre du double de l'écart type moyen. Par exemple pour le séisme d'Amatrice, la tolérance seuil est de 80 cm, valeur à laquelle s'additionne une tolérance relative de 0.1 (qui sera multipliée par la valeur du paramètre étudié).
Tirage aléatoire	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Un modèle est sélectionné au hasard. La différence entre les paramètres du modèle sélectionné et du modèle médian est effectuée. Si la différence est plus petite que la tolérance seuil pour chacun des paramètres, alors ce modèle est ajouté à la première famille.</li> <li>2) Si la différence est plus grande que la tolérance seuil pour au moins un paramètre, alors le modèle sélectionné sert de racine pour la construction d'une nouvelle famille.</li> <li>3) Un nouveau modèle est sélectionné aléatoirement : s'il n'appartient ni à la première famille, ni à la deuxième, il servira de racine à une troisième famille.</li> <li>4) Répéter les étapes précédentes.</li> <li>5) Lorsque <math>N - 1</math> familles ont été créées, la dernière famille regroupe tous les modèles orphelins (c'est à dire qui n'ont pas trouvé leur famille dans les <math>N - 1</math> disponibles).</li> <li>6) Répéter les étapes précédentes jusqu'à ce que tous les modèles soient intégrés dans une famille.</li> </ol>
Vérification	La première famille doit toujours être largement plus peuplée que les autres familles, puisqu'elle est construite autour du modèle médian. Si la tolérance est mal définie, la première famille peut être sur-peuplée (et regrouper la quasi totalité des modèles) ou sous-peuplée (et ne contenir qu'une faible fraction des modèles). De même, la dernière famille peut aussi être sur-peuplée. Si un problème de population est décelé, alors la tolérance devra être ré-évaluée.
Note	Le processus de sélection décrit ici repose sur une comparaison paramètre par paramètre. On pourrait aussi utiliser un critère basé sur la minimisation de la moyenne quadratique des différences entre paramètres (ou RMS pour <i>Root Mean Square</i> ).

**Tableau 1.1 – Procédure de répartition des modèles en familles de modèles.**



Finalement, l'analyse de résultats bayésiens sera efficace si plusieurs modes de représentations sont utilisés, car chacun nous renseigne sur des caractéristiques différentes de l'espace des solutions. La représentation d'un modèle probabiliste unique (modèle moyen par exemple), permettra une analyse rapide surtout s'il est accompagné de quelques PDFs, ou des valeurs d'écart types. Une représentation "en pixels" pourra être le support d'une analyse plus détaillée. L'interprétation des modèles peut aussi être complétée par ce que j'appelle ici des aides à l'interprétation. Ces aides apportent une réponse partielle à des questions majeures : qu'est-ce que je peux croire dans mon modèle ? Et quelle information ai-je gagné ?

### Aides à l'interprétation

Parmi ces aides à l'interprétation, on peut notamment citer les tests synthétiques. Ce type de tests consiste à retrouver un modèle connu par avance, et donc à fabriquer le problème direct de toutes pièces : le modèle connu permet de calculer les observations en surface, qui serviront à retrouver le modèle connu. Un test synthétique peut notamment être utilisé pour valider des méthodes (c'est par exemple le cas dans les chapitres 2 et 3), mais aussi pour évaluer la résolution d'un problème inverse. En effet, si le modèle recherché est parfaitement retrouvé, on peut penser qu'il reproduira parfaitement la réalité. Hélas, ce n'est pas aussi simple. Puisque le problème direct est construit de toutes pièces, il est parfaitement connu : ce n'est pas le cas du problème direct réel. De manière similaire, les caractéristiques du modèle à retrouver vont influencer la manière dont il sera estimé. En effet, un modèle simple (par exemple une seule région de glissement fort) sera plus facile à retrouver qu'un modèle plus complexe (par exemple constitué de plusieurs régions de glissement de plus petites tailles). Le fait qu'un modèle synthétique soit imagé correctement ne garanti donc pas que la réalité le sera, tout simplement parce que les tests synthétiques ne reproduisent pas la complexité de la réalité (e.g., Beresnev, 2003). Cependant, un test synthétique permet d'obtenir une première estimation de la fiabilité de l'approche utilisée pour résoudre le problème inverse (e.g., Beresnev, 2003; Maggi & Priestley, 2005). Les tests synthétiques apportent une information non négligeable à n'importe quelle procédure d'inversion.

Si l'on présuppose que les distributions de probabilités des données et des paramètres sont Gaussiennes, alors on peut aussi déterminer notre capacité à résoudre le problème inverse. La résolution des données nous informera sur la capacité des prédictions à expliquer les données, et donc sur la qualité de notre problème direct (Menke, 2012). En parallèle, la résolution du modèle peut aider à estimer à quel point les paramètres du modèle sont résolus (Menke, 2012), et donc à quel point l'imagerie est fiable ou non (cette résolution est utilisée dans le Chapitre 2). En plus des tests synthétiques et du calcul de résolution, les approches "modèle unique" peuvent bénéficier d'autres analyses de fiabilité. Notamment, la comparaison des modèles obtenus par différentes procédures est un bon moyen de mettre en évidence des potentiels artefacts d'inversion (e.g., Tichelaar & Ruff, 1989; Gallovič & Ampuero, 2015; Mai et al., 2016). Une analyse a posteriori des résultats peut aussi informer sur leur variabilité et leur incertitude (e.g., Piatanesi et al., 2007; Monelli & Mai, 2008).

Enfin, les approches bayésiennes estiment les distributions de probabilité des paramètres (PDFs) à partir de distributions définies *a priori*. Ces distributions *a priori* peuvent être uniformes, et donc influencer faiblement les distributions postérieures, ou encore Gaussiennes, ou même plus complexes pour des inversions non linéaires par exemple. L'information qui a été gagnée par rapport à notre connaissance initiale du modèle peut être évaluée simplement par la comparaison entre distributions *a priori* et *a posteriori*. La comparaison directe est assez aisée dans le cas où l'*a priori* est uniforme, mais peut se révéler impossible lors que la distribution initiale est plus complexe, ou que les distributions sont similaires. Pour comparer deux distributions de manière quantitative, on choisira plutôt de calculer la divergence de Kullback-Leibler (ou entropie relative) qui mesure la similarité de deux distributions de probabilités. L'entropie relative entre une distribution *a posteriori*  $D_i^{pos}$  et sa distribution initiale asso-

ciée  $D_i^{ini}$  est :

$$E(D_i^{pos} || D_i^{ini}) = \sum_j D_i^{pos}(j) \log \frac{D_i^{pos}(j)}{D_i^{ini}(j)}. \quad (1.6)$$

Lorsque l'entropie relative est nulle ou proche de 0, les distributions initiales et postérieures sont similaires et le gain d'information est nul. A l'inverse, plus l'entropie est grande, plus le gain d'information relativement à l'*a priori* sera élevé. La divergence de Kullback-Leibler peut être normalisée pour faciliter son interprétation. Cette mesure de la similarité peut aussi être utilisée pour comparer deux distributions quelconques, par exemple pour comparer deux modèles de glissement. L'entropie relative sera largement employée dans les futurs chapitres de cette thèse.

### 1.3 Observer le cycle sismique : limitations des données

Les phénomènes sismiques et asismiques se produisant sur les failles, en profondeur, se répercutent à la surface du globe. La réponse de la Terre à ces phénomènes peut être mesurée. Ces dernières années, ces observations sont devenues de plus en plus nombreuses et diversifiées, et leur qualité s'est aussi considérablement améliorée, atteignant une sensibilité et une précision de mesure inégalées.

Cependant, toutes les observations acquises à la surface du globe sont incertaines : elles sont affectées par du bruit (des signaux enregistrés qui ne sont pas ceux que l'on veut observer), par des erreurs de mesure, par des erreurs de traitement. Quelquefois, le bruit peut même atteindre des amplitudes supérieures au signal observé. Ainsi, le champ de déplacement enregistré n'est pas un exact reflet de ce qui affecte la surface. Ces incertitudes peuvent donc largement influencer nos modèles : si les données sont biaisées, comment leur explication ne le serait-elle pas ? Le traitement des données permet désormais de retrancher une grande partie du bruit au signal voulu, et bien qu'une petite partie en contamine toujours les données, l'amplitude de ce résidu de bruit peut être connue. De même, les erreurs instrumentales et de mesure peuvent être estimées. Ainsi, une donnée peut être non seulement caractérisée par sa valeur, mais aussi par l'incertitude de cette valeur. Pour diminuer l'effet du bruit et des erreurs observationnelles, deux options sont possibles. La première est de stabiliser le problème inverse, pour que les solutions soient moins sensibles à de petites variations des données. Cette option suppose donc de régulariser le problème (voir Section 1.2.1). Une autre option est de prendre en compte l'incertitude des données dans la résolution du problème inverse, en l'incorporant dans la fonction coût. Cela revient à donner plus de liberté aux prédictions du modèle : l'écart entre prédictions et observations ne devra plus être nul, mais inférieur à l'erreur de chacune des données. Désormais, ces incertitudes sont prises en compte dans la grande majorité des inversions. Nous verrons donc d'abord comment prendre en compte ces erreurs dans les inversions.

On peut répartir les observations récoltées à la surface du globe en deux types distincts. Certaines ont une dimension temporelle et mesurent l'évolution d'un processus sismique. Il s'agit de données sismologiques, qui reflètent le passage des ondes sismiques à la surface. On pourra distinguer les enregistrements télésismiques, réalisés par des vélocimètres à grandes distances de la source du séisme, des enregistrements réalisés par des accéléromètres en champ proche. D'autres observations, au contraire, enregistrent un pas de déplacement pour une période de temps donnée : ce sont les données statiques. La plupart de ces données sont issues d'échanges avec des satellites : on parle alors de données géodésiques. L'inversion<sup>20</sup> de données statiques nous permet de modéliser le glissement total qui a affecté la faille pendant un laps de temps donné. C'est à ce type de modèles que je m'intéresse particulièrement dans cette thèse.

Dans les prochains chapitres de cette thèse, je privilégierai les données statiques pour une raison principale : elles sont plus simples, et donc plus rapides, à modéliser que les données cinématiques auxquelles il faut rajouter la dimension temporelle. Je détaillerai donc ensuite les données GNSS (*Global Navigation Satellite System*) et d'interférométrie radar (InSAR), largement utilisées dans cette thèse. Enfin, je présenterai rapidement d'autres types de données statiques, qui auraient aussi pu être utilisées.

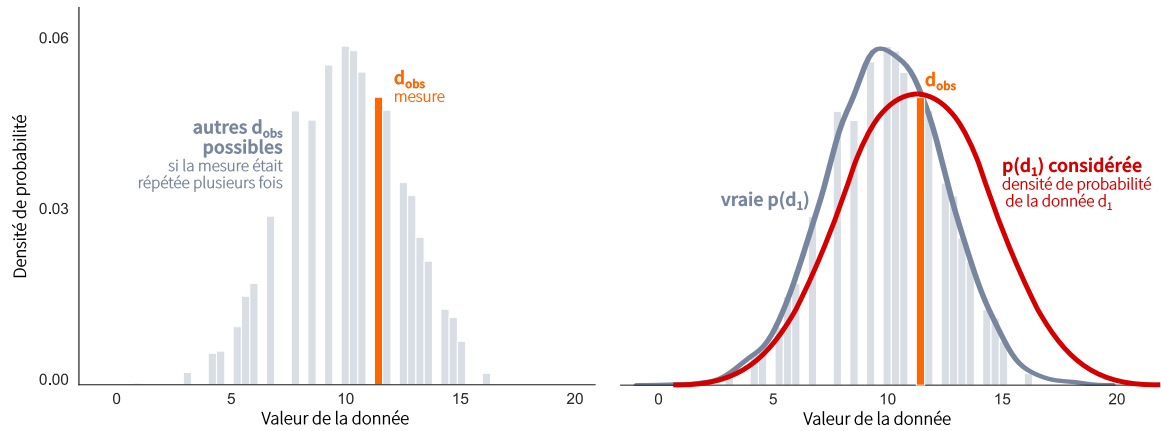
#### 1.3.1 Prendre en compte les erreurs des données dans le problème inverse

##### Probabilité à priori sur les données

Les données enregistrées à la surface de la terre ne reflètent pas exactement ce que l'on souhaite mesurer, l'enregistrement étant perturbé par des erreurs : de mesure, de traitement, et du bruit. Ainsi, si l'on réalise

<sup>20</sup>C'est à dire la résolution du problème inverse considérant des données [...]

plusieurs mesures du même phénomène, chaque mesure sera différente (Figure 1.15). Or, le problème inverse étant basé sur des mesures, il est important de connaître et de prendre en compte toutes leurs caractéristiques, dont leur incertitude.



**FIGURE 1.15 – Plusieurs mesures d'un même phénomène peuvent être différentes.** Une mesure ne représente qu'un seul échantillon de l'ensemble des mesures possibles, représentées par la densité de probabilité de la donnée correspondante. Comme on ne connaît pas la vraie donnée, on considère que sa probabilité peut être approximée par une Gaussienne centrée sur la mesure effectuée  $d_{\text{obs}}$ .

On peut considérer que l'ensemble des valeurs possibles (les mesures) d'une donnée correspond à une variable aléatoire<sup>21</sup>. Une variable aléatoire ne peut pas être mesurée directement, et on peut seulement estimer ses propriétés par des mesures individuelles, appelées éventualités. Ainsi, une mesure à la surface du globe correspond à une seule éventualité de la donnée (Figure 1.15). Et l'incertitude de la mesure effectuée reflète les autres valeurs possibles de la donnée (Figure 1.15). On peut représenter l'ensemble des valeurs possibles par une distribution de probabilité (PDF, déjà définie Section 1.2.2). La PDF associée à une donnée  $d_1$  est souvent considérée comme une distribution Gaussienne (Figure 1.15) :

$$p(d_1) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(d_1 - \langle d_1 \rangle)^2}{2\sigma_1^2}\right) \quad (1.7)$$

avec  $\langle d_1 \rangle$  la moyenne de la donnée (ou plutôt de la variable aléatoire correspondante) et  $\sigma_1$  l'écart type de la gaussienne associée. En réalité, nous ne mesurons qu'une éventualité par donnée, et ne connaissons donc pas la vraie moyenne  $\langle d_1 \rangle$  de la donnée  $d_1$ . On considère donc que la donnée  $d_1$  est caractérisée par son unique mesure  $d_1^{\text{obs}}$  (qui servira de moyenne) et par l'erreur  $\sigma_1$  autour de cette mesure (Figure 1.15). On peut réécrire (Menke, 2012) :

$$p(d_1) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(d_1 - d_1^{\text{obs}})^2}{2\sigma_1^2}\right) \quad (1.8)$$

Plusieurs mesures sont souvent récoltées pour un même phénomène. Dans ce cas, on peut considérer notre jeu de données comme un vecteur de variables aléatoires. Les données au sein de notre jeu peuvent être dépendantes (au sens probabiliste du terme). Par exemple, si deux mesures sont affectées par la même source de bruit, alors elles seront dépendantes, et donc corrélées. Les données géophysiques sont très souvent corrélées (e.g., Langbein & Johnson, 1997). On dit que deux variables aléatoires sont dépendantes si une variable est affectée par de l'information concernant l'autre variable<sup>22</sup>. La dépendance de deux variables aléatoires peut être caractérisée par un outil mathématique appelé covariance.

<sup>21</sup>Une variable aléatoire n'est pas une variable qui peut prendre aléatoirement n'importe quelle valeur. C'est un objet mathématique dont la définition stipule qu'une variable aléatoire est une fonction mesurable d'un espace inconnu vers un espace connu. Chaque élément mesurable de l'espace connu est associé à une image réciproque dans l'espace non connu.

<sup>22</sup>La définition probabiliste stipule que deux variables aléatoires  $d_1$  et  $d_2$  sont indépendantes si  $P(d_1, d_2) = P(d_1)P(d_2)$ .

La covariance de deux variables aléatoires  $d_1$  et  $d_2$  est

$$\text{Cov}(d_1, d_2) = E[ (d_1 - \langle d_1 \rangle) (d_2 - \langle d_2 \rangle) ] \quad (1.9)$$

$\langle d_1 \rangle$  et  $\langle d_2 \rangle$  correspondant aux moyennes des deux variables aléatoires, et  $E$  étant l'espérance (ou moyenne pondérée). La covariance d'une variable aléatoire est sa variance, et est égale au carré de son écart type  $\sigma$ . Par exemple,  $\text{Cov}(d_1, d_1) = \sigma_1^2$ . La covariance de deux variables indépendantes est nulle<sup>23</sup>. Pour un vecteur de variables aléatoires, on peut alors construire une matrice de covariance, qui indiquera la variance de chaque variable ainsi que sa covariance avec chacune des autres variables. Par exemple, pour un jeu de données  $\mathbf{d} = (d_1, d_2)$ , la matrice de covariance  $\mathbf{C}_d$  sera

$$\mathbf{C}_d = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \text{Cov}(d_1, d_2) \\ \text{Cov}(d_1, d_2) & \sigma_2^2 \end{pmatrix}. \quad (1.10)$$

Dans ce cas, on peut généraliser la PDF (1.8) associée au vecteur  $\mathbf{d}$  (Tarantola & Valette, 1982b; Yabuki & Matsu'ura, 1992; Tarantola, 2005; Menke, 2012), et la considérer comme la probabilité *a priori* sur les données (si l'on se place dans le contexte du problème inverse) :

$$p(\mathbf{d}) \propto \exp \left( -\frac{1}{2} [\mathbf{d} - \mathbf{d}_{\text{obs}}]^T \cdot \mathbf{C}_d^{-1} \cdot [\mathbf{d} - \mathbf{d}_{\text{obs}}] \right), \quad (1.11)$$

avec  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$  étant le vecteur des mesures (ici,  $\mathbf{d}_{\text{obs}} = (d_1^{\text{obs}}, d_2^{\text{obs}})$ ).

### Fonction coût

Il est peut être nécessaire de rappeler que le but du problème inverse est de trouver un modèle  $\mathbf{m}$  tel que  $\mathbf{d} = \mathbf{G}(\mathbf{m})$ . En pratique, les prédictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\mathbf{m})$  ne sont jamais égales aux observations  $\mathbf{d}$ , en partie à cause des erreurs de mesures, mais aussi à cause des incertitudes sur les prédictions (dérivant principalement de notre mauvaise connaissance de la physique du problème direct)<sup>24</sup>. De la même manière que pour les erreurs de mesure, on peut aussi considérer les données comme un vecteur de variables aléatoires défini autour d'un vecteur des prédictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}}$  et une matrice de covariance  $\mathbf{C}_p$ . Ces variables aléatoires seront, dans ce cas, dépendantes du modèle et donc la distribution de probabilité résultante n'est donc plus une probabilité *a priori*. On pourra l'appeler densité de probabilité théorique (Tarantola, 2005) :

$$p_\phi(\mathbf{d} | \mathbf{m}) \propto \exp \left( -\frac{1}{2} [\mathbf{d} - \mathbf{G}(\mathbf{m})]^T \cdot \mathbf{C}_p^{-1} \cdot [\mathbf{d} - \mathbf{G}(\mathbf{m})] \right), \quad (1.12)$$

Ainsi, on peut décrire un modèle stochastique qui relie les données aux paramètres du modèle tel que

$$p(\mathbf{d} | \mathbf{m}) = p_\phi(\mathbf{d} | \mathbf{m}) \cdot p(\mathbf{d}), \quad (1.13)$$

qui devient (Tarantola, 2005)

$$p(\mathbf{d} | \mathbf{m}) \propto \exp \left( -\frac{1}{2} [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\mathbf{m})]^T \cdot \mathbf{C}_\chi^{-1} \cdot [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\mathbf{m})] \right), \quad (1.14)$$

où  $\mathbf{C}_\chi$  est la matrice de covariance coût, définie comme (Tarantola, 2005; Minson et al., 2013, 2014; Duputel et al., 2015)

$$\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p. \quad (1.15)$$

<sup>23</sup>Mais attention, l'inverse n'est pas toujours vrai ! Ce n'est pas parce que deux variables aléatoires ont une estimation de la covariance nulle qu'elles sont indépendantes.

<sup>24</sup>N'hésitez pas à revenir aux Sections 1.1 et 1.2 si ces affirmations ne vous semblent pas familières

Dans la grande majorité des études sur la source sismique, on suppose presque exclusivement que  $\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d$  (e.g. Duputel et al., 2012b). On peut ainsi définir la fonction coût  $\chi(\mathbf{m})$ , qui décrit notre capacité à retrouver les données en fonction du modèle considéré, comme

$$\chi(\mathbf{m}) = \frac{1}{2} \exp \left( -\frac{1}{2} [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\mathbf{m})]^T \cdot \mathbf{C}_d^{-1} \cdot [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\mathbf{m})] \right), \quad (1.16)$$

si l'on considère que l'information *a priori* sur le modèle  $p(\mathbf{m})$  n'est pas comprise dans la fonction coût, ou que l'*a priori* n'est pas informatif.

En pratique, pour prendre en compte les incertitudes associées aux observations, il suffit donc d'adopter cette formulation de la fonction coût (peu importe la méthode de résolution du problème inverse utilisée) et de calculer *a priori* la matrice de covariance  $\mathbf{C}_d$ . Ce calcul sera détaillé pour quelques types d'observations dans les sections suivantes.

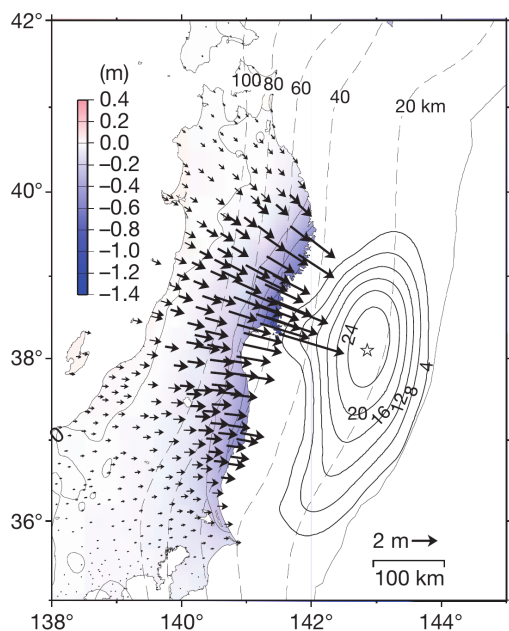
### Impact des erreurs des données sur les modèles

Avant de détailler les données utilisées dans cette thèse, attardons-nous encore un peu sur leurs incertitudes. Nous avons vu pourquoi et comment les prendre en compte. Mais cela sert-il vraiment à quelque chose ? Prendre en compte les erreurs de mesure, cela a-t-il un impact sur les résultats du problème inverse ?

L'incertitude *a posteriori* des modèles estimés par résolution du problème inverse dérive, entre autres, des erreurs des données (e.g., Henry et al., 2000; Wright et al., 2003; Beresnev, 2003). Ces erreurs sont particulièrement problématiques lorsqu'elles provoquent un sur-ajustement (ou sur-apprentissage, ou *overfitting*) : le modèle estimé explique trop parfaitement un jeu de données et s'avère incapable de généraliser. Lorsqu'un modèle sur-ajuste les données, il s'attache en réalité à en modéliser les erreurs. Cet effet est particulièrement important lorsque les données renferment beaucoup d'information, ou qu'elles sont nombreuses (par exemple lorsqu'elles ne sont pas ou peu ré-échantillonnées). A ce propos, Yagi & Fukahata (2008) montrent que l'inversion d'enregistrements de forme d'onde réalisés avec un taux d'échantillonnage élevé ( $\geq 5$  Hz), au lieu d'améliorer la résolution du problème inverse, provoque l'instabilité des modèles estimés. En effet, les modèles deviennent dépendants de la fréquence d'échantillonnage parce qu'ils sur-ajustent les sismogrammes. Prendre en compte la covariance des formes d'ondes permet d'obtenir des modèles stables (Yagi & Fukahata, 2008). De même, Fukahata & Wright (2008) confirment que négliger la covariance de données InSAR a un fort impact sur les modèles de glissement. Enfin, Duputel et al. (2012b) montrent qu'incorporer les termes de covariance au problème inverse certes provoque l'augmentation de l'incertitude *a posteriori* sur les modèles, mais surtout permet d'obtenir une solution correcte et fiable (ce qui n'est pas le cas si ces termes sont oubliés). Prendre en compte les erreurs de mesure, sans oublier leur covariance, est donc très important pour améliorer la résolution du problème inverse.

Cependant, l'imagerie de la source sismique n'est pas seulement affectée par le bruit des données, mais aussi par leur répartition spatiale (e.g., Saraò et al., 1998). Et notamment, la géométrie des réseaux de stations (sismologiques ou GNSS) peut conditionner la fiabilité des modèles estimés (e.g., Beresnev, 2003; Zhang et al., 2015). Déjà, les modèles d'Olson & Anderson (1988) étaient dépendants du réseau de stations sismologiques utilisé. Augmenter la densité des réseaux ne suffit pas nécessairement à améliorer la robustesse des modèles (e.g., Miyatake et al., 1986; Saraò et al., 1998), il faut surtout quelques stations bien placées en champ proche (e.g., Custódio et al., 2005; Asano & Iwata, 2009; Zhang et al., 2015). L'ajout d'un nombre limité de stations peut d'ailleurs grandement améliorer la résolution du problème inverse (e.g., Klein et al., 2017; Sathiakumar et al., 2017). Somala et al. (2014) montrent toutefois qu'un réseau de grande densité spatiale améliore la résolution de la rupture sismique. Enfin, les réseaux sismologiques et géodésiques peuvent être conçus pour augmenter la précision et la fiabilité des modèles (e.g., Iida et al., 1990; Blewitt, 2000; Gerasimenko et al., 2000).

### 1.3.2 GNSS



**FIGURE 1.16 – Un exemple de données GNSS pour le séisme de Tohoku-Oki  $M_w$  9.0, 2011, Japon (Ozawa et al., 2011).** Les flèches noires représentent le déplacement horizontal produit en surface par le glissement (lignes noires, contours en mètres) sur la faille. Les couleurs correspondent au déplacement vertical en surface.

Les mesures GNSS, plus communément appelées GPS (*Global Positioning System*) d'après le nom du système américain, dépendent de l'existence d'une station de mesure à la surface. La position dans l'espace de cette station est estimée par rapport à un système de référence via un échange avec un réseau de satellites. On peut ainsi évaluer le déplacement que la station a subi pendant un laps de temps donné. Généralement les mesures sont journalières, mais le développement du GNSS haute fréquence permet l'étude de séries temporelles avec une précision inférieure à la seconde. Le traitement des données GNSS présuppose de connaître parfaitement l'orbite des satellites concernés, mais aussi d'échapper à l'influence de l'atmosphère et enfin, pour les séries temporelles, de composer avec le bruit pour obtenir un signal exploitable. Généralement, on utilisera d'ailleurs une moyenne des positions journalières avant et après un séisme pour mesurer un déplacement. C'est à dire que l'on utilise une donnée statique, qui reflète le déplacement relatif s'étant produit pendant un laps de temps donné – c'est notamment le cas pour l'étude du séisme de L'Aquila, voir Chapitre 4. Mais les séries temporelles GNSS sont aussi utilisées pour imager les séismes (e.g., Delouis et al., 2010; Avallone et al., 2011; Grandin et al., 2015), ainsi que pour de nombreuses autres applications comme par exemple l'analyse du cycle sismique

(e.g. Vergnolle et al., 2010; Mothes et al., 2018; Rolandone et al., 2018) ou de la cinématique régionale (e.g. Calais et al., 2003; Nocquet, 2012). Désormais, la précision des mesures GNSS est inférieure au centimètre et peut même devenir millimétrique pour des déplacements sur plusieurs années.

Mais la principale limitation des mesures GNSS est leur pauvre résolution spatiale. On imagine facilement que le déploiement d'un maillage kilométrique de stations GNSS n'est pas envisageable pour la plupart des régions du monde, continentales ou non (sauf peut être pour la Californie et le Japon avec des stations distribuées tous les 30 km en moyenne). Par ailleurs, la sensibilité des mesures de déplacement s'estompe rapidement avec la distance à la faille, et, pour l'imagerie co-sismique, les mesures GNSS n'apportent des informations précises que pour les 10 premiers kilomètres sous la surface terrestre.

L'erreur des données GNSS statiques est généralement calculée d'après la variance de plusieurs mesures, lorsque le traitement des données est réalisé. L'incertitude des données GNSS dérive généralement d'erreurs dans le calcul des orbites (e.g. Steigenberger et al., 2009; Griffiths & Ray, 2009), des effets atmosphériques (e.g. Tregoning & Watson, 2009), et d'effets de site affectant chaque station différemment (e.g. King & Williams, 2009; King & Watson, 2010). La covariance des données statiques est rarement estimée, parce qu'elles sont souvent situées à plusieurs dizaines de kilomètres de distance, et la matrice de covariance est donc généralement diagonale. En revanche, les séries temporelles peuvent être corrélées temporellement (e.g. Langbein & Johnson, 1997; Segall & Matthews, 1997) et il est important de prendre en compte cette corrélation (e.g. SantamaríaGómez et al., 2011).

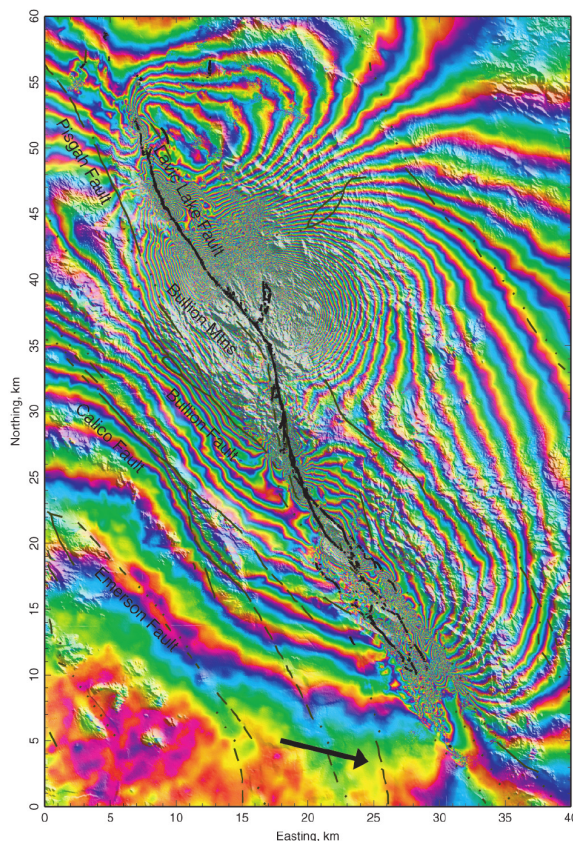
### 1.3.3 InSAR

L'interferométrie radar consiste à comparer deux images radar (*Synthetic-Aperture Radar*) acquises sur une même zone géographique à des moments distincts. La différence de phase obtenue indique le déplacement subit par chaque pixel, dans la direction du satellite, pendant la période de temps qui sépare les deux images. Les mesures obtenues sont donc principalement sensibles au déplacement vertical. Cette méthode dépend de la comparaison de deux enregistrements effectués par un seul satellite sur une même région. Les mesures de phase sont donc très bruitées et doivent être corrigées de nombreux effets : instrumentaux, ionosphériques, troposphériques, orbitaux (ceux des satellites), topographiques et décorrélation de la phase (e.g., Williams & Wadge, 1998; Bürgmann et al., 2000; Hanssen, 2001; Jónsson et al., 2002; Emardson et al., 2003; Doin et al., 2009). Mais même après correction, des résidus de bruit subsistent et contaminent l'image du champ de déplacement. La précision des mesures est généralement inférieure au centimètre.

L'intérêt principal de l'interferométrie radar est sa très bonne résolution spatiale. La distance entre deux points de mesure dépend du radar utilisé, mais est d'environ 20 m. Pour diminuer le nombre de points de mesures et compenser le bruit ayant échappé aux multiples corrections, le champ de déplacement est sous échantillonné (e.g., Jónsson et al., 2002; Lohman & Simons, 2005). On choisit généralement une distance inter-données de plusieurs kilomètres en champ lointain, et on diminue cette distance en s'approchant des régions de plus fort déplacement. Ce traitement inclut un biais et un lissage artificiel des données, mais est toutefois nécessaire : sans cela, le nombre de données serait tellement important que le problème inverse serait extrêmement long à résoudre (e.g., Lohman & Simons, 2005).

Une des limitations de ce type de données est que pour les grands séismes, lorsque le déplacement en surface dépasse plusieurs mètres autour des failles, le signal de phase se décorrèle et les mesures sont inutilisables (e.g., Hanssen, 2001). Mais les données InSAR sont aussi limitées par leur résolution temporelle. La période de temps séparant deux images SAR dépend en effet de la répétitivité du satellite. Or un séisme n'a souvent pas lieu juste avant la visite d'un satellite. Les mesures co-sismiques enregistrent donc souvent de la déformation pré-sismique et de la déformation post-sismique. L'influence de ces déformations subsidiaires sur la modélisation des séismes est-elle importante ? Nous en saurons plus avec les prochains chapitres de cette thèse, et notamment le Chapitre 4.

Les données InSAR sont fortement biaisées par leur environnement (e.g., Hanssen, 2001), et donc les erreurs de ces données sont propres à chaque interférogramme. Ces erreurs sont corrélées (e.g., Lohman



**FIGURE 1.17 – Un exemple d'interférogramme pour le séisme d'Hector Mine,  $M_w$  7.1, 1999, Californie (Simons et al., 2002).** Les failles connues et la rupture de surface sont représentées en noir. Les couleurs représentent la phase de l'interférogramme qui varie de  $-\pi$  à  $\pi$ .



& Simons, 2005), principalement à cause des conditions atmosphériques qui varient selon des grandes longueurs d'onde. La distance de corrélation étant d'environ 10 km (e.g., Wright et al., 2003), une distance supérieure au ré-échantillonnage généralement effectué, il est important de prendre en compte la covariance dans les inversions. On peut estimer une matrice de covariance à l'aide de la fonction d'autocorrélation (Pedersen et al., 2003; Tarantola, 2005), ou encore en se basant sur le calcul d'un variogramme, semi-variogramme ou covariogramme d'une partie des points de donnée seulement (e.g., Lohman & Simons, 2005; Sudhaus & Sigurjón, 2009; Jolivet et al., 2012). On suppose généralement que les erreurs sont stationnaires et isotropes (e.g., Lohman & Simons, 2005; Sudhaus & Sigurjón, 2009), ce qui ne permet pas d'estimer les incertitudes dérivant de la topographie ou de la vapeur d'eau.

#### **1.3.4 Autres types de données statiques**

Depuis une quinzaine d'années, la technique de la corrélation d'images optiques se développe, et permet de compenser certaines des limitations des données GNSS et InSAR. La corrélation d'images optiques consiste à comparer deux images satellites ou aériennes. Elle permet d'étudier des séismes anciens pour lesquelles les données disponibles sont rares (e.g., Marchandon et al., 2018a), mais surtout d'obtenir avec une très bonne résolution spatiale une mesure du déplacement horizontal en champ proche de la faille (e.g., Avouac et al., 2014; Vallage et al., 2015; Marchandon et al., 2018b).

Pour les séismes ayant lieu en mer, la plupart des données statiques étant rares en champ proche, l'enregistrement de la propagation des tsunamis représente une alternative intéressante car directement liée à l'amplitude et la répartition spatiale de la déformation du fond marin. Mesurer et modéliser la hauteur de la colonne d'eau au passage d'un tsunami permet d'obtenir de nombreuses informations sur sa source (e.g., Sladen & Hébert, 2008; Sladen et al., 2010; Bletery et al., 2014)

## 1.4 Modéliser la déformation en surface : approximer le problème direct

Les sections précédentes étaient centrées sur la résolution du problème inverse  $\mathbf{d} = \mathbf{G}(\mathbf{m})$ . Cette formule très simple nous indique déjà que la matrice des fonctions de Green  $\mathbf{G}$  est essentielle pour résoudre le problème inverse, car c'est sur elle que tout repose ! Estimer  $\mathbf{G}$ , c'est la clé du problème inverse : sans comprendre le lien entre glissement en profondeur et déplacement en surface, il est impossible de modéliser ce qu'il se passe sur la faille. Déterminer les fonctions de Green revient à calculer des observations synthétiques, et donc à modéliser la déformation suscitée en surface par une excitation simple.

### Pour modéliser la déformation en surface :

- Appliquer un glissement élémentaire (1 mètre) à une sous-faille
- Calculer le déplacement induit en surface par ce glissement unitaire aux positions des points de mesure.
- Recommencer pour chaque sous-faille,
- et organiser l'ensemble des déplacements de surface en une matrice.

C'est terminé, vous pouvez déguster !

Ah, si seulement c'était aussi facile... En réalité, la complexité du milieu terrestre et de la faille elle-même rendent les deux premières étapes très délicates. Comment décrire une faille que l'on ne peut observer directement ? Comment comprendre le lien entre un déplacement sur la faille et le mouvement du sol en surface lorsque la structure de la Terre est si compliquée à observer ? Nous sommes donc encore loin de pouvoir résoudre le problème direct, et de pouvoir calculer le déplacement réel induit par un glissement élémentaire. En revanche, nous pouvons supposer, tâtonner, et approximer le problème direct pour nous faire une idée des processus affectant les failles. Dans cette section, nous plongerons dans les entrailles de la Terre pour explorer en détail ce que nous connaissons du milieu terrestre, et comment nous l'approximons.

Notre approximation du problème direct suppose nécessairement que nous faisons des erreurs, ou du moins que des incertitudes sont incorporées à notre formulation du problème. Si l'on revient à notre exemple du trianon au chocolat introduit en Section 1.1 (Figure 1.3), approximer le problème direct revient à se tromper dans la recette. En utilisant un chocolat quelconque et en suivant la recette exacte, notre trianon sera bon, mais pas excellent. Mais on pourra refaire cette recette avec de nombreuses tablettes différentes, pour retrouver le chocolat qui fait la différence, et qui rend le trianon inoubliable. Par contre, si la recette est inexacte, comment savoir si c'est le chocolat utilisé ou la farine en excès qui donne ce goût un peu passé ? De manière similaire, comment estimer un modèle de séisme réaliste si l'on introduit des incertitudes dans le problème direct ? Nous discuterons de ces incertitudes, des options qui se présentent pour les estimer et les prendre en compte, et des limitations qui subsistent, dans la dernière partie de cette section.

### 1.4.1 Complexité de la Terre interne

L'imagerie des structures internes de la Terre est un défi majeur, dont les applications sont multiples et concernent de nombreux domaines de la géophysique. Entre autres, connaître l'intérieur de la Terre permet d'étudier les séismes, de les localiser, de les modéliser, et de mieux comprendre les risques associés. Cartographier ces structures inaccessibles nous renseigne sur l'évolution du système terrestre en général : tectonique des plaques, dynamique de la lithosphère et du manteau, etc. Mais la caractérisation des structures et propriétés du sous-sol a une portée bien plus large que l'analyse du cycle sismique et

de la géodynamique terrestre. L'imagerie du sous-sol est utilisée par exemple pour l'exploitation des énergies fossiles et d'autres ressources minières, pour les applications géothermiques, pour stocker des déchets, pour surveiller les nappes phréatiques, en prévision de travaux de construction, etc.

C'est au début du vingtième siècle que notre connaissance de la structure radiale de la Terre s'affine, avec les découvertes de la discontinuité entre croûte et manteau (en 1909 par A. Mohorovicic), de la discontinuité entre noyau externe et manteau (en 1914 par B. Gutenberg), et de la graine (i.e. du noyau interne, solide, en 1936 par I. Lehmann). Ces découvertes furent basées sur l'analyse d'enregistrements sismiques, et les techniques d'imagerie actuelles reposent toujours en grande partie sur l'analyse de données sismologiques, qui sont affectées par les complexités du milieu terrestre. L'étude des séismes nécessite une bonne compréhension des structures à l'échelle régionale, à des profondeurs limitées à la croûte et à la partie supérieure de la lithosphère (20 à 50 km de profondeur en général). A ces profondeurs, deux méthodes d'imagerie sont principalement utilisées : la tomographie sismique et l'analyse de fonctions récepteurs. La tomographie sismique tire parti du fait que les propriétés du milieu (notamment son élasticité et sa densité) traversé par une onde sismique P ou S<sup>25</sup> affectent sa vitesse. Ainsi, si l'onde traverse une région du milieu terrestre qui n'a pas les propriétés attendues, son temps d'arrivée sera différent de son temps d'arrivée prévu. La tomographie sismique est un problème d'inversion visant à minimiser la différence entre les temps de propagations des ondes sismiques mesurés et ceux calculés avec un modèle de Terre particulier, afin de déterminer un modèle de perturbations de vitesses à grandes longueurs d'ondes (de l'ordre de plusieurs kilomètres pour la croûte terrestre) (e.g., Aki & Lee, 1976; Tromp et al., 2005; Nolet, 2008; Bozdağ et al., 2016). L'analyse des fonctions récepteurs, elle, se concentre sur les ondes converties<sup>26</sup> par les hétérogénéités du milieu terrestre. L'inversion de fonctions récepteur, qui isolent les temps d'arrivées des ondes converties, permet de contraindre la profondeur de l'hétérogénéité associée et de caractériser la réflectivité du milieu sous une station sismique (e.g., Langston, 1979; Bodin et al., 2012). Enfin, l'inversion de formes d'ondes complètes, qui consiste à exploiter l'ensemble des informations contenues dans un enregistrement sismique, pourrait permettre de compléter la résolution des modèles obtenus avec les méthodes décrites précédemment<sup>27</sup>. Cependant, l'imagerie du milieu terrestre par l'utilisation de ces méthodes repose sur la résolution d'un problème inverse. Et tout comme le problème inverse visant à imager le glissement sur une faille, celui cherchant à caractériser le milieu Terre est mal posé (Section 1.2.1), dérive de simplifications et d'approximations de la physique du problème direct (Section 1.1), et est basé sur des données qui peuvent être biaisées (Section 1.3). Il est donc important de garder en mémoire que notre connaissance du milieu terrestre reste limitée.

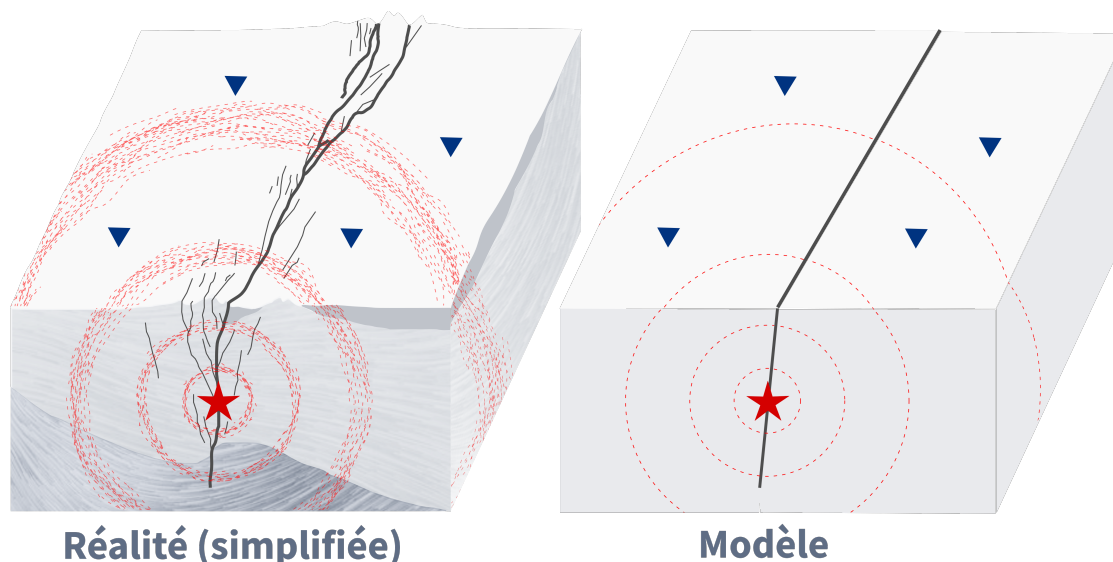
Mais, grâce à différentes techniques d'imagerie (celles mentionnées ci dessus, l'imagerie sismique, etc), des observations géologiques, et des tests effectués en laboratoire, nous pouvons améliorer notre compréhension de la structure interne de la Terre (e.g., Levander & Holliger, 1992; Levander et al., 1994; Christensen & Mooney, 1995). En surface (premières dizaines de kilomètre), des structures majeures affectent le mouvement du sol : les failles bien-sûr et les contrastes géologiques qu'elles induisent, les plis, les contacts entre couches géologiques de propriétés différentes, les bassins sédimentaires, les chaînes volcaniques et de montagne. Les effets induits par ces structures incluent notamment l'amplification des ondes dans les bassins sédimentaires (e.g., Frankel et al., 2001; Kagawa et al., 2004; Hartzell et al., 2006), leur interférence avec les bordures des bassins (e.g., Kawase, 1996; Adams et al., 2003), et leur guidage par les failles (e.g., Spudich & Olsen, 2001; Li et al., 2007). Les roches de surface diffèrent

<sup>25</sup> Les ondes sismiques sont des ondes élastiques qui se propagent à l'intérieur de la terre. On peut distinguer les ondes de volume, qui se propagent à l'intérieur du globe, des ondes de surface, qui se propagent le long de la surface de la Terre. Deux types d'ondes de volume sont caractéristiques : les ondes P, dites primaires, qui sont des ondes de compression/dilatation et les ondes S, dites secondaires parce qu'elles sont plus lentes, qui sont des ondes de cisaillement.

<sup>26</sup> Une onde de type P (ou S), au passage d'une interface, se décompose en deux ondes P et S réfléchies et deux ondes P et S réfractées. On appelle ondes converties les ondes S issues d'ondes P, et réciproquement.

<sup>27</sup> Pour de plus amples informations sur l'inversion de formes d'ondes complètes, je vous invite à consulter la thèse de Stephen Beller (Beller, 2017).

des roches de la croûte inférieure et de la lithosphère qui subissent des conditions de pression et température plus extrêmes. Les propriétés matérielles de la lithosphère sont donc loin d'être homogènes (e.g., Masterlark, 2003; Schmalzle et al., 2006). De même, ces propriétés ne sont pas isotropes et les microfractures, failles et structures de la croûte s'organisent souvent selon des directions préférentielles (e.g., Savage, 1999; Peng & Ben-Zion, 2004; Audet, 2015). Enfin, les propriétés matérielles de la croûte sont susceptibles de varier autour des failles sismogènes, à cause des séismes et des contraintes que ces failles accumulent, comme nous le verrons plus en détail dans la prochaine section 1.4.2. Ainsi, l'intérieur de la Terre est un milieu complexe, que l'on ne connaît pas parfaitement.



**FIGURE 1.18 – Un modèle est une approximation de la réalité.** Puisque l'intérieur de la Terre est seulement imparfaitement connu, la modélisation des processus profonds ne peut se faire qu'en approxinant la réalité.

Pourtant, la grande majorité des modèles de source et de glissement utilisent des fonctions de Green calculées avec des modèles de Terre très simplifiés (Figure 1.18), qui ne ressemblent en rien à ce que l'on connaît déjà de la structure interne de la Terre.

En effet, il est possible de modéliser aisément la déformation statique ou sismique provoquée par une dislocation en profondeur dans un demi-espace isotrope, homogène et élastique. La modélisation de la déformation statique est possible grâce aux travaux de [Steketee \(1958\)](#) qui formula l'expression du champ de déplacement dû à une dislocation dans un milieu élastique isotrope, de [Mansinha & Smylie \(1971\)](#) et de [Matsu'ura \(1977\)](#) qui résolurent analytiquement cette solution pour des dislocation sur des rectangles inclinés et enfin d'[Okada \(1985\)](#) qui l'implémenta numériquement. De manière similaire, la modélisation des ondes sismiques provoquées par un déplacement sur une interface dans un milieu élastique homogène admet une solution analytique ([Aki & Richards, 2002](#)). Comme les solutions proposées sont analytiques, elles sont faciles et rapides à calculer, même avec des moyens de calculs limités. C'est pourquoi ces solutions sont employées par la plupart des études de la source sismique se basant sur des données géodésiques, et ce même pour les études les plus récentes (e.g., [Gualandi et al., 2014](#); [Wang & Fialko, 2015](#); [Feng et al., 2017](#); [Gusman et al., 2018](#); [Marchandon et al., 2018b](#)).

Cependant, modéliser la Terre comme un demi-espace homogène est une approximation très grossière de la réalité. Si cette approximation peut permettre d'expliquer quelques données statiques (e.g., [Wald & Graves, 2001](#)), elle rend difficile l'utilisation de données sismologiques qui sont plus sensibles à la structure interne de la Terre. Ainsi, la modélisation de ces dernières se fait généralement avec un milieu stratifié (la rigidité élastique variant en fonction des couches), par exemple en utilisant la méthode d'intégration par nombre d'onde proposée par [Bouchon \(1981\)](#). Concernant les données statiques, il existe de nombreuses solutions analytiques et semi-analytiques pour résoudre la déformation induite par une

dislocation dans un milieu tabulaire (se référer à Wang et al., 2003; Zhao et al., 2004, pour un résumé de ces solutions). Dans les chapitres suivants, nous utiliserons la méthode EDKS développé par Zhu & Rivera (2002). Les modèles de glissement estimés à partir de données géodésiques et se basant sur un milieu stratifié semblent être de plus en plus répandus (e.g., Simons et al., 2002; Fialko, 2004; Jolivet et al., 2014; Gombert et al., 2017; Huang et al., 2017a,b).

Approximer la structure interne de la terre à un milieu stratifié peut paraître une approximation raisonnable pour les séismes continentaux. Mais comment une zone de subduction pourrait-elle s'approcher d'un milieu 1D (e.g., Masterlark et al., 2001; Zhao et al., 2004) ? Pour modéliser la propagation des ondes dans un milieu complexe, et donc imager la déformation qu'elles produisent en surface, de nombreuses méthodes de simulation numérique ont été proposées : basées sur les différences-finies (e.g., Virieux, 1986; Moczo et al., 2007), les éléments-finis et spectraux (e.g., Komatitsch & Vilotte, 1998; Komatitsch & Tromp, 1999, 2002; Zienkiewicz & Taylor, 2005; Nissen-Meyer et al., 2014), les volumes-finis (e.g., LeVeque, 2002)<sup>28</sup>. Les méthodes aux éléments spectraux sont les plus populaires dans la communauté pour calculer des fonctions de Green avec un modèle de Terre en 3D. Ces méthodes de simulations restent pourtant sous-employées : parce qu'elles nécessitent de construire un maillage complexe qui peut prendre jusqu'à 4 fois le temps de calcul total (Hughes et al., 2010), et parce que les calculs effectués sont lourds et demandent donc ou du temps, ou des ressources calculatoires importantes. Toutefois, plusieurs solutions existent pour accélérer le temps de calcul. On peut citer AxiSEM, qui se base sur un modèle de vitesse 1D et calcul les effets de propagation en 3D (Nissen-Meyer et al., 2014), la combinaison des méthodes aux éléments spectraux et aux éléments infinis SIEM (pour se débarrasser des effets de bords, Langer et al., 2016; Gharti et al., 2018, 2019) et le code très rapide Tectosaur, une méthode des éléments finis de frontière qui ne nécessite pas (entres autres) de construire un maillage *a priori* (Thompson & Meade, 2016, 2018).

Le modèle de Terre utilisé pour calculer les fonctions de Green a une réelle influence sur l'imagerie de la source sismique (e.g., Jovanovich et al., 1974; Savage, 1987; Sato, 1989; Fernández et al., 1996; Pan, 1999; Eleonora et al., 2002; Simons et al., 2002; He et al., 2003; Somala et al., 2018, et références citées ci-dessous). Le développement des méthodes de simulation numériques a permis la comparaison entre modèles simplifiés et modèles de Terre plus complexes, qui imitent la réalité et reflètent l'hétérogénéité de la coûte. Considérer le milieu terrestre comme homogène biaise généralement les modèles de source estimés, ou au moins diminue leur précision (Wald & Graves, 2001; Masterlark, 2003). Zhao et al. (2004) montrent que la stratification du milieu terrestre impacte à la fois la déformation induite en surface, mais aussi la distribution des contraintes en profondeur. Ils étudient aussi le cas d'un séisme synthétique sur la marge Japonaise, et décrivent des variations de plus de 20% sur la déformation en surface et de plus de 15% sur la variation des contraintes lorsque qu'un modèle de Terre réaliste en 3D est utilisé au lieu d'un modèle homogène. Ils concluent d'ailleurs qu'une inversion basée sur un modèle homogène transfère la distorsion causée par l'omission des complexités crustales aux paramètres du modèle. Les conclusions de Trasatti et al. (2011) sont similaires, soulignant plus de 20% de différence entre les modèles de glissement du séisme de L'Aquila,  $M_w$ 6.3, 2009, lorsque des hétérogénéités 3D sont incorporées au modèle de Terre. Wald & Graves (2001) et Liu & Archuleta (2004) imagent les séismes Californiens de Northridge ( $M_w$ 6.7, 1994) et de Loma Prieta ( $M_w$ 6.9, 1989) et trouvent des différences significatives lorsque le problème inverse est résolu à l'aide d'un milieu terrestre 1D ou 3D. Wald & Graves (2001) constatent toutefois que ces différences ne sont plus significatives lorsque des données statiques sont utilisées (car moins sensibles) et que l'approximation 1D du milieu terrestre est raisonnable (séisme continental, peu de variabilité latérale). Williams & Wallace (2015) et Williams & Wallace (2018) étudient des épisodes de glissement lent sur la marge Néo-Zélandaise Hikurangi, et montrent que considérer une structure interne réaliste permet d'améliorer la modélisation des données de 30%, et peut modifier les modèles de glissement jusqu'à 58%. Ils remarquent aussi qu'un gradient

<sup>28</sup>Se référer à la thèse de Stephen Beller (Beller, 2017) pour de plus amples informations.

des propriétés élastiques a une influence bien plus marquée sur leurs modèles qu'une limite entre deux milieux de propriétés différentes. Cela pourrait encore renforcer les conclusions des articles cités précédemment, qui utilisent généralement des modèles 3D basés sur des contrastes forts entre différentes propriétés élastiques.

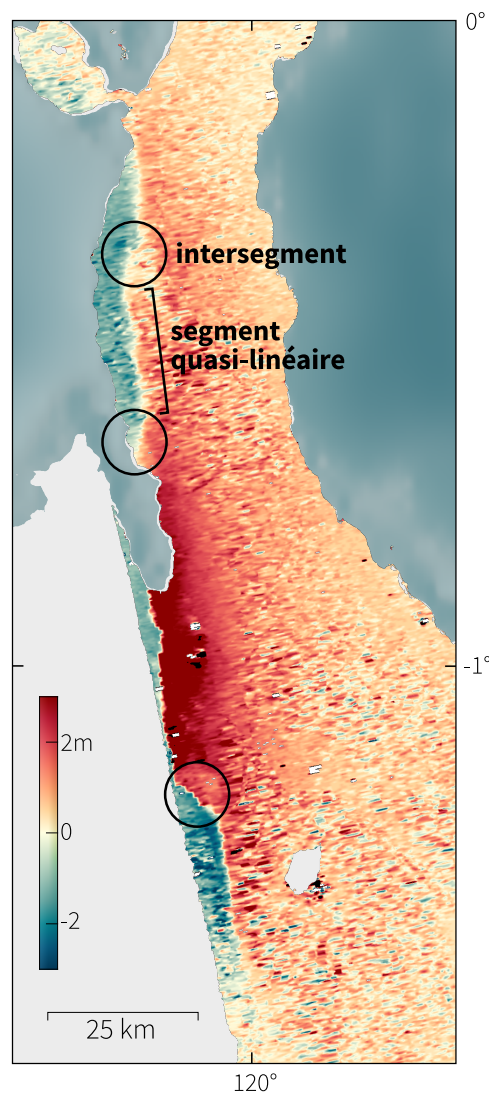
L'approximation de la Terre à un demi-espace élastique, à un milieu stratifié, ou même parfois à un milieu complexe en 3D, implique que la surface de la Terre est plate. Or, les séismes se produisent souvent dans des régions perturbées tectoniquement, et donc qui ont une topographie marquée. C'est le cas de nombreux séismes continentaux, mais aussi des séismes de subduction, pour lesquels le relief peut atteindre plusieurs kilomètres (entre la fosse et l'arc volcanique). Plusieurs auteurs ont toutefois remarqué que la topographie, si elle est prise en compte, n'a qu'une influence limitée sur les modèles de glissement issus de données statiques (e.g., [Masterlark, 2003](#); [Trasatti et al., 2011](#); [Wang & Fialko, 2018](#); [Williams & Wallace, 2018](#)). D'autres, au contraire, soulignent l'impact de la topographie sur la déformation statique en surface (e.g., [Williams & Wadge, 1998](#); [Tinti & Armigliato, 2002](#)). [Hsu et al. \(2011\)](#) soulignent avec des tests synthétiques et la modélisation du séisme de Nias-Simeulue (2005,  $M_w 8.7$ , Sumatra) que la topographie influence le déplacement mesuré en surface. [Langer et al. \(2019\)](#) montrent aussi que la topographie a un impact non négligeable sur le déplacement en surface, et suggèrent notamment que cet impact ne dépend pas seulement de la distance entre la faille et la surface – et donc que cet impact ne peut pas être corrigé analytiquement. Mais si la topographie peut avoir un effet variable pour des données statiques, son impact est significatif sur la propagation des ondes sismiques : la topographie induit des effets de diffusion, d'amplification et des réflexions multiples. De nombreuses études confirment la nécessité d'incorporer une topographie réaliste dans les modèles de Terre sous peine de ne pas reproduire fidèlement la propagation des ondes sismiques et la déformation en surface ([Bouchon & Barker, 1996](#); [Bouchon et al., 1996](#); [Spudich et al., 1996](#); [Komatitsch & Vilotte, 1998](#); [Komatitsch et al., 2004](#); [Lee et al., 2008](#); [Massa et al., 2010](#); [Magnoni et al., 2014](#)). Au regard des résultats répertoriés ci-dessus, l'utilisation de modèles de Terre 3D réalistes, qui prennent en compte la topographie, paraît donc indispensable pour améliorer l'imagerie du cycle sismique.

Toutefois, [Graves & Wald \(2001\)](#) remarquent que même si l'on utilise un modèle de Terre 3D, si celui-ci ne reproduit pas efficacement la réalité (ou le modèle utilisé pour calculer les données synthétiques), alors le glissement sur la faille n'est que partialement retrouvé. De même, [Hartzell et al. \(2010\)](#) montrent que des perturbations aléatoires et corrélées du modèle de vitesse ont un effet considérable sur les prédictions du déplacement en surface. Enfin, les tests de [Galović et al. \(2015\)](#) confirment que les hétérogénéités du modèle de Terre induisent des artefacts dans les modèles de source (même s'ils peuvent être gommés en partie par l'introduction de lissage dans la procédure d'inversion). Ces trois dernières conclusions suggèrent donc que si le modèle de Terre choisi ne reproduit pas la structure interne réelle, la modélisation des processus ayant eu lieu sur la faille est nécessairement biaisée. Or, on l'a vu, nos techniques d'imagerie de la Terre interne restent limitées et notre connaissance du milieu terrestre est sporadique, surtout pour des régions difficiles d'accès comme les zones de subduction. Et finalement, notre connaissance de l'intérieur de la Terre restera toujours limitée. Alors comment améliorer notre compréhension des séismes ? Quelques pistes seront proposées dans la Section 1.4.4.

### 1.4.2 Complexité des failles sismogènes

Une faille est une discontinuité structurale de la croûte terrestre localisant une déformation fragile discontinue qui entraîne un déplacement relatif de ses deux côtés (e.g., [Mattauer, 1980](#)). D'après [Anderson \(1951\)](#), une faille peut accommoder les contraintes de la croûte selon trois types de déformation : normale (le bloc supérieur s'affaisse), inverse (le bloc supérieur se soulève) ou en décrochement (les deux blocs coulissent latéralement). Bien qu'elles n'occupent qu'une faible portion de la croûte terrestre, les failles jouent un rôle fondamental dans le contrôle de la dynamique et de la mécanique de la lithosphère. L'étude des failles inclut l'observation sur le terrain, l'imagerie sismique et tomographique, les expériences en laboratoire, la modélisation analogique et numérique, l'analyse de la sismicité et de l'hydrologie des failles. L'ensemble de ces observations et analyses nous montre que les failles sont des structures complexes. Mais ont-elles des propriétés génériques ? Quel est l'impact de leur complexité sur notre compréhension du cycle sismique ? Nous aurons un aperçu des quelques réponses existantes dans les prochains paragraphes.

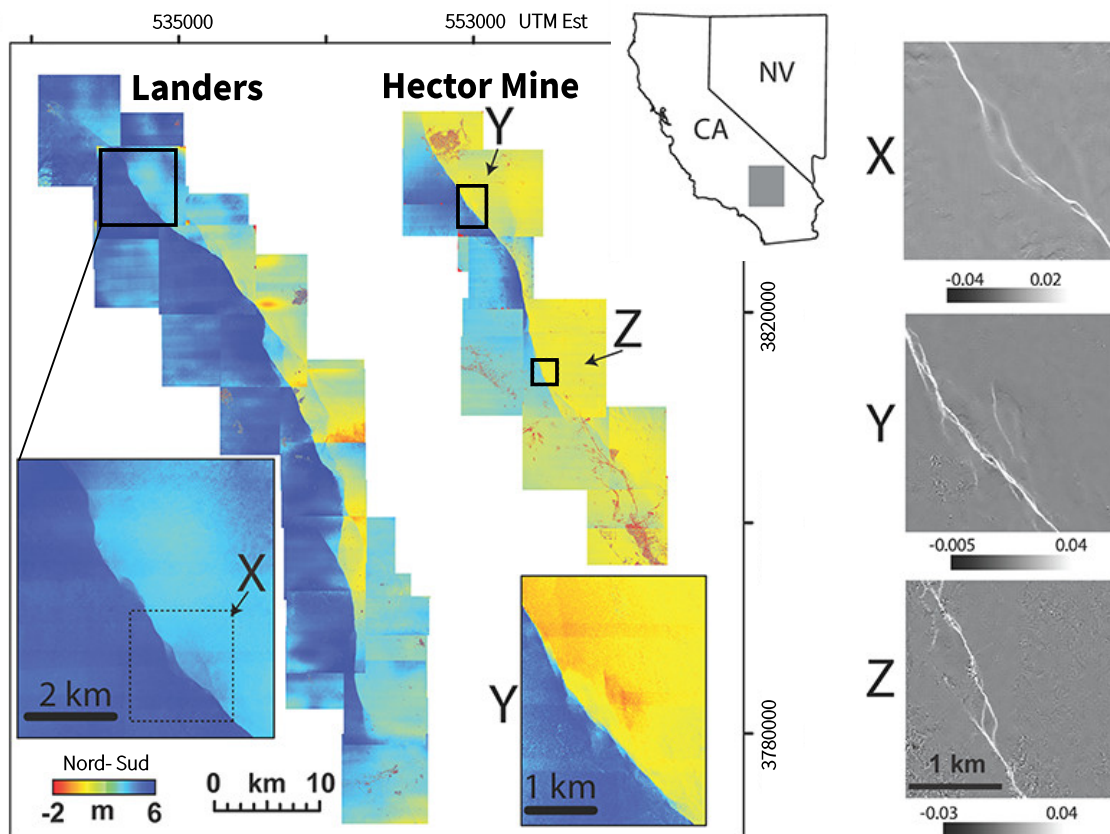
En Italie centrale, le séisme de Norcia ( $M_w$ 6.5, Octobre 2016) a rompu la surface le long de nombreuses failles de longueur variable ([Pucci et al., 2017](#); [Scognamiglio et al., 2018](#); [Villani et al., 2018](#)). D'ailleurs, les failles sismogéniques connues dans cette région sont organisées en segments principaux d'une vingtaine de kilomètres de long, disposés en échelons, et d'autres failles secondaires plus ou moins reconnues ([Galadini & Galli, 2000](#); [Roberts & Michetti, 2004](#); [Boncio et al., 2004a](#)). Ce type d'organisation des zones de failles, qui est observable pour la plupart des failles sismogènes continentales, nous pousse à considérer qu'une faille s'organise en réseaux composés de multiples ramifications de taille variable, allant de quelques mètres à plusieurs centaines de kilomètres (e.g., [Segall & Pollard, 1980](#); [Barka & Kadinsky-Cade, 1988](#); [Peacock, 1991](#); [Walsh et al., 2003](#)). Les segments principaux sont souvent sub-parallèles et sont séparés par ce que l'on appelle des intersegments, sur lesquels la déformation est moindre (e.g., [Ellis & McClay, 1988](#); [Manighetti et al., 2007](#)). Les autres ramifications, ou failles secondaires, peuvent avoir le même azimut<sup>29</sup> que la faille principale, ou peuvent venir se brancher sur la faille principale et on parle dans ce cas de *splay fault* (e.g., [Perrin et al., 2016b](#)). La rupture de surface provoquée par le séisme de Palu,  $M_w$ 6.5, 2018, Indonésie, est un exemple remarquable d'une telle organisation en segments et intersegments (Figure 1.19). Les segments de la faille de Palu semblent linéaires, et les intersegments montrent une déformation distribuée spatialement, sans failles secondaires clairement délimitées. Bien que, au premier ordre, une zone de failles (comme celle



**FIGURE 1.19 – Déplacement induit par le séisme de Palu,  $M_w$ 6.5, 2018, Indonésie, qui définit la trace de la faille en surface.** La déformation s'organise de manière rectiligne, et est composée de segments linéaires séparés par des zones d'intersegments où la déformation semble moins marquée.

<sup>29</sup>L'azimut d'une faille est la direction qu'elle prend par rapport au Nord géographique.

du séisme de Palu) puisse paraître composé d'une faille linéaire majeure, il n'en est rien en réalité. Par exemple, les séismes de Landers et d'Hector Mine, qui ont frappé la Californie en 1992 et 1999 avec des magnitudes  $M_w$  de 7.3 et 7.1, ont provoqué une rupture de surface qui paraît délimiter une faille unique et assez lisse, bien que son azimuth soit perturbé par des changements de direction fréquents (Figure 1.20). Pourtant, à plus petite échelle, la rupture de surface illustre en réalité une faille très perturbée (Figure 1.20).

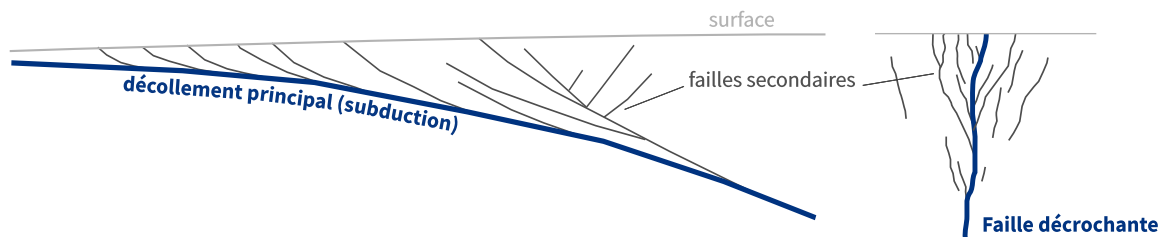


**FIGURE 1.20 – Une rupture de surface complexe à toutes les échelles pour les séismes de Landers et d'Hector Mines**, respectivement  $M_w$  7.3 et 7.1, 1992 et 1999, Californie. La figure est modifiée d'après Milliner et al. (2016). A gauche, la rupture de surface est imagée par corrélation d'images optiques (voir Section 1.3). A droite, la déformation cisailante calculée pour quelques portions des zones de faille montre l'hétérogénéité de la rupture à petite échelle.

Mais l'observation de la déformation de surface ne nous renseigne que partiellement sur l'architecture des failles continentales, et la géométrie des failles en profondeur reste mal connue (Graymer et al., 2007; Wei et al., 2011; Ross et al., 2017a). De même, la géométrie des portions en mer de failles continentales (par exemple pour la faille responsable du séisme de Palu, ou encore les failles de la mer de Marmara, notamment à la source du séisme d'Izmit de 1999), ou celle des failles affectant la croûte océanique (localisées aux limites des plaques), est inaccessible. Pourtant, grâce aux outils utilisés pour imager l'intérieur de la Terre, la géométrie en profondeur d'un grand nombre de failles, actives ou non, peut être modélisée. Un modèle générique de géométrie peut être proposé : les failles ont une architecture compliquée en surface, composée de segments multiples et non linéaires, alors qu'en profondeur la plupart des segments se rejoignent pour former une structure principale plus lisse, qui conserve seulement les complexités les plus grossières (e.g., King & Nabelek, 1985; Bouchon et al., 1998; Harris et al., 1991; Wesnousky, 2008). C'est ce que l'on appelle une structure en fleur (Figure 1.21). Ce modèle générique est utilisé pour caractériser de nombreuses zones de failles continentales (par exemple pour les



failles d'Italie Centrale, en Californie, en mer de Marmara, au Tibet, e.g., Cello, 1997; Unsworth et al., 1997; İmren et al., 2001; Lacassin et al., 2004, respectivement), même s'il ne s'applique pas à toutes (e.g., Wei et al., 2011). Les zones de subduction auraient une architecture similaire, composée d'une interface de décollement principale qui s'accompagne de failles secondaires affectant la plaque chevauchante sur les premiers 40 km sous la surface. Ces failles secondaires pourraient contribuer de manière significative au budget de déformation d'une zone de subduction (e.g., Fukao, 1979; Kato, 1983; Cummins et al., 2001; Collot et al., 2008). Elles ont été observées dans de nombreuses zones de subduction (par exemple, Japonaise, de Nankai, Nord-Equatorienne, de Ryukyu, e.g., Park et al., 2000, 2002; Collot et al., 2008; Hsu et al., 2013, respectivement).



**FIGURE 1.21 – Failles secondaires et structure en fleur pour une zone de subduction (gauche) et une faille décrochante (droite).** Ces dessins ne sont pas à l'échelle : la profondeur des failles secondaires peut atteindre 40 à 50 km pour une zone de subduction, et une quinzaine de kilomètres pour une faille continentale.

La structure des failles évolue aussi dans le temps (et pas seulement spatialement). Certaines failles continentales peuvent s'allonger de plusieurs centimètres par an (e.g., Mueller & Talling, 1997; Meyer et al., 1998; Childs et al., 2003; Manighetti et al., 2001). La croissance d'une faille est conditionnée par la quantité de déformation qu'elle a accommodée (e.g., Walsh & Watterson, 1988; Cowie & Scholz, 1992; Dawers et al., 1993). La majorité des modèles supposent que l'élongation d'une faille continentale résulte de la connexion de plusieurs segments (e.g., Segall & Pollard, 1983; Dawers et al., 1993; Dawers & Anders, 1995; Cartwright et al., 1995; Mansfield & Cartwright, 2001; Childs et al., 2003; Fossen & Rotevatn, 2016). Un autre modèle de croissance des failles, adopté notamment pour les failles normales, stipule au contraire que la longueur d'une faille évolue peu (e.g., Walsh et al., 2003; Nicol et al., 2005, 2017; Rotevatn et al., 2018). Le fait que la croissance d'une faille dérive principalement du taux de déplacement qu'elle a accumulé peut suggérer que les failles jeunes sont rugueuses et non linéaires, alors que l'accumulation du déplacement a gommé les complexités des failles plus matures (e.g., Cowan et al., 1996; Choy & Kirby, 2004; Manighetti et al., 2007; Radiguet et al., 2009; Dolan & Haravitch, 2014). Toutefois, ce concept de maturité structurale des failles est généralement extrapolé d'observations en surface, et ne prend pas en compte la complexité du milieu terrestre (e.g., Zinke et al., 2014). De manière similaire aux failles continentales, l'interface majeure des zones de subduction s'aplati sous l'action du glissement qui s'y produit. Mais cette interface ne s'allonge pas. Sa géométrie évolue, influencée par la vitesse de la plaque chevauchante (e.g., Lallemand et al., 2005; Heuret et al., 2007; Cerpa et al., 2018) et les propriétés de la plaque tombante (e.g., Goes et al., 2017), et les failles secondaires croient constamment (e.g., Conin et al., 2012). En général, l'évolution des failles est contrôlée par de nombreux paramètres, directement liés au milieu terrestre, comme les contraintes appliquées sur la faille, l'anisotropie d'une roche, son élasticité et sa densité, et ses interactions avec des failles voisines (e.g., Martel, 1999). Souvent, la croissance d'une faille est influencée par des structures déjà présentes dans le sous-sol mais qui ne sont plus actives (e.g., Morley, 1999; Walsh et al., 2002; Michon & Sokoutis, 2005; Autin et al., 2013; Corti et al., 2013; Brune et al., 2017) : c'est par exemple le cas en Italie Centrale (e.g., Pizzi & Galadini, 2009; Bonini et al., 2016; Chiarabba et al., 2018; Falcucci et al., 2018), pour de nombreux rifts (e.g., Morley et al., 2004; Bosworth et al., 2005; Corti et al., 2007; Manatschal et al., 2015; Ragon et al., 2018a), et pour les failles secondaires des zones de subduction (e.g., Collot et al., 2008; Conin et al., 2012).

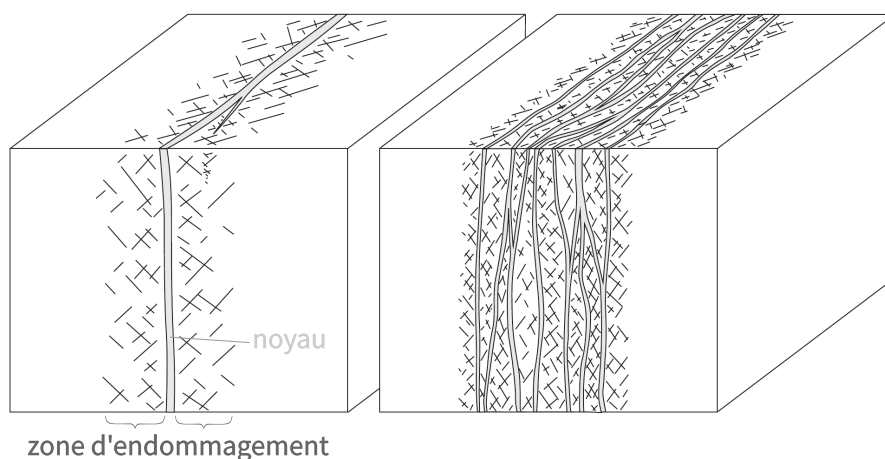
La complexité du milieu terrestre a donc un impact majeur sur la croissance et la propagation des failles, ce qui explique pourquoi les failles sont des structures si hétérogènes. Mais quel est donc l'influence de l'architecture d'une faille sur les modèles de glissement et de source, qui nous intéressent particulièrement ? Quelques auteurs ont suggéré que les irrégularités de la géométrie d'une faille ont peu d'influence sur le glissement estimé (pour une simulation dynamique, la séquence sismique de 2007 à Sumatra, le séisme de  $M_w$  7.3 au Balochistan en 2013, e.g., [Oglesby & Archuleta, 2003](#); [Konca et al., 2008](#); [Jolivet et al., 2014](#)). Mais pour les cas réels précédemment cités, seulement la courbure en profondeur de la faille est modifiée, et l'impact sur le glissement localisé principalement en surface est donc limité. Et, une grande majorité des études suggère plutôt que l'architecture des failles a impact majeur sur la rupture sismique, que ces failles soient réelles ou simulées numériquement (e.g., [Segall & Pollard, 1983](#); [Okubo & Aki, 1987](#), et références ci-dessous). [Aochi & Madariaga \(2003\)](#) et [Klein et al. \(2017\)](#) affirment que seule une géométrie complexe en 3D peut expliquer le champ de déformation provoqué en surface par les failles en mer de Marmara. [Aochi & Madariaga \(2003\)](#) proposent d'ailleurs que c'est la segmentation des failles qui contrôle le déplacement en surface. [Lee et al. \(2006\)](#) inversent les observations du séisme de  $M_w$  7.3 de Chichi (Taiwan, 1999) avec une faille plane, une faille plane et segmentée, et une faille complexe en 3D. La faille complexe permet de mieux expliquer les observations. Mais surtout, ils montrent que l'utilisation d'une faille plane induit des artefacts dans les modèles de glissement (ce qui était aussi suggéré par [Maerten et al., 2005](#)). De même, [Moreno et al. \(2009\)](#), [Moreno et al. \(2012\)](#) et [Zhang et al. \(2017\)](#) affirment que les modèles de glissement des séismes de Valdivia (Chili,  $M_w$  9.5, 1960), de Maule (Chili,  $M_w$  8.8, 2010) et de Gorkha (Népal,  $M_w$  7.9, 2015) sont fortement influencés par la géométrie des failles considérées. Notamment, les variations de l'azimut de la zone de subduction conditionneraient des variations latérales dans le glissement du séisme de Maule, et des variations du pendage<sup>30</sup> de la faille inverse responsable du séisme de Gorkha auraient empêché la rupture d'atteindre la surface. La complexité d'une faille affecte aussi le champs de contraintes qui l'entoure (e.g., [Oglesby & Archuleta, 2003](#), et références ci-après). Les contraintes s'accumulent autour des zones de courbures ou en inter-segment (e.g., [Talwani, 1999](#)), favorisant le déclenchement de la rupture sismique (e.g., [Lindh & Boore, 1981](#); [King & Nabelek, 1985](#); [King, 1986](#); [Barka & Kadinsky-Cade, 1988](#); [Romanet et al., 2018](#)). La segmentation d'une faille peut d'ailleurs favoriser ou empêcher la propagation de la rupture (e.g., [Barka & Kadinsky-Cade, 1988](#); [Harris et al., 1991](#); [Bouchon et al., 1998](#); [Wesnousky, 2008](#)).

La complexité structurale des failles, que l'on vient de décrire pour des variations métriques à kilométriques, se reflète aussi à des échelles bien plus petites, ce qui a poussé certains auteurs à proposer que les failles ont une organisation fractale<sup>31</sup> ([Brown & Scholz, 1985](#); [Okubo & Aki, 1987](#); [Aviles et al., 1987](#); [Hirata, 1989](#); [Turcotte, 1989](#); [Sornette et al., 1990](#)). Ainsi, on considère désormais que l'irrégularité d'une faille est préservée à toutes les échelles (e.g., [Power et al., 1987](#); [Schmittbuhl et al., 1993](#); [Candela et al., 2009, 2012](#); [Renard et al., 2012](#)). Même si, dans certains cas, la rugosité d'une faille paraît plus importante pour des longueurs caractéristiques de l'ordre du centimètre ([Brodsky et al., 2016](#)). Finalement, la rugosité d'une faille, peu importe sa longueur caractéristique, impacte la nucléation, la propagation et l'arrêt de la rupture sismique (e.g., [Candela et al., 2011](#); [Dunham et al., 2011](#); [Shi & Day, 2013](#); [Bruhat et al., 2016](#); [Tal et al., 2017](#); [Zielke et al., 2017](#)).

Nous avons jusqu'à présent considéré qu'une faille était une interface principale sur laquelle la déformation se localisait. Toutefois, une faille semble en réalité être un volume de roche perturbé dont les propriétés varient avec la distance à la faille. L'observation de régions de failles exhumées a permis de montrer que la déformation est principalement accommodée par un noyau étroit (de largeur allant du centimètre au mètre), bordé par une zone d'endommagement dans laquelle la déformation est moindre

<sup>30</sup>Le pendage d'une faille correspond à l'angle qu'elle prend par rapport à l'horizontale. Une faille verticale aura donc un pendage de  $90^\circ$ .

<sup>31</sup>Un objet fractal a une structure invariante par changement d'échelle, et est donc autosimilaire. Le chou romanesco ou les flocons de neige sont, par exemple, des objets de forme fractale approximative.



**FIGURE 1.22 – Représentation simplifiée de zones de failles typiques.** A gauche, la zone de faille est composée d'un noyau qui accommode la majeure partie de la déformation, bordé par une zone d'endommagement très fracturée. A droite, plusieurs noyaux forment un réseau complexe entouré de lentilles de régions endommagées.

(e.g., Ben-Zion & Sammis, 2003; Faulkner et al., 2003; Mitchell & Faulkner, 2009; Sagy & Brodsky, 2009; Faulkner et al., 2010). La zone d'endommagement, caractérisée par une fracturation intense, peut être symétrique ou asymétrique autour du noyau, et peut aussi entourer plusieurs noyaux (voir Figure 1.22, e.g., Faulkner et al., 2010). La zone d'endommagement se forme en même temps que la faille, mais résulte aussi de l'endommagement dynamique dû à la rupture sismique (e.g., Mitchell & Faulkner, 2009; Faulkner et al., 2010). Savage & Brodsky (2011) et Mitchell & Faulkner (2012) suggèrent que la largeur de la zone d'endommagement en surface ne peut dépasser quelques kilomètres, et Ampuero & Mao (2017) affirment que cette largeur est contrôlée par la profondeur de la zone sismogène. En profondeur, les zones d'endommagement de quelques failles ont aussi pu être imagées par tomographie sismique (e.g., Cochran et al., 2009; Allam & Ben-Zion, 2012; Zigone et al., 2015), et elles sont caractérisées par une rigidité faible ou des vitesses sismiques limitées, et leur largeur décroît avec la profondeur selon le modèle de structure en fleur. Cependant, la largeur et la profondeur de ces structures est très variable, et les informations glanées par tomographie ne sont pas assez précises pour bien contraindre les propriétés des zones d'endommagement en profondeur. Et pourtant, la zone d'endommagement aurait un impact non négligeable sur la dynamique de la rupture sismique, le régime de contrainte autour des failles, et les modèles de glissement (e.g., Spudich & Olsen, 2001; Faulkner et al., 2006; Sammis et al., 2009; Huang & Ampuero, 2011; Gabriel et al., 2013; Cappa et al., 2014; Huang et al., 2014; Perrin et al., 2016b; Gombert et al., 2017). Idini & Ampuero (2017) suggèrent même qu'une rupture complexe, à fronts d'ondes multiples, peut être modélisée avec une zone d'endommagement très simplifiée.

Enfin, en plus d'être complexe, le milieu terrestre peut héberger des fluides, comme de l'eau, ou du CO<sub>2</sub>. La présence de fluides affecte le comportement sismique d'une faille (e.g., Sibson, 1981; Rice, 1992; Beeler et al., 2000; Miller, 2002; Miller et al., 2004; Hainzl, 2004; Cappa et al., 2009). On considère que les fluides provoquent une surpression des pores de la roche, ce qui induit des variations de la contrainte normale appliquée sur les failles, et peut ainsi provoquer du glissement, sismique ou aisé (e.g., Sibson, 1981; Rice, 1992; Hickman et al., 1995; Miller et al., 1996, 1999). De nombreux auteurs suggèrent que les fluides influencent la nucléation des séismes (e.g. Gupta et al., 1996; Aarts & Van Laarhoven, 1985; Zhao et al., 1996; Kayal et al., 2002; Zhao et al., 2002; Wang & Zhao, 2006; Hainzl et al., 2016); l'initiation des essaims sismiques, la présence de fluides réduisant la résistance des failles (e.g. Kisslinger, 1975; Noir et al., 1997; Yamashita, 1999; Vidale & Shearer, 2006; Cappa et al., 2009; Duverger et al., 2015; Mesimeri et al., 2016; Shelly et al., 2016); et la rupture des séismes<sup>32</sup>

<sup>32</sup>Sans mentionner le glissement des failles, sismique ou non, qui peut être induit par injection de fluides (e.g. Cornet et al.,

(e.g Lay et al., 2012; Huang et al., 2013; Duputel et al., 2016; Amoroso et al., 2017). Notamment, les séismes d'Italie Centrale seraient particulièrement influencés par la présence en profondeur de fluides sous haute pression (e.g Miller et al., 2004; Antonioli et al., 2005; Luccio et al., 2010; Stefano et al., 2011; Malagnini et al., 2012; Chiarabba et al., 2018).

Le comportement d'une faille est donc influencé par de multiples facteurs : segmentation et courbure, rugosité, quantité de déformation accumulée, endommagement et propriétés du milieu adjacent, présence de fluides, etc. Adopter un modèle de faille réaliste, qui prend en compte au moins une partie de ces complexités, paraît donc une condition nécessaire pour obtenir des modèles de glissement et de source sismique réalistes et bien résolus (Aochi & Madariaga, 2003; Beresnev, 2003). Pourtant, au regard de ces multiples complexités, les structures considérées pour modéliser les séismes restent extrêmement simplifiées.

Bien souvent, les structures utilisées pour estimer le comportement sur une faille sont caractérisées par un nombre fini de paramètres. Elles sont planes, avec une position, un pendage et un azimut fixé *a priori*. Quelquefois, plusieurs segments plans pourront être utilisés lorsque la rupture de surface est bien définie et est loin d'être linéaire. Les segments, plans, sont divisés en un nombre limité de sous-éléments, eux aussi plans et peu complexes, ce qui ne permet pas d'inclure des irrégularités de longueur d'onde inférieure à la dimension des sous-failles (généralement de l'ordre de plusieurs kilomètres). Ainsi, la faille adoptée est régulière et lisse, et n'est pas rugueuse comme les structures réelles. De plus, des modèles de Terre interne homogènes ou stratifiés sont usuellement employés, et ne permettent donc pas d'inclure l'influence de la zone endommagée entourant la faille (et sont loin de pouvoir modéliser l'influence des fluides pouvant s'y trouver). Cette approximation de la réalité d'une faille est largement plébiscitée pour estimer des modèles de glissement et de source sismique de nombreux séismes (e.g Barnhart et al., 2018; Gombert et al., 2018; Gusman et al., 2018; Marchandon et al., 2018a; Scognamiglio et al., 2018; Walters et al., 2018; Wang & Fialko, 2018).

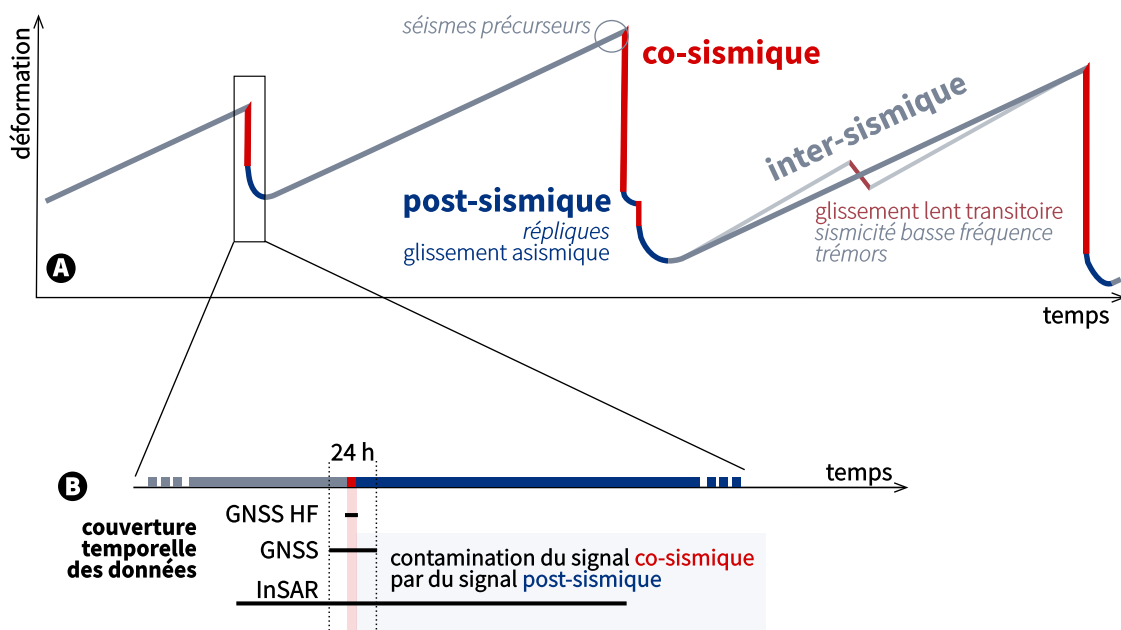
Mais pourquoi donc utiliser des failles si simplifiées ? Déjà, tout comme les modèles de Terre, adopter une faille peu complexe facilite et accélère le processus de modélisation. Même si les résultats peuvent être influencés par l'architecture choisie, le gain en temps et en moyen peut justifier la perte de qualité du modèle. De plus, comme déjà mentionné en Section 1.2, pour pouvoir résoudre le problème inverse il est nécessaire de réduire le nombre de paramètres à estimer, sous peine de voir la résolution du modèle diminuer drastiquement (e.g Atzori & Antonioli, 2011; Dettmer et al., 2014). Ce nombre de paramètre ne doit pas non plus être trop élevé, car les données ne suffisent plus pour les résoudre, augmentant le risque de tomber dans un minimum local (e.g Menke, 2012; Dettmer et al., 2014).

Si la trace de la faille en surface est bien dessinée, on peut être tenté de multiplier les segments de failles, allant jusqu'à les juxtaposer. Bien que ce type d'architecture puisse paraître plus réaliste, il ne reflète d'une part que la rupture en surface, et d'autre part le glissement qui s'y produit est très mal contraint par les données disponibles car le nombre de paramètres est trop élevé. Finalement, la géométrie des failles est souvent simplifiée parce qu'elle est mal connue. On pourrait résumer ce problème de simplification des failles à une question philosophique : vaut-il mieux choisir une architecture simple, que l'on sait limitée, ou une architecture plus réaliste, que l'on croit fiable, mais qui est peut-être loin de la réalité et qui peut induire des artefacts ou des biais importants dans nos modèles ?

---

1997; Ellsworth, 2013).

### 1.4.3 Complexité temporelle du cycle sismique



**FIGURE 1.23 – Complexité temporelle du cycle sismique, et manque de résolution des données.** (A) Représentation simplifiée du cycle sismique. Les mécanismes asismiques et sismiques (en italique) pouvant avoir lieu sur la faille pendant chacune des périodes co-, post- et inter-sismiques sont indiqués. (B) Couverture temporelle des données GNSS à haute fréquence, GNSS et InSAR. Alors que les données à haute fréquence mesurent seulement la déformation co-sismique, les mesures co-sismiques réalisées par GNSS ou InSAR sont généralement contaminées par 1 jour (GNSS) ou plusieurs jours (InSAR) de déformation post-sismique.

Lors d'un séisme, le glissement s'initie, se propage et s'arrête, le tout en quelques secondes à minutes. La période post-sismique peut durer jusqu'à plusieurs mois, pendant lesquels les contraintes de la croûte terrestre perturbées par le séisme reviennent à un état stable. Plus tard, les contraintes dues au chargement tectonique s'accumulent autour des failles sismogènes pendant les plusieurs années que dure la période dite inter-sismique. Les périodes pre-, post- et inter-sismiques sont loin d'être calmes et dépourvues de toute déformation (Figure 1.23).

La plupart des séismes de magnitude  $M_w \geq 6.0$  sont suivis par de la déformation post-sismique, engendrée principalement par du glissement asismique sur les failles (*afterslip*, déjà défini en Section 1.1). Cette déformation post-sismique peut être négligeable, ou, après plusieurs mois à années, peut même dépasser la déformation en surface produite par le séisme (e.g. Melbourne et al., 2002). Pour certains événements, jusqu'à près de 30% du budget total de déformation co-sismique pourrait même être atteint en quelques jours (e.g. Floyd et al., 2016). Les résultats de Floyd et al. (2016) suggèrent aussi que le glissement en *afterslip* n'a pas une position fixe dans le temps, mais plutôt qu'il pourrait affecter différentes zones de failles à différents moments de la période post-sismique. La déformation post-sismique est-elle provoquée par la redistribution des contraintes co-sismiques, par les répliques, par d'autres processus, ou par l'action conjointe de ces mécanismes ? Il n'existe pas encore de réponse claire à cette question, la période post-sismique étant le siège de nombreux mécanismes sismiques et asismiques, complexes, et dont les interactions, entre elles et avec les contraintes co-sismiques, sont encore mal comprises (e.g. Perfettini & Avouac, 2007).

De manière similaire, l'énergie accumulée durant la période inter-sismique peut être relâchée soit sous la forme d'un séisme, soit sous la forme d'un glissement lent asismique. Ces glissements transitoires et spontanés peuvent durer de quelques jours à 1 mois et sont observés sur de nombreuses failles sismogènes à travers le monde (e.g. Dragert et al., 2001; Obara & Kato, 2016). Ils sont souvent accompagnés

d'une sismicité particulière, caractérisée par des fréquences plus faibles que la sismicité ordinaire : les tremors et séismes à basses fréquences (*Low Frequency Earthquakes*) (e.g. Ide et al., 2007; Schwartz & Rokosky, 2007).

Enfin, un séisme est quelquefois précédé de tremblements précurseurs, de magnitude plus faible (e.g. Dodge et al., 1996; Reasenber, 1999; Hirose et al., 2011). Le lien entre ces précurseurs et le déclenchement du séisme principal est discutable, et ce lien pourrait être inexistant, le séisme principal étant seulement déclenché de manière aléatoire (e.g. Ellsworth & Bulut, 2018). D'autres auteurs suggèrent au contraire que ces tremblements précurseurs reflètent le développement d'un glissement lent et asismique durant la phase de nucléation du séisme (e.g. Bouchon et al., 2011; Kato et al., 2012; Nishikawa & Ide, 2018).

Ainsi, la vie d'une faille n'est pas seulement rythmée par des séismes majeurs, mais est plutôt parsemée d'une myriade de mécanismes, sismiques et asismiques, qui décrivent un large spectre de tailles et de vitesses de glissement. Loin d'être figé dans le temps, le déplacement sur une faille est sans cesse actif, ce qui complexifie son analyse.

En effet, on l'a déjà vu en Section 1.3, les données auxquelles nous avons accès ont une résolution limitée, que ce soit temporellement ou spatialement. D'une part, il est donc compliqué de déterminer la transition entre différentes périodes du cycle sismique : par exemple, quand se termine le séisme et quand débute la période post-sismique ? Cette question est importante, car pour comprendre des processus qui ont peut être des propriétés différentes, il faut pouvoir les mesurer séparément. D'autre part, à cause de ce manque de résolution, les mesures sont souvent contaminées par du signal non souhaité (Figure 1.23, Twardzik et al., 2019).

Pour le problème qui nous intéresse, à savoir la modélisation du glissement co-sismique, le calcul des fonctions de Green se fait généralement sous l'hypothèse que les données utilisées sont strictement co-sismiques. Or, en réalité, il n'en est rien lorsque des mesures géodésiques sont employées. Pour la grande majorité des événements, les données enregistrent donc en plus de la déformation due au séisme, une partie (ou la totalité) de la déformation pré-sismique si elle existe, et une partie plus ou moins importante de la déformation post-sismique (de quelques minutes à plusieurs jours ou semaines) (Figure 1.23). Nos connaissances actuelles suggèrent que la déformation pré-sismique est limitée ou inexistante pour la plupart des séismes, et donc l'hypothèse utilisée pour le calcul du problème direct paraît acceptable. Au contraire, la déformation post-sismique est bien plus importante, et ce pour une majorité des séismes (voir références ci-dessus). Nos modèles de séismes ne sont donc pas co-sismiques, à cause d'une approximation du problème direct, qui est problématique pour plusieurs raisons évidentes. La déformation co-sismique est sur-évaluée par rapport à la réalité (puisqu'elle contient aussi une part de déformation post-sismique), et donc les modèles de glissement co-sismique sont sur-estimés. De plus, la déformation post-sismique précoce est sous-étudiée puisqu'elle est généralement considérée comme co-sismique. L'analyse de cette phase de transition paraît pourtant nécessaire pour mieux comprendre l'évolution spatio-temporelle des processus post-sismiques, et leur interaction avec les mécanismes co-sismiques. Enfin, comment modéliser de manière fiable un processus (co-sismique ici) si les informations utilisées sont contaminées par d'autres processus peut être régis par des propriétés différentes ?

#### 1.4.4 S'affranchir des approximations du problème direct ?

Nous l'avons vu dans les sections précédentes, il est indispensable de construire des fonctions de Green les plus précises possibles pour obtenir des modèles fiables. Toutefois, il nous sera toujours impossible de connaître les vraies fonctions de Green. Pour tenter de s'affranchir des limites de nos approximations, on peut s'intéresser à deux approches : considérer les caractéristiques du problème direct comme des paramètres à inverser, ou prendre en compte les incertitudes de nos approximations dans le problème inverse.

Généralement, les paramètres caractérisant la structure interne de la croûte terrestre, la géométrie des failles, ou encore la vitesse de rupture, la forme ou la durée de la fonction source (e.g., [Razafindrakoto & Mai, 2014](#)) pour des inversions cinématiques, sont fixés au préalable. Cependant, il est possible de laisser à certains de ces paramètres, ou même à tous, la liberté de prendre des valeurs différentes de celles imposées *a priori*. [Hartzell & Heaton \(1983\)](#), [Hartzell & Langer \(1993\)](#), [Das & Suhadolc \(1996\)](#), [Saraò et al. \(1998\)](#) et [Henry et al. \(2000\)](#) suggéraient d'ailleurs que les modèles obtenus diffèrent si les paramètres généralement fixés sont laissés libres de varier, ou non. De nombreuses études choisissent de laisser libres quelques paramètres, généralement décrivant la géométrie d'un ou plusieurs segments de failles, comme le pendage ou l'azimut de celle-ci (e.g., [Fukahata & Wright, 2008](#); [Fukuda & Johnson, 2010](#); [Sun et al., 2011](#); [Tinti et al., 2016](#); [Huang et al., 2017a](#); [Marchandon et al., 2018b](#); [Tung & Masterlark, 2018](#)). Bien entendu, les résultats obtenus peuvent donc varier en fonction de la méthode d'inversion, du lissage, et des informations *a priori* employées (comme déjà expliqué en Section 1.2.1 pour des paramètres plus classiques). De plus, augmenter le nombre de paramètres amplifie aussi le degré de liberté accordé aux modèles de source, et donc accroît le risque d'imager un minimum local. Ainsi, chercher à inverser la géométrie d'une faille, ou la structure de la croûte, ne garanti donc pas que les paramètres obtenus soient proches de la réalité. Toutefois, ce type d'approche permet d'obtenir des informations précieuses sur la géométrie des failles que l'on ne peut obtenir autrement. On peut notamment citer la méthode développée par [Shimizu et al. \(2019\)](#), qui permet de modéliser le pendage et l'azimut de chacune des sous-failles, et donc ainsi de décrire précisément l'architecture d'une faille, et ce même en profondeur. Cette méthode tire parti du fait que les formes d'ondes télé-sismiques sont sensibles à la direction du glissement, mais peu à sa position dans l'espace ; elle est néanmoins limitée à l'inversion de ces données.

Une autre solution consiste à introduire l'incertitude des fonctions de Green dans le processus d'inversion. Comme déjà vu en Section 1.3.1, un formalisme théorique existe pour prendre en compte les incertitudes des observations dans le problème inverse, sous la forme d'une matrice de covariance introduite dans la fonction coût. Il suffirait donc de convertir l'approximation des fonctions de Green en approximation sur les observations pour pouvoir les introduire aisément dans notre problème inverse. Fort heureusement, la formulation de ce problème inverse,  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\mathbf{m})$ , implique que les incertitudes des fonctions de Green  $\mathbf{G}$  peuvent être transposées dans l'espace des prédictions, si l'on considère un modèle  $\mathbf{m}$ . On peut donc définir une matrice de covariance des prédictions  $\mathbf{C}_p(\mathbf{m})$  (voir Section 1.3.1). Cependant, cette matrice dépend des paramètres recherchés du modèle  $\mathbf{m}$ , et introduire  $\mathbf{C}_p(\mathbf{m})$  dans la fonction coût revient donc à créer un problème inverse non linéaire (et donc plus difficile à résoudre). [Yagi & Fukahata \(2011\)](#) suivent cette approche, et introduisent l'incertitude des fonctions de Green correspondant à un bruit gaussien aléatoire dans l'inversion cinématique de formes d'ondes. Leur matrice de covariance est diagonale. Les auteurs choisissent de résoudre le problème inverse non linéaire, et montrent avec des tests synthétiques que l'introduction de l'incertitude dans l'inversion est tout à fait nécessaire pour imager des modèles robustes. [Minson et al. \(2013\)](#), [Benavente et al. \(2016\)](#) et [Kubo et al. \(2016\)](#) utilisent aussi des matrices de covariance diagonales. [Duputel et al. \(2012a\)](#) incluent eux aussi une matrice de covariance des prédictions, mais montrent l'importance des termes non-diagonaux. Ils choisissent de linéariser le problème inverse, et considèrent un modèle  $\mathbf{m}_0$ , issu d'une première inversion, pour calculer  $\mathbf{C}_p$ . Cette approche est appliquée à l'inversion

du tenseur de moment lorsque la position de la source est incertaine ; des tests synthétiques montrent, encore une fois, que négliger les incertitudes du problème direct peut introduire de large biais dans les modèles estimés.

Duputel et al. (2014) proposent d'estimer et prendre en compte l'incertitude due à notre mauvaise connaissance de la croûte terrestre, et particulièrement de ses paramètres élastiques. Leur formalisme s'appuie sur la théorie des perturbations, et fait l'hypothèse que les fonctions de Green réelles peuvent s'approximer, au premier ordre, par un développement limité des prédictions calculées avec un modèle direct choisi *a priori* – et donc potentiellement faux. La matrice de covariance  $C_p$  est calculée en analysant la sensibilité des fonctions de Green à de petites variations des propriétés élastiques de la croûte. Enfin, ils proposent d'utiliser un modèle  $m_0$  s'actualisant à chaque itération de leur inversion. Des tests synthétiques effectués avec un modèle simple en 2D soulignent la nécessité de prendre en compte les incertitudes liées à notre approximation de la structure interne de la Terre dans les inversions de la source sismique. Ce formalisme a déjà été utilisé dans de nombreuses études (e.g., Jolivet et al., 2014, 2015; Duputel et al., 2015; Bletery et al., 2016a; Gombert et al., 2017, 2018). Enfin, les auteurs proposent aussi un formalisme permettant d'introduire l'incertitude due à des perturbations en 3D du milieu, pour une inversion quasi-statique.

De même, Dettmer et al. (2014) calculent les incertitudes du modèle direct avec un processus itératif. Ils considèrent que les résidus entre les données et les prédictions reflètent à la fois l'incertitude des mesures, mais aussi celles dérivant de nos approximations du problème direct. Leur estimation de  $C_x(m)$  (voir Section 1.3.1) s'appuie d'abord sur une matrice diagonale  $C_{x0}$ , et  $C_x(m)$  est ensuite recalculée à chaque itération de la procédure d'inversion bayésienne. Dettmer et al. (2016) appliquent cette même méthode à l'inversion de données tsunami du séisme de Tohoku-Oki (2009,  $M_w$ 9.0, Japon) pour retrouver le déplacement de la surface de la mer.

Jiang & Simons (2016) cherchent à retrouver la déformation du fond de mer due à ce même séisme de Tohoku-Oki. Ils évaluent différentes approches pour quantifier les incertitudes sur la forme d'onde des vagues du tsunami provoqué par le séisme : une approche empirique, une autre basée sur la physique de la dispersion des vagues tsunami, et une approche hybride combinant les approches précédentes. Là encore, ils confirment que seule l'introduction des incertitudes des fonctions de Green permet de retrouver un modèle fiable.

Enfin, Hallo & Gallovič (2016) proposent un formalisme simplifié visant à calculer rapidement la covariance des fonctions de Green pour un modèle crustal stratifié et une inversion de formes d'ondes. Pour cela, ils font l'hypothèse qu'une petite perturbation de ce modèle stratifié a pour seule conséquence un décalage temporel d'une fonction de Green de référence. Ce formalisme est plus rapide que celui proposé par Duputel et al. (2014), car ne demande pas le calcul de nombreuses fonctions de Green : seulement celui de la matrice  $G$  de référence.

Les approches rapidement décrites ci-dessus, s'appuyant sur le formalisme détaillé en Section 1.3.1, permettent donc de s'affranchir des incertitudes liées à notre mauvaise connaissance de la structure de la croûte, ou d'introduire une incertitude sans réel sens physique. Cependant, aucune étude, à ce jour, ne s'est intéressée aux incertitudes liées au choix de la géométrie des failles sismogènes.

Pour finir, comment s'affranchir des limitations posées par l'approximation temporelle du problème direct ? Comme vu dans les sections précédentes, ces limitations proviennent principalement du manque de résolution des données. Alors, une solution évidente serait donc d'augmenter le nombre de données à bonne résolution temporelle. Et cela semble tout à fait envisageable grâce à la généralisation des dispositifs GNSS à haute fréquence. De plus, le lancement des satellites Sentinel-1 en 2014, qui ont une répétitivité de 6 jours pour une même région, permet de minimiser la "contamination temporelle" de la déformation – au regard des 35 jours de la précédente mission ENVISAT, ou des 46 jours du satellite ALOS 2.

Toutefois, la majorité des études co et post-sismiques sont encore réalisées avec des données contenant de la déformation subsidiaire (voir références Section 1.4.3). Et nous n'avons pas encore de retour



sur l'impact de cette limitation sur les modèles de source sismique, et sur l'analyse de la déformation post-sismique.

Finalement, il semble donc que les problèmes d'estimation de la source sismique soient encore loin de s'affranchir totalement des limitations posées par les approximations du problème direct. L'incertitude des fonctions de Green est encore rarement quantifiée, et encore moins prise en compte dans les procédures d'inversion. C'est particulièrement le cas pour l'incertitude liée à la géométrie des failles, qui a peu ou pas été analysée, et qui n'est jamais introduite dans le problème inverse. De plus, on a encore peu de recul sur ces incertitudes : quel est leur impact relatif sur les modèles de la source sismique ? Quel type d'incertitude est le plus important à prendre en compte ? Le développement de méthodes rapides et faciles à implémenter face à n'importe quelle procédure d'inversion est nécessaire, pour que les incertitudes soient efficacement introduites dans le plus grand nombre d'analyses. De même, il paraît indispensable d'étudier l'impact des approximations temporelles du problème direct sur les modèles de source.

## 1.5 Plan de la thèse

L'objectif de cette thèse est de poursuivre les efforts déjà réalisés pour s'affranchir des approximations du problème direct dans l'imagerie de la source sismique. Comme souligné dans la section précédente, de nombreuses zones d'ombres subsistent encore dans notre compréhension des incertitudes du problème direct, et dans notre capacité à minimiser leur impact. Pour remédier à ces faiblesses, il nous faudra répondre à trois questions majeures, auxquelles les chapitres suivants seront dédiés :

- Comment prendre en compte l'incertitude de la géométrie des failles ?
- Quel est l'influence relative de l'approximation de la structure crustale et de la géométrie des failles sur nos modèles ?
- Comment prendre en compte l'approximation temporelle du problème direct ?

Dans le deuxième chapitre de cette thèse, nous proposons un formalisme permettant de prendre en compte l'incertitude de la géométrie des failles dans les inversions du glissement utilisant des données statiques. Cette approche consiste à réaliser une analyse de la sensibilité des prédictions à des variations limitées de la géométrie des failles. Après avoir développé le cadre théorique de ce formalisme, nous soulignons son efficacité en l'appliquant au cas simple d'une faille s'étendant latéralement à l'infini. Nous montrons qu'introduire les incertitudes sur la géométrie de la faille dans les procédures d'inversion permet d'obtenir des modèles fiables et réalistes, ce qui n'est pas le cas si les incertitudes ne sont pas prises en compte.

Le chapitre 3 sera consacré à l'analyse conjointe de deux types d'incertitudes du problème direct : celles dues à notre mauvaise connaissance de la structure interne de la croûte, et celles dues à la géométrie des failles. Nous nous intéressons tout d'abord à l'impact des incertitudes de la géométrie des failles sur un modèle de glissement réel. Nous démontrons que l'introduction des incertitudes dans la procédure d'inversion permet de réduire la sensibilité des modèles aux choix réalisés *a priori* sur l'architecture des failles. À l'aide de tests synthétiques, nous comparons l'influence relative de différents types d'incertitudes. Nous poursuivons cette comparaison pour les modèles de glissement du séisme étudié. Le cas d'étude qui a été sélectionné est le séisme d'Amatrice, qui a frappé l'Italie Centrale en Août 2016 avec une magnitude  $M_w$  de 6.2.

Dans le chapitre 4, nous développons une approche simple et facile à implémenter pour éviter l'approximation temporelle du problème direct. Nous modifions la structure des fonctions de Green, permettant d'imager simultanément le glissement strictement co-sismique et les processus post-sismiques. Nous employons cette approche pour modéliser le séisme de L'Aquila,  $M_w$  6.3, qui a touché l'Italie Centrale en 2009, ainsi que sa déformation post-sismique. Notamment, nous montrons que si l'approximation temporelle du problème direct n'est pas contrariée, l'amplitude des modèles co-sismiques peut être largement surévaluée, alors que celle des modèles post-sismiques est sous-évaluée.

Enfin, les résultats majeurs de cette thèse seront synthétisés dans la partie 5.1 du dernier chapitre. Les résultats seront discutés, ainsi que leurs limitations. Les perspectives de ce travail seront détaillées, parce que les efforts déjà engagés vers une modélisation réaliste de la source sismique méritent d'être poursuivis.







## Chapitre 2

# Prendre en compte les incertitudes sur la géométrie des failles

<b>2.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>60</b>
<b>2.2</b>	<b>Prediction uncertainties due to inaccuracies in the forward model</b>	<b>61</b>
2.2.1	Uncertainties of the forward physical theory	61
2.2.2	Theoretical development to account for inaccuracies in fault geometry	63
2.2.3	Implementation of $C_p$ in a source inversion problem	63
<b>2.3</b>	<b>A simplified 2D model : accounting for inaccuracies in the fault dip</b>	<b>66</b>
2.3.1	Calculation of $C_p$	66
2.3.2	Influence of prediction uncertainty on the inferred slip distribution	69
<b>2.4</b>	<b>A simplified 2D model : accounting for inaccuracies on the fault surface trace location</b>	<b>70</b>
2.4.1	Calculation of $C_p$	70
2.4.2	Influence of prediction uncertainty on inferred slip distributions	70
<b>2.5</b>	<b>Discussion</b>	<b>73</b>
2.5.1	Influence of uncertainties in fault geometry	73
2.5.2	Accounting for uncertainties in both fault geometry and Earth structure	76
<b>2.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>77</b>
<b>2.7</b>	<b>Appendix</b>	<b>79</b>
2.7.1	For a uniform slip distribution	79
2.7.2	For a non-uniform slip distribution	80



**Points clés :**

Dans ce chapitre, nous proposons une méthode pour prendre en compte l'incertitude sur la géométrie des failles dans des inversions du glissement basées sur des données statiques. Nous validons l'efficacité de cette méthode pour le cas simplifié d'une faille s'étendant à l'infini le long de son azimuth. Nous montrons que, si les incertitudes de la géométrie des failles ne sont pas prises en compte, les modèles de glissement sont biaisés. Au contraire, l'introduction des incertitudes permet d'imager un modèle robuste et réaliste. Nous concluons avec le postulat suivant : pour les grands séismes, l'amplitude des incertitudes épistémiques peut dépasser de plusieurs ordres de grandeur l'amplitude des erreurs de mesures. Pourtant, seules les erreurs de mesures sont usuellement prises en compte dans nos procédures d'inversion.

*Ce chapitre a été réalisé en collaboration avec Anthony Sladen et Mark Simons et publié dans **Geophysical Journal International** (doi :10.1093/gji/ggy187) sous le titre : "Accounting for uncertain fault geometry in earthquake source inversions – I : theory and simplified application".*

**Abstract**

The ill-posed nature of earthquake source estimation derives from several factors including the quality and quantity of available observations and the fidelity of our forward theory. Observational errors are usually accounted for in the inversion process. Epistemic errors, which stem from our simplified description of the forward problem, are rarely dealt with despite their potential to bias the estimate of a source model. In this study, we explore the impact of uncertainties related to the choice of a fault geometry in source inversion problems. The geometry of a fault structure is generally reduced to a set of parameters, such as position, strike and dip, for one or a few planar fault segments. While some of these parameters can be solved for, more often they are fixed to an uncertain value. We propose a practical framework to address this limitation by following a previously implemented method exploring the impact of uncertainties on the elastic properties of our models. We develop a sensitivity analysis to small perturbations of fault dip and position. The uncertainties of our fixed fault geometry are included in the inverse problem under the formulation of the misfit covariance matrix that combines both prediction and observation uncertainties. We validate this approach with the simplified case of a fault that extends infinitely along strike, using both Bayesian and optimization formulations of a static slip inversion. If epistemic errors are ignored, predictions are overconfident in the data and slip parameters are not reliably estimated. In contrast, inclusion of uncertainties in fault geometry allows us to infer a robust posterior slip model. Epistemic uncertainties can be many orders of magnitude larger than observational errors for great earthquakes ( $M_w > 8$ ). Not accounting for uncertainties in fault geometry may partly explain observed shallow slip deficits for continental earthquakes. Similarly, ignoring the impact of epistemic errors can also bias estimates of near surface slip and predictions of tsunamis induced by megathrust earthquakes.



## 2.1 Introduction

Imaging earthquake sources is a crucial step towards developing a better understanding of the physics of earthquake rupture. Such images allow us to improve our models of regional tectonics and potentially refine our assessment of seismic and tsunami hazards. Inferred source images thus need to be as accurate as possible to ensure a robust interpretation and should attempt to describe the limits of our understanding as well as possible.

Published models of the distribution of coseismic subsurface fault slip (a.k.a. slip models) for a given earthquake can be very discrepant, even models for well recorded events such as the 1999  $M_w$  7.6 Izmit earthquake (e.g., Duputel et al., 2014; Mai et al., 2016), the 2009  $M_w$  6.3 l'Aquila earthquake (e.g. Yano et al., 2014; Volpe et al., 2015) or the  $M_w$  9.0, 2011, Tohoku-Oki earthquake (we refer the reader to Razafindrakoto et al., 2015; Lay, 2017, for an overview of selected published models). This variability relates to the inherently ill-posed nature of the inverse problem. The non-uniqueness of the inverted source model is affected by numerous factors, including data quality, quantity and processing (filtering, sampling, etc) which controls the level of information available to reduce the uniqueness of the problem (e.g., Delouis et al., 2002; Lohman & Simons, 2005; Sladen et al., 2010). Other factors affecting estimates of the source are related to our simplified description of the physics of the problem, which is inherently more difficult to quantify. Source parametrization and the inversion method will both affect our estimates of source characteristics. In particular, any simplification including the possible linearization of the inverse problem, the level of complexity in the discretization of the source, smoothing and other types of regularization will impact the solutions of the inverse problem (e.g., Du et al., 1992; Beresnev, 2003). Our imperfect forward problem can produce systematic errors and biases. Indeed, Earth structure (i.e., rheology or elastic properties) and fault geometry are always uncertain despite the fact that they are frequently fixed a priori in fault slip models. The impact of this prior choice is rarely investigated, yet, a small change can affect the Green's functions, which will in turn distort the link between the data space and the parameters and lead to potentially very different source models (e.g., Simons et al., 2002; Beresnev, 2003; Hartzell et al., 2007; Razafindrakoto & Mai, 2014; Gallovič et al., 2015; Diao et al., 2016).

While the quantity and quality of observations is ever-increasing, numerous procedures have been developed to enhance the reliability of inferred models or at least to investigate their variability. Validation and comparison procedures (e.g., Tichelaar & Ruff, 1989; Gallovič & Ampuero, 2015; Mai et al., 2016), Bayesian formulations (e.g., Minson et al., 2014) or posterior analysis (e.g., Piatanesi et al., 2007; Monelli & Mai, 2008) allow for exploration of uncertainties. The inclusion of observation uncertainties with covariance matrices (e.g., Yagi & Fukahata, 2008; Sudhaus & Sigurjón, 2009; Duputel et al., 2012b) improves the estimates of model-parameter uncertainties. The most influential parameters on the forward problem are the assumed Earth structure and fault geometry (Das & Suhadolc, 1996; Beresnev, 2003). The impact of Earth structure uncertainty has previously been investigated by Duputel et al. (2014) and applied in Jolivet et al. (2014); Duputel et al. (2015); Jolivet et al. (2015); Gombert et al. (2017). The statistical impact of uncertainty of parameters describing fault geometry remains largely unexplored and is the central focus of this study.

Field studies as well as modeling analyses have documented faults complexity, with multiple segments that can only be well observed when they reach the surface (e.g., Segall & Pollard, 1980; Okubo & Aki, 1987; Peacock, 1991; Walsh et al., 2003; Manighetti et al., 2015). The complexity of the surface trace may be similar at greater depths, as suggested by some observations (e.g., Aochi & Fukuyama, 2002; Aochi & Madariaga, 2003; Jolivet et al., 2014; Huang et al., 2017a). Faults are generally non planar, and the roughness of rupture surfaces can be observed at different scales (e.g., Power et al., 1987; Aochi & Madariaga, 2003; Candela et al., 2012; Perrin et al., 2016a; Zielke et al., 2017). Bends, jogs, relay zones, curvature and other complexities of fault structures clearly influence, or even drive, earth-

quake rupture processes (King & Nabelek, 1985; Zhang et al., 1991; Bouchon et al., 1998; Lee et al., 2006; Moreno et al., 2009; Wei et al., 2011; Moreno et al., 2012; Bletery et al., 2016b; Pizzi et al., 2017). Developing a realistic fault geometry is often a challenging component of finite source modeling (e.g., Aochi & Madariaga, 2003).

Yet, even when incorporating increasingly complex structures in inversions, fault geometry will remain uncertain. Geometries determined from surface rupture, centroid moment tensor solutions, previous earthquakes, aftershocks distributions, or tomography, are all inaccurate to varying extents. This uncertainty can result in a discrepancy between published models for a given earthquake. Even for particularly well-recorded and studied events, fault geometry parameters are poorly constrained. For instance, the published dip and strike for planar faults parameters for the 2009 l'Aquila event vary by  $15^\circ$  and  $10^\circ$ , respectively (Lavecchia et al., 2012). We frequently adopt fault models that are planar and thus smooth, sometimes multi-segmented, with segments of fixed dip and fixed strike. Inaccurate fault dip and/or position distorts the Green's functions which will bias the inversion algorithm towards incorrect source models. In some cases, data allow identification of additional complexities in the fault geometry, such as curvature or segmentation.

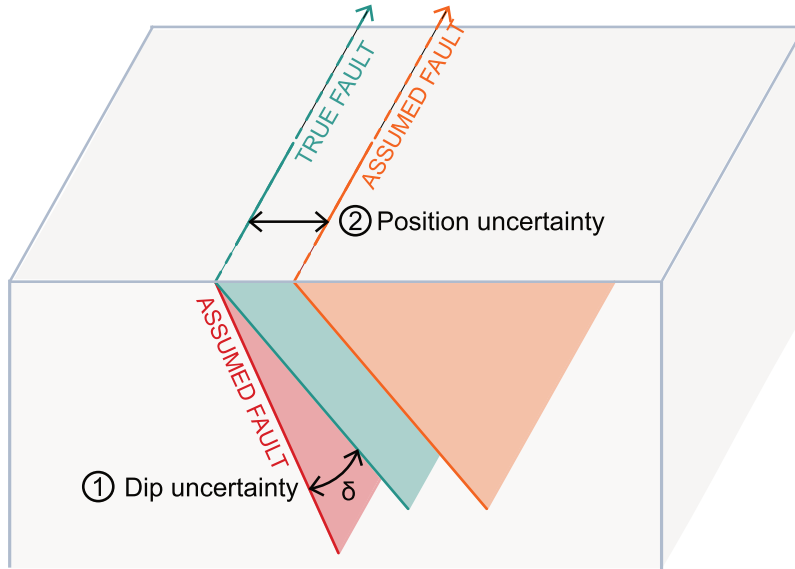
In this study, we investigate the impact of uncertainty in fault geometry on inverted slip models. To do so, we propose a formalism based on small perturbation theory which limits its application to events for which the gross characteristics of the fault geometry are known. Indeed, we choose not to solve for the fault geometry parameters as it is computationally expensive and can be biased by uncertainties, as discussed further. Uncertainties on the a priori fixed fault parameters are specified using a covariance matrix of prediction errors following the approach developed by Duputel et al. (2014) for Earth structure. We present the corresponding theoretical approach and then describe implementations for both optimization and Bayesian formulations of the inverse problem. Through a simplified 2D toy model, we explore the influence of accounting for uncertainties in both the fault dip and the surface trace of the fault (Fig. 2.1). We choose to investigate the simple case of a 2D infinite fault to get a better understanding of the influence of basic fault geometry parameters, such as fault dip and position. A 2D model avoids the 3D complexity that will perturb the impact of a variation of fault dip or position on inferred models. The investigation of a realistic finite-fault inversion in 3D is left for a subsequent study.

## 2.2 Prediction uncertainties due to inaccuracies in the forward model

### 2.2.1 Uncertainties of the forward physical theory

We aim to infer a source model,  $\mathbf{m}$ , based on observations,  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ , and Green's functions,  $\mathbf{G}$ , that relate the displacement response of the Earth's surface to a unit displacement on a portion of the assumed causative fault (i.e., a subfault or a fault patch). Estimated parameters can thus be impacted by both observational and forward modeling, or epistemic, errors.

Measurement errors can be the instrumental or result from the measurement method and conditions, such as atmospheric or topographic bias on GPS and InSAR observations. A measurement error will result in a discrepancy between real surface displacement  $\mathbf{d}$  and observations  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ . The observational uncertainty is generally accounted for in source estimation problems by assuming that the real surface displacement  $\mathbf{d}$  follows a Gaussian distribution centered on the observations  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ . The discrepancy between observations and real surface displacement is characterized by a data covariance matrix  $\mathbf{C}_d$ . The diagonal components of  $\mathbf{C}_d$  will reflect the variance of independent data, whereas off-diagonal terms will add knowledge on the correlation of observational errors (e.g., Lohman & Simons, 2005; Sudhaus & Sigurjón, 2009; Duputel et al., 2015; Bletery et al., 2016a).  $\mathbf{C}_d$  contains all the statistical information



**FIGURE 2.1 – Schematic view of the 2D simplified toy model we use to explore the impact of including uncertainties in fault geometry on source estimation problems.** The assumed geometry does not vary along strike. We investigate first the effect of accounting for inaccuracies on fault dip. Then, we analyze the impact of accounting for uncertainties in fault position.

about the observations.

Uncertainties due to imperfect forward modeling will also influence inferred source model (e.g., Duputel et al., 2014). But, contrary to observational uncertainties, such prediction or epistemic errors are often not accounted for. When studying large events, epistemic uncertainties may become larger (scaling approximately with slip amplitude) while observation uncertainties will remain constant (independent of slip amplitude). In contrast, the effect of uncertainties in the forward theory will be negligible for small events with poor data : observational errors will dominate the error budget in such cases.

The physics of the forward model is subject to numerous simplifications such as material properties (e.g., rheology), fault geometry or regional characteristics (e.g., topography). Inaccuracy in one of these parameters or an oversimplification in the forward model will corrupt the link between forward predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}}$  and real surface displacement  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ . Suppose we assume a set of parameters of the forward model  $\Psi_{\text{prior}}$  which are the most realistic a priori. The prediction error thus manifests our imperfect knowledge of  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m})$  for a particular resulting source model  $\mathbf{m}$  and the assumed set of non-inverted model parameters  $\Psi_{\text{prior}}$ . We assume that the real surface displacement  $\mathbf{d}$  follows a Gaussian distribution centered on the predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}}$  with a prediction covariance matrix  $\mathbf{C}_p(\mathbf{m})$  that depends on the resulting source model.

The discrepancies between observations  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$  and forward predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m})$  can thus be determined by a misfit function of the form

$$\chi(\mathbf{m}) = \frac{1}{2} [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m})]^T \cdot \mathbf{C}_\chi^{-1} \cdot [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m})], \quad (2.1)$$

where  $\mathbf{C}_\chi(\mathbf{m})$  is the misfit covariance matrix defined as (Tarantola, 2005; Minson et al., 2013, 2014; Duputel et al., 2014)

$$\mathbf{C}_\chi(\mathbf{m}) = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p(\mathbf{m}). \quad (2.2)$$

The misfit function  $\chi(\mathbf{m})$  is defined as criterion to select the preferred source model and is independent of the chosen inversion method. The misfit function is minimized in an optimization approach or is part of the likelihood function of Bayesian analysis. While the formalism of prediction uncertainty modeling

has already been explored for shear modulus by Duputel et al. (2014), we expand it here to include epistemic uncertainties due to imperfect knowledge of fault geometry.

### 2.2.2 Theoretical development to account for inaccuracies in fault geometry

Fault models are often described by a fixed dip, a fixed strike and a fixed surface position, although occasionally some of these parameters have been solved for in simultaneous inversions of fault parameters and slip distribution (e.g., Fukuda & Johnson, 2010; Sun et al., 2011; Tinti et al., 2016; Liu et al., 2017) or via sequential estimation (e.g., Huang et al., 2017a). The inversion of fault geometry independent of slip should be interpreted carefully because of the trade-off between assumed fault morphology and slip behavior.

Mirroring the approach described in Duputel et al. (2014), we can compute a prediction covariance matrix  $\mathbf{C}_p$  accounting for the uncertainty of fault geometry parameters. Suppose we choose an uncertain and presumably inaccurate set of parameters  $\Psi_{\text{prior}}$  for given generic fault properties  $\Psi$ . We can explore the prediction uncertainty by assuming that the predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\Psi, \mathbf{m})$  for the generic fault properties  $\Psi$  can be approximated by linearized perturbations of the predictions  $\mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m})$  for the fixed set of fault geometry parameters  $\Psi_{\text{prior}}$  and the unknown source parameters  $\mathbf{m}$  :

$$\mathbf{G}(\Psi, \mathbf{m}) \approx \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m}) + \mathbf{K}_{\Psi}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m}) \cdot (\Psi - \Psi_{\text{prior}}), \quad (2.3)$$

where the matrix  $\mathbf{K}_{\Psi}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m})$  is the sensitivity kernel of the predictions with respect to fault geometry parameters. For most earthquakes, fault geometry is approximately known and the chosen parameters  $\Psi_{\text{prior}}$  are reasonable approximations of the true properties  $\Psi$ . Even if the predictions  $\mathbf{G}(\Psi, \mathbf{m})$  are non-linear with respect to fault geometry parameters, the limited variability between the true  $\Psi$  and the chosen  $\Psi_{\text{prior}}$  makes the perturbation  $\Psi - \Psi_{\text{prior}}$  small enough that the problem may be linearized.

$\mathbf{C}_p$  is calculated a priori, and as the predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m}_{\text{prior}})$  depend both on the assumed fault parameters  $\Psi_{\text{prior}}$  and on the assumed source model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$ , any variation in the source model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$  will affect  $\mathbf{C}_p(\Psi_{\text{prior}}, \mathbf{m}_{\text{prior}})$  for a given fault geometry  $\Psi_{\text{prior}}$ . Once the source model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$  and fault parameters  $\Psi_{\text{prior}}$  are selected, the source inversion problem being linear, we have  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}) \cdot \mathbf{m}_{\text{prior}}$ . Following the development of Duputel et al. (2014), the prediction matrix describing uncertainty in fault geometry parameters can be written as

$$\mathbf{C}_p = \mathbf{K}_{\Psi} \cdot \mathbf{C}_{\Psi} \cdot \mathbf{K}_{\Psi}^T, \quad (2.4)$$

where

$$\mathbf{K}_{\Psi} = \mathbf{K}_{\Psi}^G \cdot \mathbf{m}_{\text{prior}}, \quad (2.5)$$

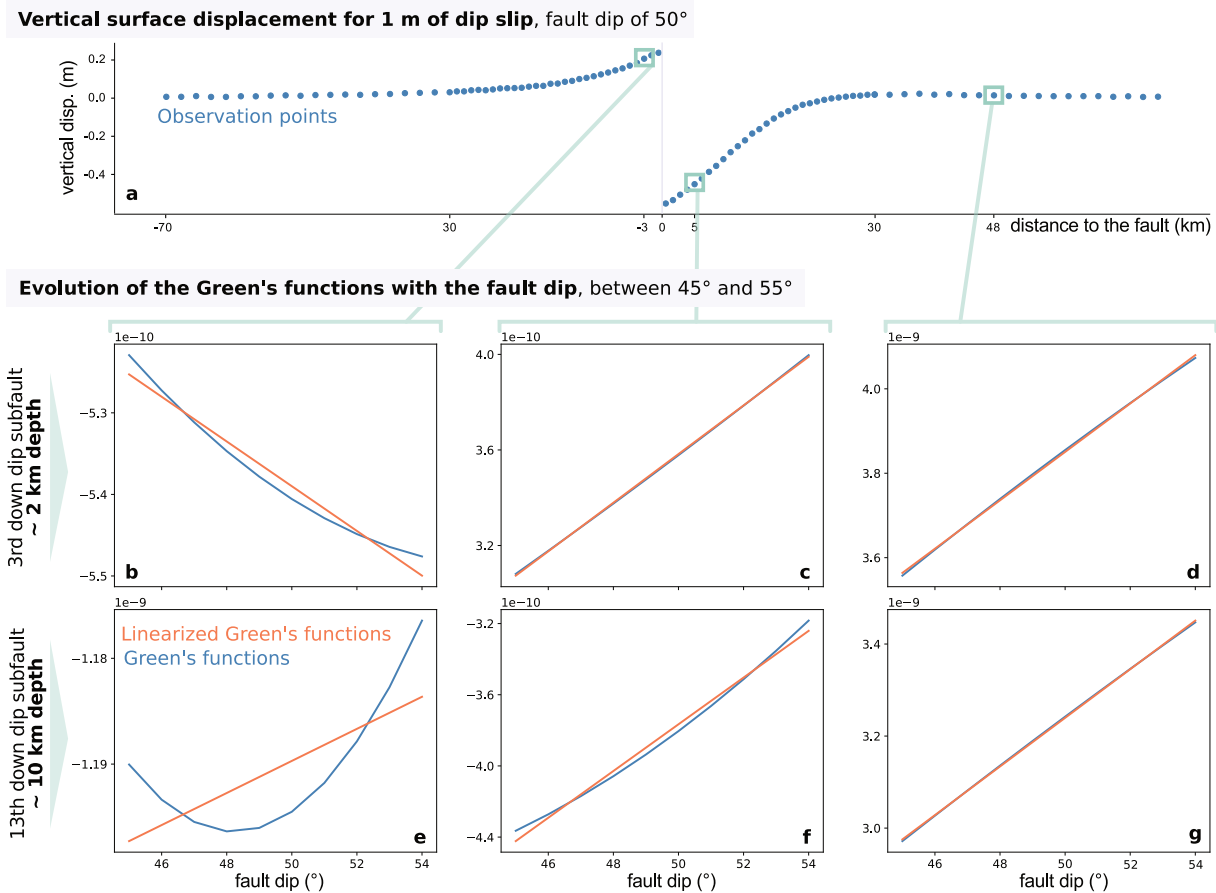
$$(\mathbf{K}_{\Psi}^G)_{ijk}(\Psi_{\text{prior}}) = \frac{\partial G_{ik}}{\partial \Psi_j}(\Psi_{\text{prior}}), \quad (2.6)$$

and  $\mathbf{C}_{\Psi}$  is the standard deviation of the a priori distribution of parameters  $\Psi$ . We can then pre-compute the sensitivity kernels  $\mathbf{K}_{\Psi}^G$  without any dependence on the assumed model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$ .

Note that we apply this approach to a static slip inversion. The slip parameters we solve for are thus included in the vector  $\mathbf{m}$  while fixed fault geometry parameters correspond to  $\Psi_{\text{prior}}$  in the above-mentioned formulas.

### 2.2.3 Implementation of $\mathbf{C}_p$ in a source inversion problem

The prediction covariance matrix  $\mathbf{C}_p$  can be included in the inversion following two different approaches. In the first,  $\mathbf{C}_p$  is calculated a priori and included in the inversion process. The alternative approach that



**FIGURE 2.2 – Variation of six components of the matrix of the Green's functions for an infinitely long fault along strike with a dip varying between 45° and 55°.** The Green's functions components are vertical surface displacement (a) components for a distance of -3, 5 and 48 km to the fault (respectively (b) and (e), (c) and (f) and (d) and (g)). Components are shown for the 3rd down dip parameter (shallow part of the fault, plots (b), (c) and (d)) or the 13th parameter (deeper part of the fault, plots (e), (f) and (g)). Green's functions variation is shown in blue, whereas linearized Green's functions are shown in orange. The slope of linearized Green's functions is taken as component of the sensitivity kernel  $\mathbf{K}_{\text{dip}}$ .

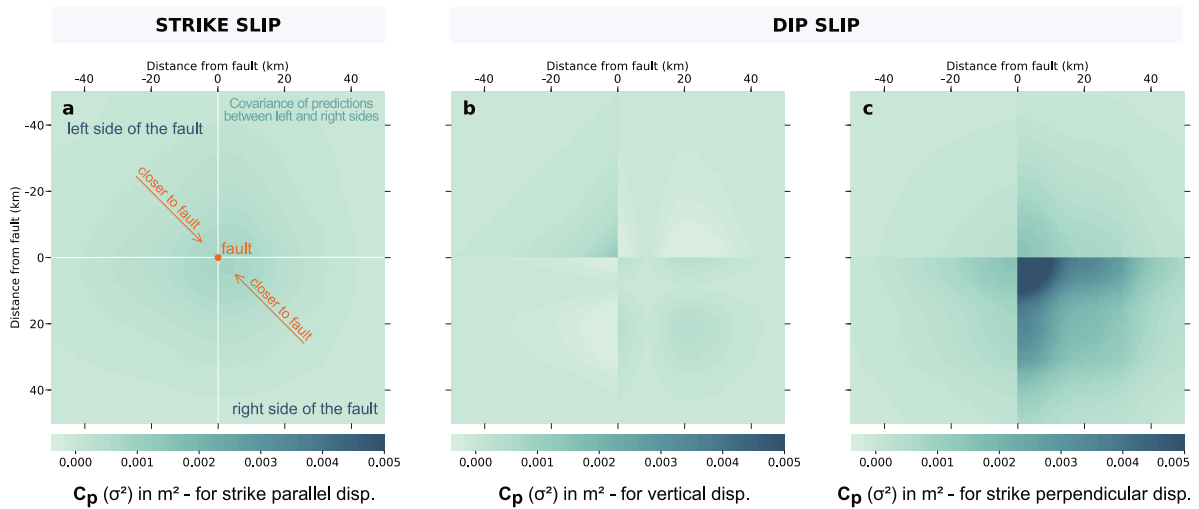
we use for our Bayesian formulation of the problem is to update  $\mathbf{C}_p$  with interim models at each step of the tempered inversion (see later discussion in Section 2.2.3).

### Calculation of $\mathbf{C}_p$ a priori

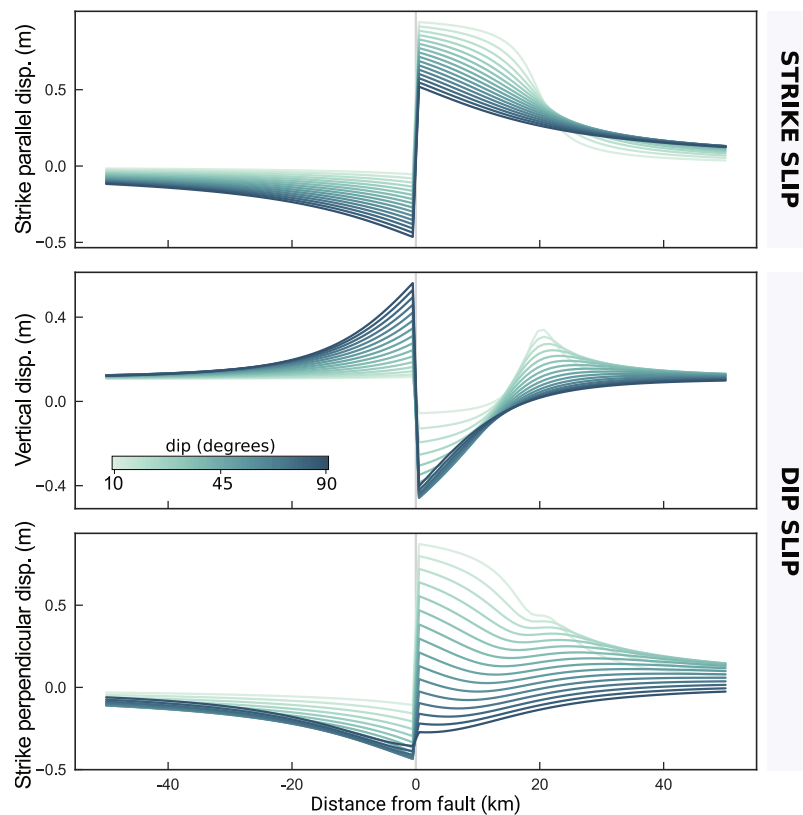
In this case, the data covariance matrix  $\mathbf{C}_d$  is replaced by the misfit covariance matrix  $\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p$ . Once the sensitivity kernels  $\mathbf{K}_\Psi^G$  are precomputed, the  $\mathbf{C}_p$  value relies upon the choice of a priori uncertainty on chosen parameters  $\mathbf{C}_\Psi$  and of the assumed model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$ . Practically,  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$  can be selected among a range of a priori source models, such as the centroid moment tensor solution or a resulting model solved without including  $\mathbf{C}_p$ , i.e., with  $\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d$ .

### Implementation of $\mathbf{C}_p$ in our Bayesian approach

In this study, most of the presented results are solved through a Bayesian sampling approach which relies on the AlTar package, a rewrite of the code CATMIP (Minson et al., 2013). AlTar combines the Metropolis algorithm with a tempering process to realize an iterative sampling of the solution space of



**FIGURE 2.3 – Matrix  $C_p$  quantifying the influence of fault dip uncertainty on predictions in the case of a strike-slip fault (a) or dip-slip fault - (b) and (c) for vertical and strike perpendicular displacements respectively.** Near center  $C_p$  values correspond to near fault data points, whereas near edge values (upper left and bottom right) correspond to far field predictions (respectively in the hanging wall and foot wall).  $C_p$  is a covariance matrix of the predictions, and thus the variance of predictions for a variation of dip corresponds to diagonal values. The assumed fault is 20 km wide, with a 55° dip and is infinite along strike. These figures are computed using a uniform  $m_{\text{prior}}$  slip value of 1 m.



**FIGURE 2.4 – Influence of dip variation on surface displacement in function of the distance to the fault, for an infinite fault along strike with a 1 m uniform slip from 20 km down dip to the surface.**

the source models. A large number of samples are tested in parallel at each transitional step. Additionally, a resampling is performed at the end of each tempering step to replace less probable models. The probability of each sample to be selected depends on its likelihood. The ability of each model parameter to solve the source problem is evaluated through

$$f(\mathbf{m}, \beta_i) \propto p(\mathbf{m}) \cdot \exp[-\beta_i \cdot \chi(\mathbf{m})], \quad (2.7)$$

with  $\mathbf{m}$  being the current sample and  $p(\mathbf{m})$  the prior information on this sample,  $\chi(\mathbf{m})$  being the misfit function,  $i$  corresponding to each iteration and the tempering parameter  $\beta$  evolving dynamically from 0 to 1 to improve the efficiency of the parameter space exploration (Minson et al., 2013). Practically, this implementation of ALTar allows us to recompute  $C_p$  at each tempering step by choosing the mean of tested samples as the assumed model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$ . The prediction covariance is thus updated following the evolution of the target source model. We choose a uniform model of consistent magnitude as the initial model. In the case where our target model is uniform, we choose a uniform zero slip model as the initial model.

## 2.3 A simplified 2D model : accounting for inaccuracies in the fault dip

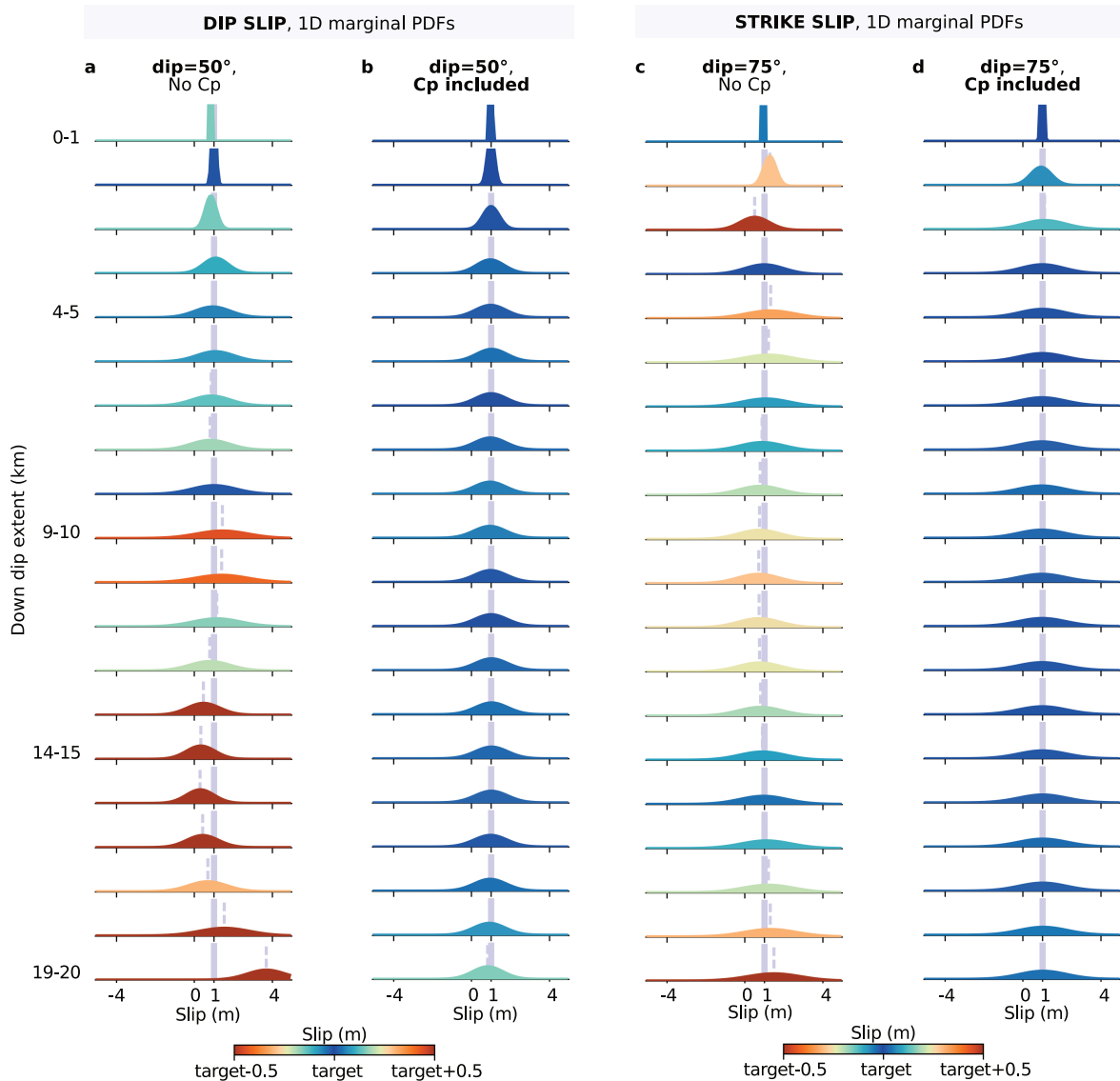
To highlight the effect of uncertainty in fault dip, we consider a synthetic 2D case (Fig. 2.1). We assume a fault with a 20 km down-dip extent that extends infinitely along strike. The fault is discretized along dip into sub-faults of 1 km. The true dip of the fault is  $55^\circ$  for our dip-slip case, and of  $80^\circ$  for the strike-slip case. For both cases, we compute the corresponding synthetic observations using the expressions of surface displacement in a homogeneous half-space, modified after Segall (2010) to be dip-dependent (see equations in Appendix 2.7). These synthetic observations are computed for 100 data points at the surface, spaced every kilometer if within a distance of 30 km from the fault, and every 2 km if at greater distances (i.e., from 30 km to 70 km away from the fault trace). This uneven distribution of data points is driven by the rapid decay of the surface deformation with distance and the better resolution of fault slip by observations close to the fault (a few fault widths in this case, e.g., Lohman & Simons, 2005). An uncorrelated Gaussian noise of 7 mm is added to the observations to simulate measurement errors. The choice of a 7 mm noise amplitude derives from values of uncertainties associated with coseismic GPS offsets of continental earthquakes, that are in average of 2-5% the amount of displacement (for instance, for the 2009  $M_w$ 6.3 l'Aquila, 2015  $M_w$ 7.8 Pedernales or 2015  $M_w$ 7.8 Gorkha earthquakes). The effect of spatial correlation of the noise is explored in Section 2.2.3.

Using these 100 synthetic data points, we then estimate the depth distribution of slip with ALTar, still assuming a homogeneous elastic half-space, but with an incorrect fault geometry : the dip is  $5^\circ$  different from the true value, that is  $50^\circ$  instead of  $55^\circ$  for the dip-slip scenario and  $75^\circ$  instead of  $80^\circ$  for the strike-slip scenario. We account for uncertainty of the fault dip following the formulation of  $C_p$  defined in Section 2.3.2.

### 2.3.1 Calculation of $C_p$

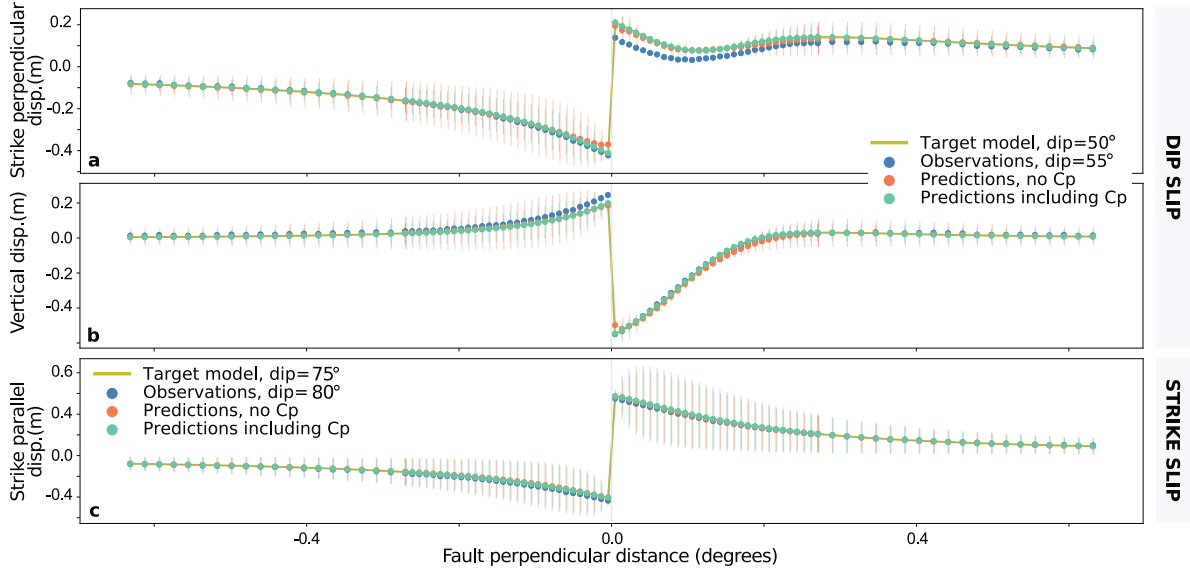
Here, we want to account for the uncertainty in just the fault dip. To calculate  $C_p$  following eq. (4), we need to precompute the sensitivity kernel  $\mathbf{K}_{\text{dip}}$  of Green's functions with respect to the dip parameter, and to choose a covariance  $C_{\text{dip}}$  which will describe the uncertainty of the fault dip.

Suppose the assumed, but incorrect dip parameter is  $d_{\text{prior}}$ . For each of the ten dip integer values  $d_i$  on the range  $[d_{\text{prior}} - 5^\circ : d_{\text{prior}} + 5^\circ]$ , we compute the matrix  $\mathbf{G}_{d_i}$  of Green's functions. Regarding the



**FIGURE 2.5 – Comparison of inversion results with and without neglecting  $C_p$ .** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The posterior PDFs are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if  $C_p$  is included in the inversion, respectively for dip-slip and strike-slip behavior. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50 cm.





**FIGURE 2.6 – Comparisons between synthetic data and predictions with and without accounting for  $C_p$ .** We assume the slip on the fault to be uniform and equal to 1 m. The location of the fault surface rupture is shown with gray vertical line. Dip-slip behavior (assumed fault dip of  $50^\circ$ ) generates strike-perpendicular surface displacement (a) and vertical surface displacement (b), whereas strike-slip (assumed fault dip of  $75^\circ$ ) behavior produces only strike-parallel displacement (c). The data points (i.e., generated by a slip on the true fault) are shown in blue. The displacements in khaki green are produced by the 1 m uniform target model assuming an incorrect fault dip. The predictions shown in orange and green are calculated from the posterior mean model, respectively without and with  $C_p$  included. The orange and green vertical bars correspond to the  $1\sigma$  posterior uncertainty on the predictions, respectively without and with  $C_p$  included.

small perturbations of the Green's functions on this restricted dip interval, we linearize the evolution of each element of matrix  $\mathbf{G}_d$ . Given

$$\mathbf{K}_{\text{dip}} = \frac{\partial \mathbf{G}_d}{\partial d}, \quad (2.8)$$

each element of matrix  $\mathbf{K}_{\text{dip}}$  is thus equal to the slope of the linear regression of  $\mathbf{G}_d$ . The evolution and linear regression of  $\mathbf{G}_d$  is shown in Fig. 2.2 for 6 elements of the matrix. For most of  $\mathbf{G}_d$  components, the linearization well approximates the evolution of the Green's functions (Figs 2.2b-d,f,g). When there is a critical point on this dip interval (Fig. 2.2e), the linearization is not a good approximation of  $\mathbf{G}_d$  but rather an average of the variation of the Green's functions.

We choose a covariance  $\mathbf{C}_{\text{dip}}$  which corresponds to a standard deviation of  $5^\circ$  from the assumed value (50 or 75 degree in our case).  $C_p$  is recalculated at each step of our inversion. The posterior  $C_p$  (i.e., the  $C_p$  calculated at the last tempering iteration) is represented in Fig. 2.3. Epistemic uncertainties are generally higher near the fault (Fig. 2.3), and roughly proportional to the amplitude of observations as proposed by Minson et al. (2013).  $C_p$  values also follows the variation with distance to the fault of the difference between dip-dependent surface displacements (Fig. 2.4). For instance,  $C_p$  for the vertical displacement reproduces this variation : left of the fault (upper left part of Fig. 2.3b), the distance between vertical displacement from a  $50^\circ$  and a  $55^\circ$  dipping fault increases towards the fault (Fig. 2.4b). Right of the fault (lower right part of Fig. 2.3b), the distance between the  $50^\circ$  and  $55^\circ$  curves is low near the fault, tends to zero around 10 km from the fault, increases around 20 km and decreases to zero in far field (Fig. 2.4b).  $C_p$  values will vary with the assumed dip, and this variation will be conditioned by the discrepancy between assumed and true dips, but also by their own value ( $80^\circ$  and  $85^\circ$  or  $30^\circ$  and  $35^\circ$ ).  $C_p$  values are also ten times larger for predictions in the strike-perpendicular direction than in other directions (Fig. 2.3c), as surface displacement is dominant in this direction for a  $55^\circ$  dipping fault

(Fig. 2.4). The difference between surface displacements due to faults with different dips (assumed or true one) thus explains the scaling and asymmetries of  $C_p$  (between left and right side of the fault).

### 2.3.2 Influence of prediction uncertainty on the inferred slip distribution

We now evaluate the effect of accounting for prediction uncertainty in the inversion by comparing slip models inferred with or without  $C_p$ . The synthetic data are computed for a uniform slip model of 1 m from 20 km down dip to the surface (grey vertical bars in Fig. 2.5). We use a uniform prior distribution  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-0.5 \text{ m}, 5 \text{ m})$  (uniform implies that all values are considered equally likely with no a priori knowledge) and include 7 mm of observational uncertainty in  $C_d$ .

The posterior mean model as well as the marginal probability density functions (PDFs) for each fault patch are presented in Fig. 2.5. The inversion results have been solved neglecting  $C_p$  (Figs 2.5a and 2.5c) or including  $C_p$  (Figs 2.5b and 2.5d) respectively for the dip-slip and the strike-slip scenarios. PDFs reproduce the number of samples in the last iteration which account for a particular value of a model parameter. A narrower posterior PDF means that the parameter is more accurately estimated as a large set of samples agree on a very limited range of values.

The introduction of  $C_p$  significantly improves the posterior model estimations. Both in the dip-slip and strike-slip cases, the inferred model accounting for  $C_p$  is a far better approximation of the target model than the one without  $C_p$ , with this improvement found at all depths. For the shallow slip distribution, posterior PDFs are very narrow but yet their mean is offset from the target model if we ignore epistemic uncertainties (Fig. 2.5a and Fig. 2.5c). Accounting for  $C_p$ , posterior PDFs for shallow patches are broader but their mean matches the target slip model.  $C_p$  has an even stronger influence on the deeper parts of the fault. When  $C_p$  is not accounted for, the error of the mean model distribution is about 1 m for dip-slip and up to 70 cm for strike-slip. For the dip slip case, the deepest subfault totally excludes the target value from the interval of uncertainty (Fig. 2.5a). Again, including  $C_p$  gives posterior distributions that are broader (see patch 14-15 for dip-slip in Fig. 2.5b) but, more interestingly, centered around a mean model agreeing almost exactly with the target model. Accounting for  $C_p$ , offsets between target and inferred models are less than 10 cm, and generally range less than 5 cm.

In Fig. 2.6, we compare the synthetic observations, the surface displacements induced by the target model and the predictions of the mean model with or without including  $C_p$  (the last three with an incorrect dip). As expected, the predictions are slightly different from the observations because they were not produced assuming the same fault geometry (dip=50° and 75° used for the inversion, and dip=55° and 80° used to create the data). The posterior uncertainty on predictions is large as following the uncertainty on the parameters that generally reaches 70 cm. Interestingly, we note that the RMS is smaller for the worst slip model : the one with no  $C_p$  has a RMS of 5.5 mm for horizontal displacement and 3.5 mm for vertical, while the almost perfectly solved slip distribution with  $C_p$  has a RMS of 6.4 mm for horizontal and 4.4 mm for vertical displacement. A similar behavior is described in Duputel et al. (2014) and is consistent with allowing for correlated misfits. The misfit function can be rewritten (from eq. 1)  $\chi(\mathbf{m}) = \frac{1}{2}(\mathbf{Rd}_{\text{obs}} - \mathbf{Rd}_{\text{pred}})^T \cdot (\mathbf{Rd}_{\text{obs}} - \mathbf{Rd}_{\text{pred}})$  where  $\mathbf{R}$  is the Cholesky decomposition of  $\mathbf{C}_\chi^{-1} = \mathbf{R}^T \cdot \mathbf{R}$ . The standardized data and predictions, respectively  $\mathbf{Rd}_{\text{obs}}$  and  $\mathbf{Rd}_{\text{pred}}$ , thus differ in function of which  $\mathbf{C}_\chi$  is used (including  $C_p$  or not). When including  $C_p$ , the offset between standardized data and predictions from the target model is two times larger than when no  $C_p$  is used (see Fig. A.1 for a comparison of standardized data and predictions with or without  $C_p$ ). In other words, the inclusion of  $C_p$  increases the impact of the fault dip on surface displacements, and makes the fit of observations harder to reach.

Thus, the model with no  $C_p$  fits the observations better but is not in agreement with the target model. In contrast, the model accounting for  $C_p$  does not overfit components of the misfit associated with

potential model deficiencies. Similarly, when we assume a strictly positive prior ( $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(0 \text{ m}, 5 \text{ m})$  instead of  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-0.5 \text{ m}, 5 \text{ m})$ ), the model with  $\mathbf{C}_p$  better approaches the target model (Fig. A.2). These conclusions also hold when the fault dip is off by  $10^\circ$  from the correct fault dip (Fig. A.3). When assuming a fault dipping  $45^\circ$ , the target model is less well approached than with a  $50^\circ$  dipping fault but the inferred model is still a good approximation. We also explore the impact of including  $\mathbf{C}_p$  in an inverse problem for a non uniform target model. As for the uniform target model case, the difference between posterior PDFs and mean model distribution with or without including  $\mathbf{C}_p$  are compelling (Figs A.4 and A.5). We also investigate the impact of the assumed standard deviation  $\mathbf{C}_\psi$ . If  $\mathbf{C}_\psi$  is undervalued, inferred model is farther from the target model than with a right standard deviation (Fig. A.6). Additionally, if the observational errors are underestimated, assuming undervalued standard deviation can lead to an inferred model at odd with the target model (Fig. A.7). And even if the standard deviation  $\mathbf{C}_\psi$  is not undervalued, only the assumption of correct observational errors allows to infer a perfect estimation of the target model (compare Figs A.6 and A.7). Similarly, the effect of spatially correlated noise in the observations is negligible if the noise amplitude is not underestimated (Fig. A.8).

## 2.4 A simplified 2D model : accounting for inaccuracies on the fault surface trace location

Given the importance of accounting for dip uncertainty, we examine the influence of uncertainties on the fault location within the same simplified approach (Fig. 2.1). The 3 main parameters allowing to describe a planar fault geometry are the fault dip, already investigated, and the fault strike and position. The variation of fault strike is inherently a 3D problem. The impact of a priori inaccuracies on strike parameter will thus be dependent on 1) the considered earthquake and 2) the data distribution. In contrast, the variation of fault tip location can be investigated in a 2D synthetic case.

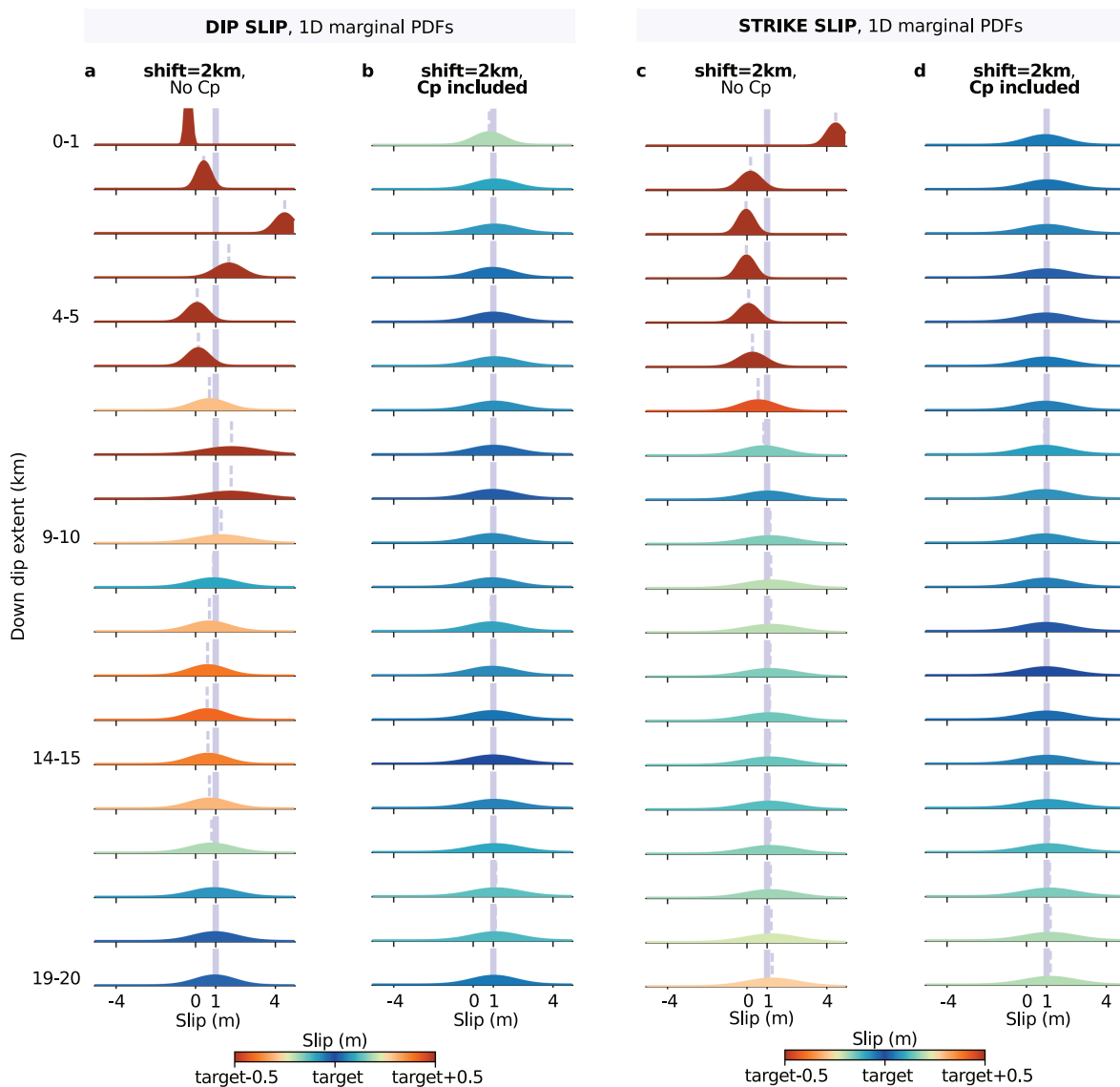
We still consider the 2D synthetic case of a fault with a 20 km long down-dip extent that prolongs infinitely along strike, discretized along dip into sub-faults of 1 km and with a true dip of  $55^\circ$  or  $80^\circ$ , respectively for dip-slip or strike-slip cases. This time, we invert for a fault location shifted 2 km from the original one, with dip parameters set to their true value. To avoid the unrealistic case of having ground displacement measurements incompatible with the fault trace, we do not take into account the nearest faults observations (i.e., data points adjacent to the true fault, adjacent to the assumed shifted fault and in between observations). Five observation points are thus removed, between -1 and 3 km offset from the true fault position. Given the zero offset synthetic observations, we account for uncertainty of the fault location according to the formulation of  $\mathbf{C}_p$  defined in Section 2.2.3.

### 2.4.1 Calculation of $\mathbf{C}_p$

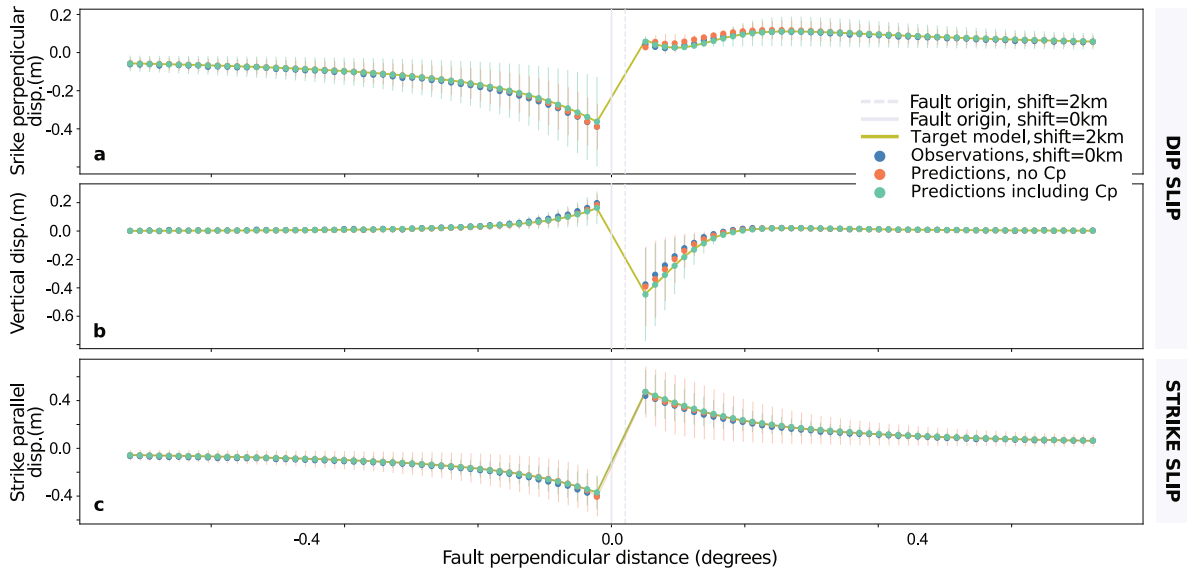
We precompute the sensitivity kernels  $\mathbf{K}_{\text{shift}}$  following the same framework as for the dip parameter (Section 2.3.1). Assuming an incorrect shift of the fault  $s_{\text{prior}}$  and a range of uncertainty  $e_s$  of 3 km, we compute the matrices  $\mathbf{G}_{s_i}$  Green's functions for each fault offset in the range  $[s_{\text{prior}} - e_s : s_{\text{prior}} + e_s]$ . Each element of  $\mathbf{K}_{\text{shift}}$  is estimated by the slope of the linear regression of  $\mathbf{G}_s$ . We choose an incorrect shift of the fault equal to 2 km and a covariance  $\mathbf{C}_{\text{shift}}$  corresponding to a standard deviation of 2 km.

### 2.4.2 Influence of prediction uncertainty on inferred slip distributions

Synthetic observations are calculated from a non-shifted fault and for a uniform slip model of 1 m as shown in Fig. 2.7. We use a uniform prior distribution  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-0.5 \text{ m}, 5 \text{ m})$  and we include 7 mm of measurement errors in  $\mathbf{C}_d$ . The posterior mean model as well as the PDFs for each fault patch are



**FIGURE 2.7 – Comparison of inversion results with and without incorporating  $C_p$ .** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The posterior PDFs are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if  $C_p$  is included in the inversion, respectively for dip-slip and strike-slip behavior. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50 cm.



**FIGURE 2.8 – Comparisons between synthetic data and predictions with and without accounting for  $C_p$ .**

We assume the slip on the fault to be uniform and equal to 1 m. The correct location of the fault surface rupture is shown with gray vertical line, whereas the assumed fault position is shown by a dotted gray vertical line. Dip-slip behavior generates strike-perpendicular surface displacement (a) and vertical surface displacement (b), whereas strike-slip behavior produces only strike-parallel displacement (c). The data points (i.e., generated by a slip on the true fault) are shown in blue. The displacements in khaki green are produced by the 1 m uniform target model assuming an incorrect fault dip. The predictions shown in orange and green are calculated from the posterior mean model, respectively without and with  $C_p$  included. The orange and green vertical bars correspond to the  $1\sigma$  posterior uncertainty on the predictions, respectively without and with  $C_p$  included. The 5 missing data points around the faults position have been removed to simulate a real case.

presented in Fig. 2.7. We run the inversion with and without  $C_p$  (Figs 2.7b and 2.7d or Figs 2.7a and 2.7c respectively) respectively for dip-slip and strike-slip cases.

The inclusion of uncertainty on fault position improves the estimation of the slip parameters for both the dip-slip and strike-slip scenarios. However, the improvements brought by the inclusion of  $C_p$  are not the same as when the dip is uncertain. When the fault location is shifted, the shallowest subfaults (first seven kilometers) are the less well resolved and, if we ignore  $C_p$ , the mean model can be off from the target model (1 m homogenous slip) by more than 3 m (Figs 2.7a and 2.7c). For some shallow subfaults, the target value is totally excluded from the interval of probable parameters (Figs 2.7a and 2.7c). Even when introducing  $C_p$ , the recovery of the target model is not perfect for the shallowest subfaults for the dip-slip case, with up to 20 cm offset between target and mean models (Fig. 2.7b). Estimates of slip on deeper subfaults is improved when accounting for  $C_p$ . We explain the poor resolution at shallow depth by the compound effect of 1) the lack of near fault data, and 2) the greater influence of an incorrect fault position on the near-field data. These data are mainly sensitive to shallow slip. Indeed, the largest difference between data and model predictions is near the surface trace of the fault (Fig. 2.8). In Fig. 2.8, we compare the synthetic observations (calculated with a zero offset fault) and the surface displacements induced by the target model and the predictions with or without including  $C_p$  (the last three with a 2 km shifted fault). As expected, the target model predictions and the observations are different as produced by faults of various position. As in the case of an uncertain dip angle, the RMS of residuals between observations and predictions are higher when  $C_p$  is included (RMS of 6.1 mm, 1.3 mm and 3.3 mm respectively for strike-perpendicular, strike-parallel and up displacement) than when  $C_p$  is neglected (RMS of 5.9 mm, 1.0 mm and 3.4 mm respectively for strike-perpendicular, strike-parallel and up displacement). Thus, the model inferred without  $C_p$  better fits the observations while being unable

to reach the target slip distribution. In contrast, the model including  $C_p$  solves the problem while being less confident on the accuracy of the observations. The introduction of fault position uncertainty in the inverse problem allows to increase the resolution of shallow slip distribution. These conclusions also hold for a non-uniform slip model (Figs A.9 and A.10).

The simplified toy models presented here thus illustrate the relevance of accounting for fault position inaccuracies in the inverse problem. The formulation of the prediction covariance matrix  $C_p$  allows us to reliably estimate the posterior distribution of source model parameters inverted with an incorrect fault trace location. In particular, the inclusion of  $C_p$  allows more realistic estimates of shallow slip when there is uncertainty about the exact surface extent of a fault rupture.

## 2.5 Discussion

### 2.5.1 Influence of uncertainties in fault geometry

When there is ambiguity in the fault geometry, which will always be the case to some extent, our synthetic tests reveal that accounting for this uncertainty allows one to match the target slip distribution with minimal errors. Not accounting for these uncertainties can induce artifacts in the inferred slip distributions. The inclusion of  $C_p$  improves the robustness of the solution.

$C_p$  is not limited to probabilistic algorithms and can also be accounted for when treating the inverse problem with an optimization approach. To ensure that the proposed  $C_p$  formalism works for both Bayesian and optimization approaches, we perform similar tests as in the Bayesian framework (Section 2.3.1). The tests and results are detailed in Supplementary Materials. We compute  $C_p$  a priori and use the result of the optimization neglecting  $C_p$  as initial model (see Section 2.2.3). We perform a non-negative least squares inversion and include spatial smoothing following the approach of Tarantola (2005). The choice of regularization parameters is explained in Fig A.11. The inferred parameters and their posterior uncertainty are presented in Fig A.12. Similar to the Bayesian tests, the ability of the optimization algorithm to approach the target slip model depends on the inclusion of  $C_p$ . If the assumed fault geometry is incorrect and related uncertainties not accounted for (Fig. A.12a), the inferred model is at odds with the target model. Conversely, the inclusion of  $C_p$  in the optimization allows the quasi-perfect approximation of the target model (Fig. A.12b).

When neglecting  $C_p$ , whether it be with an optimization or a Bayesian approach, predictions of inferred source models approach the observations as much as possible ignoring the limitations of the forward model. In this case, we place too much confidence or weight in our residuals given our limited ability to predict the observations. Instead, with the introduction of  $C_p$ , we allow for a larger misfit between observations and predictions. The result of the inversion might seem counter-intuitive because the inferred model approaches the target model but with an increase in misfit. This apparent paradox illustrates the aim of  $C_p$ , which adjusts the confidence in each observation such that the inversion algorithm is guided by information that is less dependent on inaccurate forward theory. The end result of including  $C_p$  is a higher standard deviation of the posterior slip distribution but a more reliable estimate of its maximum likelihood values. If the assumed geometry is incorrect by only a few degrees or a couple of kilometers, as in our simple 2D tests, observations can be well fit by a slip model at odds with the true model.

The issue of overconfidence brings into question the rigor of solving for some fault geometry parameters before or during the inversion of the slip distribution if  $C_p$  is not included. If only one or two fault geometry parameters (strike and dip for example) are solved, while another (fault position) is assumed correct when it is not, the resulting source model and fault parameters are possibly all incorrect. Hence, to infer a robust solution, the uncertainty of all parameters which are not part of the inversion should be quantified.

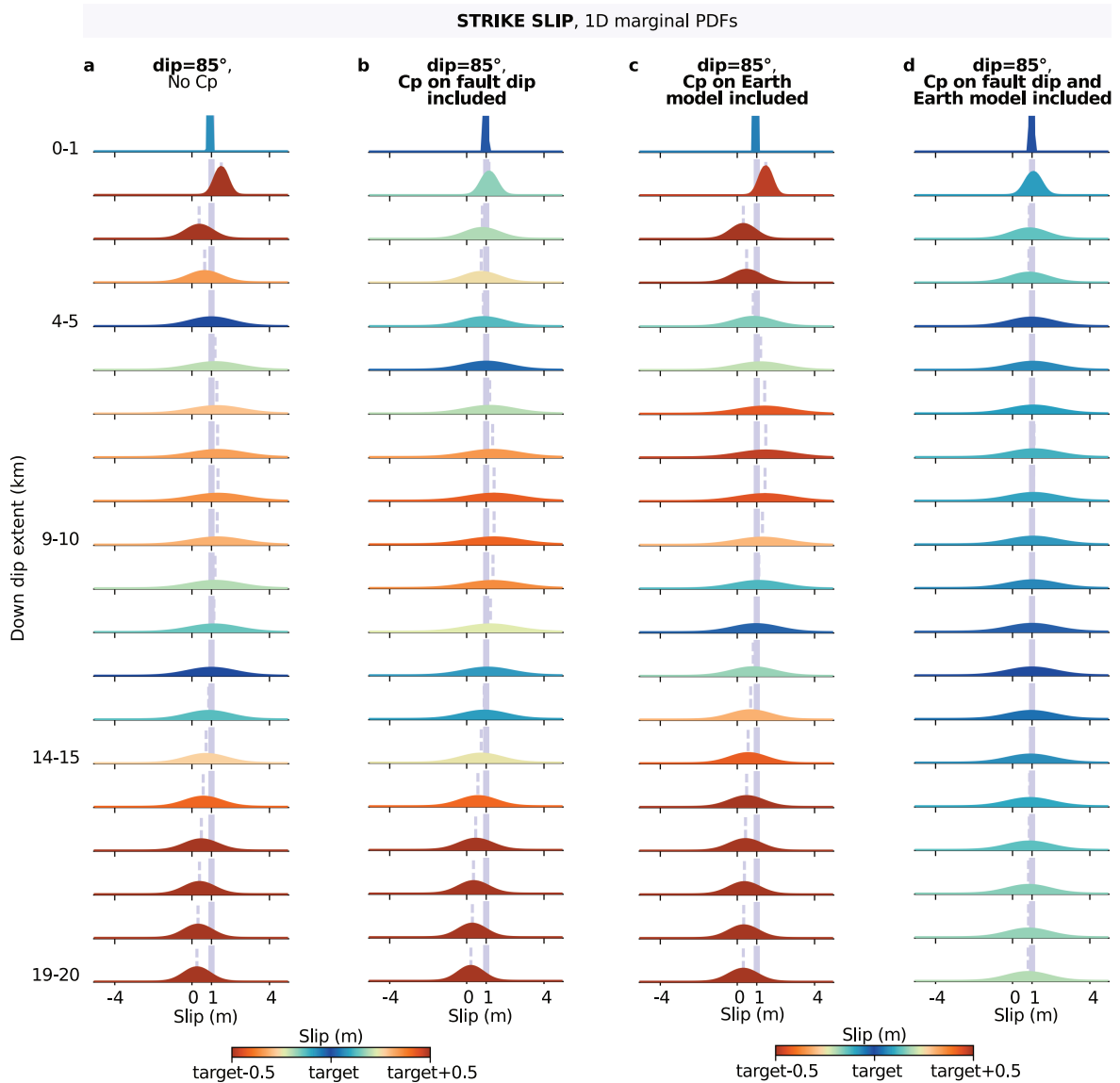
Thus, if the studied fault is of particularly complex morphology, one would want to include the uncertainty related to this complexity in the inversion. Indeed, faults are frequently modeled as planar but are a lot more complex in reality : curved along dip, bent or segmented along strike. The  $C_p$  matrix is designed to include all kind of geometrical complexities, the only limitation being our ability to compute the Green's Functions accordingly. For a fault segmented along strike, the covariance between azimuths of fault segments can be included within the non-diagonal terms of the covariance matrix  $C_\Psi$ . For instance, for a two-segments planar fault,  $C_\Psi$  will be of size (2,2). Then, the variation of the Green's functions with the strike of each segment will be introduced with two sensitivity kernels  $K_\Psi$ , one for each segment. For a curved fault, the relation between geometrical parameters (dip of subfaults or strike of subfaults) can also be introduced within  $C_\Psi$ . Using  $C_p$ , random geometrical complexities (bends, segments) could be included in the inversion process to simulate the impact of an unknown fault roughness. Yet, the uncertainties in fault dip, strike or position, which are the first order parameters controlling the fault geometry, are assumed to have the largest contribution on uncertainties of the fault geometry. Thus, including uncertainties of the main fault geometry parameters may be sufficient to acknowledge (or overwhelm) most of uncertainties due to geometrical complexities.

To calculate the sensitivity kernels, we have linearized the evolution of Green's functions with respect to fault geometry, the perturbation of predictions being small enough on a restricted fault geometry parameter interval. We show that this approximation is validated in the case of synthetic tests. For highly uncertain fault geometries, this linearization may not be justified.

Note that, in the simplified case of 1 m dip slip, epistemic uncertainties related to fault dip (reaching maximal values of  $\sim 7 \cdot 10^{-2}$  m for strike-perpendicular displacement, Fig. A.13c) can be of more than  $10^3$  times higher than observational uncertainties ( $\sigma^2$ ,  $\sim 10^{-5}$  m), when we assume a  $5^\circ$  standard deviation on our preferred fault dip. If we consider the case of great earthquakes with an average of 10 m of dip slip, such as the  $M_w$  9.0, 2011, Tohoku-Oki earthquake, observational errors will remain on the order of  $10^{-6}$  m to  $10^{-3}$  m (around the mm standard deviation for GPS, cm for InSAR). In contrast, epistemic uncertainties could reach one meter, as they scale with the square of the slip. Epistemic uncertainties could thus be 3 to 6 orders of magnitude larger than observational errors for great earthquakes, assuming that only one fault geometry parameter is inaccurate. This ratio is up to  $10^3$  times greater than for our simplified 2D case, showing that uncertainties in fault geometry would be of critical importance when studying great ( $M_w > 8$ ) and well observed earthquakes.

Looking more closely at the details of our 2D synthetic tests, we observe that the influence of uncertainty on the fault geometry is different depending on which parameter is analyzed. The uncertainty in fault dip has a stronger influence on the deepest parts of the fault, which can be explained by the increase with depth of the offset between true and assumed fault structures (the location of the fault surface rupture remains the same). Conversely, the uncertainty on fault position mainly impacts the fit of near fault observations and the estimation of shallow slip. Hence, the impact of uncertainty in the fault geometry will depend on the unknown slip distribution.

The result of the inverse problem will also depend on the distribution of surface displacement data. As illustrated in Fig 2.4, the influence of dip variation on surface displacement varies with the distance to the fault. Therefore, if observations are concentrated in areas where the surface displacement has a strong gradient (i.e., where observations allow to better resolve slip on the fault), the impact of dip uncertainty on source estimation will increase. Near fault observations will be the most affected by an incorrect fault position. If near fault data are unavailable, the weight of uncertainties will thus be reduced. Thus, the impact of uncertainty in fault geometry will also depend on the data distribution. The link between epistemic uncertainties and surface displacement amplitude is particularly striking when looking at  $C_p$  values (Fig 2.3). In the case of a subduction event with observations very far to the fault, the impact of uncertainties in the fault geometry thus could be lesser than for a well instrumented



**FIGURE 2.9 – Comparison of inversion results with and without incorporating the prediction uncertainty.** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The true fault is vertical and embedded in a 30 km thick shallow low compliance layer overlying an elastic half-space. The assumed fault is of 85° dip embedded in an elastic half-space. The posterior PDFs are shown in (a) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (c) if only  $C_p^{\text{fault}}$  or  $C_p^{\text{earth}}$  is included in the inversion. In (d), both uncertainties on fault geometry and Earth structure are included in the source problem. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50 cm.



continental earthquake.

The impact of an inaccurate fault position might have contributed to the debate on a possible shallow slip deficit for continental earthquakes, i.e., a systematic discrepancy between the amount of slip in the near-surface and on the rest of the fault (Simons et al., 2002; Kaneko & Fialko, 2011). The shallow slip deficit could be explained by combined effects : a lack of near fault observations (Xu et al., 2016), inelastic deformation (Simons et al., 2002; Kaneko & Fialko, 2011; Gombert et al., 2017) and/or incorrect forward modeling of Earth elastic properties (Simons et al., 2002; Xu et al., 2016). But the shallow slip deficit studies are, by happenstance, usually based on strike-slip earthquakes with long and complex surface fault trace (Xu et al., 2016). Thus, even the construction of an elaborated fault morphology remains a simplification of the reality. For the  $M_w 7.2$  2010 El Mayor Cucapah earthquake, Mexico, the assumed fault geometry can be offset by more than 2 km in the case of a 2-segments fault model (Wei et al., 2011) or by more than 1 km for a 6-segments fault model (Xu et al., 2016). Yet, in our toy models, a shift of the fault of 2 km induces a significant bias on the estimate of the shallow slip distribution. Part of the observed shallow slip deficit could thus results from inaccurate models of the fault geometry. The introduction of  $C_p$  in such studies could provide more insight on the importance of the shallow slip deficit.

Earthquake-induced tsunamis are primarily controlled by the amount of seafloor deformation. Therefore, tsunami amplitude is highly sensitive to the distribution and amplitude of shallow slip (e.g., Geist & Dmowska, 1999; Geist et al., 2006) and variations on fault dip (Tanioka & Satake, 1996; Goda et al., 2014; Bletery et al., 2015). Slip and geometry of the ruptured fault can thus be considered as major sources of uncertainty for predicting tsunami hazards and observations (Goda et al., 2014). Unfortunately, up dip ruptured fault geometry is poorly constrained for megathrust earthquakes (Lay et al., 2005; Moore et al., 2007). We showed that inferred slip can be biased if the assumed fault structure is inaccurate. Uncertainty in fault geometry and its impact on shallow slip could thus also influence near surface slip estimates of megathrust events and thus have potential implications for tsunami predictions.

## 2.5.2 Accounting for uncertainties in both fault geometry and Earth structure

Fault geometry parameters are not the only parameters that are held fixed in source estimation problems. Earth structure is often chosen a priori despite being an important source of epistemic uncertainty (e.g., Beresnev, 2003; Duputel et al., 2014). And just as with fault geometry, Earth structure is almost never known perfectly. With the same toy model, we investigate the relative influence of uncertainty on both fault geometry and Earth structure. To generate our synthetic data, we assume a pure vertical and strike-slip fault with a 20 km long down-dip extent, that prolongs infinitely along strike, and which is discretized every kilometer along dip. This fault is embedded in a 30-km-thick low compliance layer of shear modulus  $\mu_1$ , overlying an elastic half-space of shear modulus  $\mu_2$ . We define the shear modulus of both layers so that the ratio of the moduli ( $\mu_2/\mu_1$ ) is equal to 1.3. Synthetic observations are calculated for 100 data points irregularly distributed at the surface, using analytical expressions of surface displacements for 1 meter of uniform slip on a strike-slip fault within a layer over a half-space (Segall, 2010).

For the inversion, we assume a fault with a dip of  $85^\circ$  and calculate our Green's functions for an homogeneous elastic half space of shear modulus  $\mu_2$ . To account for uncertainties on both fault geometry and Earth model,  $C_p^{\text{fault}}$  and  $C_p^{\text{earth}}$  are calculated a priori, following the approach defined in Section 2.2.3 and in (Duputel et al., 2014). The initial model is chosen as the result of an inversion not accounting for any prediction uncertainty.  $C_p^{\text{fault}}$  or  $C_p^{\text{earth}}$  or both are then added to a 7 mm data covariance matrix  $C_d$ , and the misfit covariance matrix  $C_\chi = C_d(+C_p^{\text{fault}})(+C_p^{\text{earth}})$  replaces  $C_d$  in the inversion process. We then estimate the slip distribution with our Bayesian approach (approximately 60000 samples are explored at each tempering step) with a uniform prior distribution  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-0.5 \text{ m}, 5 \text{ m})$ .

The posterior mean model as well as the PDFs for each fault patch are presented in Fig. 2.9. The inversion results have been solved either neglecting  $\mathbf{C}_p^{\text{fault}}$  and  $\mathbf{C}_p^{\text{earth}}$  (Fig. 2.9a), including  $\mathbf{C}_p^{\text{fault}}$  only (Fig. 2.9b),  $\mathbf{C}_p^{\text{earth}}$  only (Fig. 2.9c), or both (Fig. 2.9d). As expected, with no  $\mathbf{C}_p$  included, the inversion recovers the uniform 1 meter target model poorly (Fig. 2.9a). The inclusion of only one type of uncertainty does not improve the fit to the target model either (Figs 2.9b and 2.9c) : in both cases, the model misfit does not exceed 1 m but is also rarely below 25 cm. Only the introduction of both types of uncertainty allows us to recover the target model, with a model misfit below 10 cm for most of subfaults (difference reach 20 cm (20 %) on the two deepest fault segments). The predictions are very close to the observations whether  $\mathbf{C}_p$  is included or not. The RMS on the surface displacement data is lower when one or no  $\mathbf{C}_p$  term is included (2.0 mm). When both  $\mathbf{C}_p^{\text{fault}}$  and  $\mathbf{C}_p^{\text{earth}}$  are accounted for, data residuals are higher (RMS of 2.7 mm).

The relative importance of inaccuracies on fault geometry and Earth structure will be variable between an earthquake and another. Yet, in our toy model, realistic errors on fault geometry and rheology have an equivalent influence on inferred models. This simple approach thus highlights the need to account for the uncertainties associated to all parameters of the forward model which are not inverted for.

## 2.6 Conclusion

Inversion method, parametrization of the problem and simplifications of the forward physics are many factors responsible for the ill-posed nature of the inverse problem. Among these factors, the assumed Earth structure and fault geometry are simplifications of the reality and have a major impact on the source analysis. Indeed, fixed values of fault geometry parameters or Earth elastic properties are inherently unrealistic (as not reflecting the roughness of the fault and of the Earth), but more importantly are uncertain. The uncertainties of a source inversion problem are defined in the misfit covariance matrix  $\mathbf{C}_\chi$ . This covariance matrix is involved in the inversion process as part of the misfit function, which is used as a criterion to select the preferred source model in any inversion method. Although observational errors  $\mathbf{C}_d$  are generally included in  $\mathbf{C}_\chi$ , epistemic uncertainties which are related to the forward problem are often ignored. However, we show that uncertainties in fault geometry could be  $10^3$  to  $10^6$  times higher than observational errors ( $\sigma^2$ ) for well observed great earthquakes ( $M_w > 8$ ).

To account for uncertainties in the fault geometry, we propose a formalism based on small perturbation theory which limits its application to events for which the gross characteristics of the fault geometry are known. This formalism is designed for any inversion method, and is tested here for optimization and Bayesian approaches. A prediction covariance matrix  $\mathbf{C}_p$  is quantified from the sensitivity of forward predictions with respect to the variation of a particular fault geometry parameter. Then, we assume an evolved misfit covariance matrix  $\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p$  in the inversion process, regardless of which sampling method is chosen. In practice, we try our formalism for uncertainties on the fault dip and fault position, a parameterization motivated by simplicity and the large range of possible fault configurations which can then be addressed. The mere inclusion of uncertainty in the fault dip and position reproduces the first order inaccuracies when defining a particular fault structure. Accounting for related uncertainties in the inversion process, whatever the inversion method, allows to reliably estimate the posterior distribution of source model parameters. In particular, we find that uncertainty on the fault dip and position have complementary influence, and allow to improve the reliability of slip estimates both on the shallow and deep parts of the fault. When introducing  $\mathbf{C}_p$  in the inversion process, we prevent the predictions to be overconfident in the data. This modification of the inverse problem leads to a robust posterior source model. Finally, we investigate the joint impact of uncertainties in the Earth structure and fault geometry. Our results emphasize the need to account for both sources of uncertainty to obtain a robust source

model.

Uncertainty in fault geometry could thus have biased shallow slip estimates for numerous earthquakes. Inaccuracy of assumed up dip fault structures could be another contributor to the observed shallow slip deficit for continental earthquakes. The poorly constrained morphology of ruptured faults for megathrust events could also have a high impact on near surface slip estimates and potential implications for the tsunami hazard assessment.

The results of this study are accurate for our two-dimensional simplified application of an infinitely long fault. Although the discrepancy between assumed and true fault geometries is similar to what can be observed for real events, the striking impact of uncertainties in fault geometry may be enhanced by our simplified approach. Nevertheless, accounting for uncertainty of the forward problem allows to infer source models with a level of precision that is not reachable otherwise.

### **Acknowledgements**

We thank Martin Mai, Frantisek Gallovic and Kaj Johnson for their thorough and constructive reviews. We thank Quentin Bletery, Baptiste Gombert, Zacharie Duputel and Romain Jolivet for helpful discussions. The Bayesian simulations were performed on the HPC-Regional Center ROMEO (<https://romeo.univ-reims.fr>) of the University of Reims Champagne-Ardenne (France). We thank Michael Aivazis for his meticulous help for the installation. The Classic Slip Inversion (CSI) Python library created by Romain Jolivet was used to build inputs for the Bayesian algorithm and to perform the optimization of the inverse problem. Figures were generated with the Matplotlib Python library. This study was partly supported by the French National Research Agency (ANR) EPOST project ANR-14-CE03-0002. Théa Ragon is supported by a fellowship from the French Ministry of Research and Higher Education. Mark Simons was supported by U.S. National Science Foundation grant 1447107.

## 2.7 Appendix – Dip-dependent expressions of surface displacement for an infinite fault

We consider a simple two dimensional model of a fault that extends infinitely along strike. For a strike-slip case, the displacement on the fault is restricted to the  $\mathbf{x}_3$  direction (i.e., along strike direction). For a dip-slip case, the displacements are restricted to the  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$  plane (respectively perpendicular to strike and vertical directions). Each surface displacement is calculated for a particular data point located at  $x_1$  along the strike-perpendicular direction  $\mathbf{x}_1$ . These expressions of surface displacement in an homogeneous half-space are modified after the fixed-dip equations of Segall (2010) to become dip-dependent.

### 2.7.1 For a uniform slip distribution

The fault has a width  $w$ , a dip  $\delta$  and the slip is constant over the fault with a value  $s$ .

#### Strike-slip dislocation

The free surface displacement (i.e., at  $x_2 = 0$ ) of a vertical fault ( $\delta = 90^\circ$ ) with a strike-slip surface breaking dislocation is (Segall, 2010) :

$$u_3(x_2 = 0) = -\frac{s}{\pi} \left[ \tan^{-1} \frac{x_1}{d_1} - \frac{\pi}{2} \text{sgn}(x_1) \right]. \quad (2.9)$$

with  $x_1$  being the distance from the dislocation along the  $\mathbf{x}_1$  axis and  $d_1$  being the depth end of dislocation.

For a non vertical fault, we develop from the equation 2.9. For a fault dipping of  $\delta$ , the distance from the dislocation thus becomes  $x_1 - w \cos \delta$  and the depth end of dislocation becomes  $d'_1 = w \sin \delta$ . The surface displacement is thus :

$$u_3(x_2 = 0) = -\frac{s}{\pi} \left[ \tan^{-1} \xi - \frac{\pi}{2} \text{sgn}(x_1) \right]. \quad (2.10)$$

with

$$\xi = \frac{x_1 - w \cos \delta}{w \sin \delta}. \quad (2.11)$$

#### Dip-slip dislocation

From Segall (2010), the surface displacement due to a surface breaking dislocation of a fault dipping of  $\delta$  are ( $u_2$  being the vertical displacement and  $u_1$  the displacement perpendicular to the strike direction) :

$$u_2(x_2 = 0) = \frac{s}{\pi} \left[ \sin \delta \left( \tan^{-1} \xi - \frac{\pi}{2} \text{sgn}(x_1) \right) + \frac{\cos \delta + \xi \sin \delta}{1 + \xi^2} \right], \quad (2.12)$$

$$u_1(x_2 = 0) = -\frac{s}{\pi} \left[ \cos \delta \left( \tan^{-1} \xi - \frac{\pi}{2} \text{sgn}(x_1) \right) + \frac{\sin \delta - \xi \cos \delta}{1 + \xi^2} \right], \quad (2.13)$$

with

$$\xi = \frac{x_1 - w \cos \delta}{w \sin \delta}. \quad (2.14)$$

### 2.7.2 For a non-uniform slip distribution

The fault has a width  $w$ , a dip  $\delta$  and is divided into  $N$  sub-faults. On each sub-fault, the slip has a different value  $\{s_n\}_{i=0:N}$ .

The surface displacement due to a non-uniform slip distribution can be calculated as the sum of the surface displacements produced by the uniform slip on each of the  $N$  sub-faults. The surface displacement produced by an umpteenth subfault  $n$  can be calculated using uniform slip and surface breaking dislocation equations. Indeed, the surface displacement due to subfault  $n$  corresponds to the surface displacement due to slip from surface to subfault  $n$  minus the same slip from surface to subfault  $(n-1)$ .

#### Strike-slip dislocation

The free surface displacement (i.e., at  $x_2 = 0$ ) for a strike-slip case is thus (from eq. 2.10)

$$u_3(x_2 = 0) = \sum_{n=0}^{N-1} -\frac{s_n}{\pi} [\tan^{-1} \xi_{n+1} - \tan^{-1} \xi_n]. \quad (2.15)$$

as

$$\lim_{n \rightarrow 0} \tan^{-1} \frac{Nx_1 - nw \cos \delta}{nw \sin \delta} = \frac{\pi}{2} \text{sgn}(x_1) \quad (2.16)$$

with

$$\xi_n = \frac{Nx_1 - nw \cos \delta}{nw \sin \delta}. \quad (2.17)$$

#### Dip-slip dislocation

The surface displacement in the vertical direction for a dip-slip case is (from eq. 2.12)

$$\begin{aligned} u_2(x_2 = 0) = & \frac{s_0}{\pi} \left[ \sin \delta \left( \tan^{-1} \xi_1 - \frac{\pi}{2} \text{sgn}(x_1) \right) + \frac{\cos \delta + \xi_1 \sin \delta}{1 + \xi_1^2} \right] \\ & + \sum_{n=1}^{N-1} -\frac{s_n}{\pi} \left[ \sin \delta \tan^{-1} \xi_n + \frac{\cos \delta + \xi_n \sin \delta}{1 + \xi_n^2} \right] \\ & + \frac{s_n}{\pi} \left[ \sin \delta \tan^{-1} \xi_{n+1} + \frac{\cos \delta + \xi_{n+1} \sin \delta}{1 + \xi_{n+1}^2} \right]. \end{aligned} \quad (2.18)$$

The surface displacement in the strike-perpendicular direction for a dip-slip case is (from eq. 2.13)

$$\begin{aligned} u_1(x_2 = 0) = & \frac{s_0}{\pi} \left[ \cos \delta \left( \tan^{-1} \xi_1 - \frac{\pi}{2} \text{sgn}(x_1) \right) + \frac{\sin \delta - \xi_1 \cos \delta}{1 + \xi_1^2} \right] \\ & + \sum_{n=1}^{N-1} \frac{s_n}{\pi} \left[ \cos \delta \tan^{-1} \xi_n + \frac{\sin \delta - \xi_n \cos \delta}{1 + \xi_n^2} \right] \\ & - \frac{s_n}{\pi} \left[ \cos \delta \tan^{-1} \xi_{n+1} + \frac{\sin \delta - \xi_{n+1} \cos \delta}{1 + \xi_{n+1}^2} \right], \end{aligned} \quad (2.19)$$

with

$$\xi_n = \frac{Nx_1 - nw \cos \delta}{nw \sin \delta}. \quad (2.20)$$





## Chapitre 3

# Impact des incertitudes épistémiques sur un modèle de glissement

<b>Brève introduction au contexte sismo-tectonique de l'Italie Centrale</b>	<b>85</b>
<b>3.1 Introduction</b>	<b>87</b>
<b>3.2 The 24 August 2016 <math>M_w</math> 6.2 earthquake</b>	<b>89</b>
3.2.1 The 2016 seismic sequence of central Italy	89
3.2.2 Geometry of the causative fault	89
3.2.3 Crustal structure	90
<b>3.3 Inversion framework</b>	<b>91</b>
3.3.1 Data	91
3.3.2 Forward model	91
3.3.3 Accounting for epistemic uncertainties	92
3.3.4 Bayesian Sampling Approach	93
<b>3.4 Slip models for the Amatrice earthquake</b>	<b>95</b>
3.4.1 Influence of fault geometry on inferred slip models	95
3.4.2 Synthetic tests	99
3.4.3 Accounting for uncertainty in fault geometry	100
3.4.4 Accounting for uncertainties in both fault geometry and Earth model	104
<b>3.5 Discussion</b>	<b>104</b>
3.5.1 Influence of uncertainties in the fault geometry	104
3.5.2 Discussion of the co-seismic models of the Amatrice earthquake	105
3.5.3 Is $C_p^{\text{fault}}$ always critical in finite-fault slip inversions ?	108
<b>3.6 Conclusion</b>	<b>109</b>





**Points clés :**

Ici, nous appliquons la méthodologie présentée au Chapitre 2 à un cas réel : le séisme d'Amatrice, qui a eu lieu le 24 août 2016 en Italie Centrale, avec une magnitude  $M_w$  de 6.2. Nous comparons l'impact relatif de différents types d'incertitudes épistémiques sur les modèles de glissement. Nous montrons que, lorsqu'à la fois l'architecture des failles et la structure interne de la Terre sont mal connues (ce qui est, en fait, toujours le cas), il est nécessaire de prendre en compte les deux types d'incertitudes associés pour imaginer un modèle robuste. La procédure d'inversion bayésienne, combinée à l'attention particulière apportée aux incertitudes, nous permettent d'analyser avec un niveau de détail sans précédent les modèles de glissement possibles du séisme d'Amatrice.

*Ce chapitre a été réalisé en collaboration avec Anthony Sladen et Mark Simons et publié dans **Geophysical Journal International** (doi :10.1093/gji/ggz180) sous le titre : "Accounting for uncertain fault geometry in earthquake source inversions – II : application to the  $M_w$  6.2 Amatrice earthquake, Central Italy".*

**Brève introduction au contexte sismo-tectonique de l'Italie Centrale**

**FIGURE 3.1 – Contexte sismo-tectonique de l'Apennin Central.** L'extension est accommodée par deux systèmes parallèles, constitués de failles normales : le système Ouest (en rouge) et le système Est (en bleu). Le séisme d'Amatrice de 2016 a rompu une partie du système Est.

La grande majorité du relief des Apennins s'est formé dans le contexte de convergence entre les plaques tectoniques Eurasiennes et Africaines (Anderson & Jackson, 1987). L'orogène Apennin

résulte de la collision du bloc corso-sarde avec la plaque Adriatique entre l'Oligocène tardif et le Pliocène (Calamita et al., 1994; Doglioni et al., 1998; Patacca et al., 2008). L'activité sismique actuelle de la partie centrale des Apennins dérive du caractère extensif du régime tectonique régional. L'extension, d'une direction NE-SO, a été continuellement active depuis le Pliocène avec un taux d'extension actuel de 4 à 5 mm/an (Hunstad et al., 2003; D'Agostino et al., 2008; Devoti et al., 2008).

L'extension dans l'Apennin Central est accommodée par deux systèmes de faille parallèles (Figure 3.1, Galadini & Galli, 2000; Boncio et al., 2004a), qui pourraient être des structures héritées de la collision antérieure (Chiaraluce et al., 2011). Les systèmes de faille consistent en plusieurs failles normales orientées NO-SE, organisées en échelon, et qui ne dépassent pas 30 km de long (Galadini & Galli, 2000; Roberts & Michetti, 2004; Boncio et al., 2004a). Ces failles Quaternaires ont été principalement identifiées d'après la rupture de surface de précédents séismes, et grâce à des études de géomorphologie ou paléosismologie (Galadini & Galli, 2000; Roberts & Michetti, 2004). Mais, en profondeur, leur architecture reste très mal contrainte (Boncio et al., 2004a; Chiaraluce et al., 2011).

Le système de failles le plus à l'Ouest s'étend entre les villes de Colfiorito et L'Aquila, en passant autour de la ville de Norcia (Figure 3.1, Galadini & Galli, 2000; Boncio et al., 2004a). Ce système est à l'origine d'une sismicité intense, dont les séismes récents de Norcia en 1979 ( $M_w$  5.8), Colfiorito en 1997 ( $M_w$  6.0) et L'Aquila en 2009 ( $M_w$  6.3) (Figure 3.1). Les plus grands séismes historiques d'Italie, qui ont frappé les villes de Norcia en 1703 (avec un séisme de  $M_w$  6.7 et un autre de  $M_w$  6.8) et de L'Aquila en 1461 ( $M_w$  6.5), ont aussi probablement rompu des failles de ce système Ouest (Boncio et al., 2004a), bien que ces failles ne soient pas encore rigoureusement identifiées (Chiaraluce et al., 2011).

Le système de failles le plus à l'Est comprends, du Nord au Sud, les systèmes de faille du Mt. Bove, du Mt. Vettore, du Mt. Gorzano et du Gran Sasso (Figure 3.1, Galadini & Galli, 2000; Boncio et al., 2004a). Ces failles ne seraient à l'origine d'aucun séisme majeur connu, et seuls des séismes de magnitude modérée s'y seraient propagés, ce qui en fait une possible lacune sismique<sup>1</sup> (Galadini & Galli, 2000). Grâce à des tranchées, Galadini & Galli (2003) ont suggéré que les failles du Mt. Vettore étaient capables de provoquer des séismes de magnitude  $M_w$  proche de 6.5. Même si ce type d'estimations paléosismologiques peut être biaisé (Huang et al., 2017b), leur prévision s'est avérée fiable puisque le système de failles Mt. Bove- Mt. Vettore- Mt. Gorzano a été rompu par la séquence sismique Italienne de 2016 (Figure 3.1, EMERGEIO Working Group, 2016a,b; Pucci et al., 2017).

La séquence sismique de 2016 est composée d'une série de séismes moyens à grands, dont 9 chocs de magnitude  $M_w$  supérieure à 5.0. Le premier séisme majeur secoue la ville d'Amatrice le 24 août 2016, et est à l'origine de nombreuses victimes et dégâts matériels, malgré une magnitude  $M_w$  modérée de 6.0 à 6.2. Deux mois plus tard, le 30 Octobre, le séisme de plus forte magnitude de la séquence a frappé la ville de Norcia avec une  $M_w$  de 6.5.

<sup>1</sup>Une lacune sismique est une partie d'une faille sismogène active, connue pour les séismes de grande magnitude qu'elle peut provoquer, qui n'a pas connu de séismes majeurs ( $M_w \geq 6-7$ ) depuis un temps considérable (plusieurs dizaines d'années, dépend du contexte de la zone géographique). Une lacune sismique peut être considérée comme à risque, car elle pourrait être le prochain segment rompu par un séisme majeur.

## Abstract

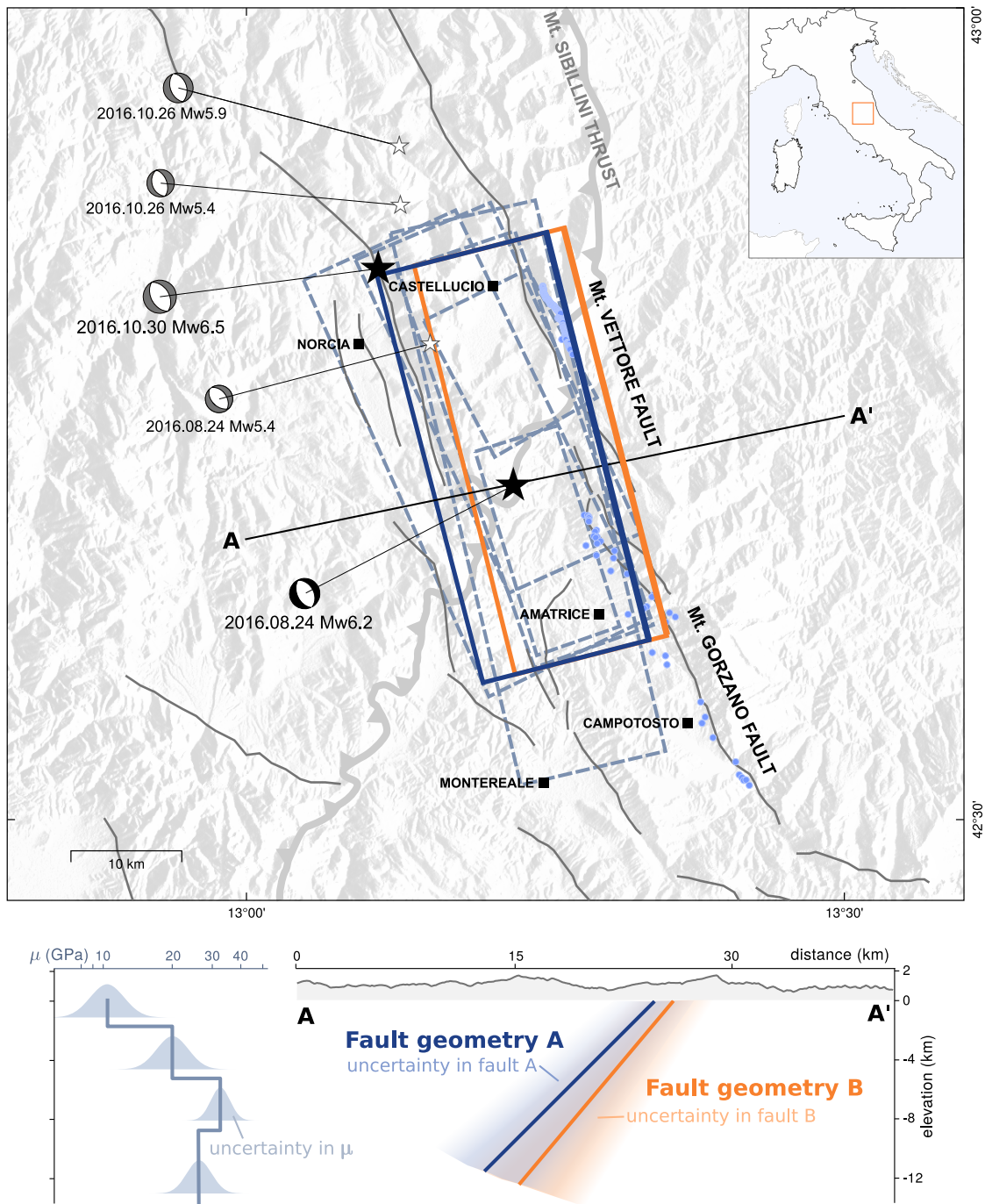
Our understanding of earthquake sources is limited by the availability and the quality of observations and the fidelity of our physical models. Uncertainties in our physical models will naturally bias our inferences of subsurface fault slip. These uncertainties will always persist to some level as we will never have a perfect knowledge of the Earth's interior. The choice of the forward physics is thus ambiguous, with the frequent need to fix the value of several parameters such as crustal properties or fault geometry. Here, we explore the impact of uncertainties related to the choice of both fault geometry and elastic structure, as applied to the 2016  $M_w$  6.2 Amatrice earthquake, Central Italy. This event, well instrumented and characterized by a relatively simple fault morphology, allows us to explore the role of uncertainty in basic fault parameters, such as fault dip and position. We show that introducing uncertainties in fault geometry in a static inversion reduces the sensitivity of inferred models to different geometric assumptions. Accounting for uncertainties thus helps infer more realistic and robust slip models. We also show that uncertainties in fault geometry and Earth elastic structure significantly impact estimated source models, particularly if near-fault observations are available.

## 3.1 Introduction

With scarce observations mainly limited to the surface of the Earth, our estimates of crustal properties and fault geometry are always uncertain. This imperfect knowledge is usually not accounted for in inferences of subsurface fault slip, with only observational errors considered. When imaging the slip on a fault, we often assume minimum complexity as a recognition of our inherent ignorance and to simplify the computation of the forward problem. For instance, we often assume the Earth is flat, that it can be approximated as a homogeneous elastic medium and that the causative fault geometry is simple and known. Uncertainties related to these approximations will affect the calculated response of the Earth and lead to different source models (e.g., [Simons et al., 2002](#); [Beresnev, 2003](#); [Hartzell et al., 2007](#); [Dettmer et al., 2014](#); [Diao et al., 2016](#); [Ragon et al., 2018b](#)). These so-called epistemic uncertainties can be many orders of magnitude greater than observational uncertainties for large earthquakes ([Ragon et al., 2018b](#)). In this study, we investigate uncertainties related to our poor knowledge of the geometry of the causative fault and elastic structure.

Fault geometry for a given earthquake is generally deduced from a variety of observations including surface rupture, centroid moment tensor solutions, previous earthquakes, aftershocks distributions, or tomography. Because of observational inaccuracies or simply a lack of data, it is usual to describe the causative fault by a reduced set of fixed parameters (location, strike, dip, length, width) to define one or several planar, or at least smoothly varying, fault segments. Yet, we know from field investigations and modeling that seismogenic faults are complex systems, at least at the surface (e.g., [Segall & Pollard, 1980](#); [Okubo & Aki, 1987](#); [Peacock, 1991](#); [Walsh et al., 2003](#); [Manighetti et al., 2015](#)). At depth, fault complexity is still an open question ([Graymer et al., 2007](#); [Wei et al., 2011](#); [Ross et al., 2017a](#)). Though, faults are thought to be non-planar at all scales (e.g., [Power et al., 1987](#); [Candela et al., 2012](#)). In the following, we only address uncertainties in basic fault geometry parameters, such as fault dip and position, and the fault we assume for inversion (planar, not rough) thus remains different than the structures we observe (complex and rough).

To address our uncertain assumptions on the causative fault geometry, we previously proposed a practical framework based on a sensitivity analysis (in [Ragon et al., 2018b](#), hereafter referred to as RSS18). There, we described a methodology to account for uncertainties of the fault geometry parameters, such as fault dip, position, strike or curvature, following the framework described in [Duputel et al. \(2014\)](#). This methodology has been validated through a toy model, but it remains to be explored



**FIGURE 3.2 – Seismotectonic framework of the area involved in the 2016 seismic sequence (top), and assumed forward model and associated uncertainties (bottom).** In the map (top), solid gray lines are the major seismogenic faults of the area (Boncio et al., 2004a), while assumed causative faults for the published finite fault studies (Lavecchia et al., 2016; Tinti et al., 2016; Huang et al., 2017b; Liu et al., 2017; Chiaraluce et al., 2017; Cheloni, 2017) are shown as dashed gray lines. Identified surface rupture areas of the August 24 earthquake are plotted with blue dots (Pucci et al., 2017). Beach balls are the focal mechanisms of the two mainshocks and three main aftershocks (moment tensor solutions from the INGV Time Domain Moment Tensor catalog available at <http://cnt.rm.ingv.it/en/tdmt>), with their respective epicenters located by black and white stars. Our preferred fault geometry (fault geometry A) is delineated with the dark blue line, while the fault geometry B is in orange. This colors are the same for the elevation profile (bottom), where uncertainties in each fault geometry are also represented. The assumed elastic modulus  $\mu$  and associated uncertainties are also illustrated for the 12 first kilometers below the Earth surface. For a more complete view of assumed crustal properties, refer to Fig. B.1.

in the case of a real earthquake. The impact of uncertainties in fault geometry is particularly striking for a simple 2D case (as in RSS18). Yet, for a real event, the information brought by laterally extensive observations could potentially minimize the influence of epistemic uncertainties. Here, as with the toy model study, we focus on the effect of fault dip and position as they cover two primary sources of fault geometry uncertainties. To analyze and illustrate the impact of these first order parameters independently of other geometric characteristics (curvature, variation in strike,...), we consider an earthquake that ruptured a relatively simple fault geometry, the  $M_w$  6.2 earthquake that struck Central Italy in August 2016. This event is characterized by a clear surface rupture and a well-observed causative fault geometry (EMERGEO Working Group, 2016a; Pucci et al., 2017; Cheloni, 2017). The choice of the Amatrice event is also motivated by the large density of available near field observations, the good coverage of geodetic data and the overall quality of the instrumentation. The availability of near field data is important since RSS18 showed that far field observations are less sensitive to a change in fault geometry, and tend to induce less bias in the inferred source model. As an intermediate magnitude earthquake, epistemic uncertainties will not be as influential as they could be for a large event (e.g.,  $M_w \geq 8$ ). But the observational errors are limited, allowing us to emphasize the effect of epistemic uncertainties.

We begin by quantifying the uncertainties in the fault geometry (for fault dip and position) and in crustal structure for the 2016  $M_w$  6.2 Amatrice earthquake, using available observations and published studies. We then compare coseismic slip models inferred assuming different fault geometries. Accounting for uncertainties in both fault dip and position, we explore the influence of uncertainties in the fault geometry in the distribution of coseismic subsurface fault slip. Finally, we describe our preferred model, as constrained by geodetic data, for the August 2016 earthquake.

## 3.2 The 24 August 2016 $M_w$ 6.2 earthquake

### 3.2.1 The 2016 seismic sequence of central Italy

The  $M_w$  6.2 24 August 2016 earthquake was the first of a series of moderate to large events, with 5 events of more than  $M_w$  5.0, all of which activated a normal fault system located in the Central Apennines. In the following, we refer to the 24 August 2016 event as the Amatrice earthquake. On October 26th and 30th, two months after the onset of the Amatrice sequence,  $M_w$  5.9 and  $M_w$  6.5 earthquakes occurred a few tenth of kilometers to the north, near the town of Norcia (Fig. 3.2). Overall, this sequence mainly ruptured the Mt. Bove-Mt. Vettore-Mt. Gorzano fault system, as evidenced by coseismic surface ruptures (EMERGEO Working Group, 2016a,b; Pucci et al., 2017). The Amatrice event ruptured to the surface over more than 5 km along the southern part of the Mt. Vettore fault, with an estimated maximal vertical offset of 30 cm (Fig. 3.2, EMERGEO Working Group, 2016a; Pucci et al., 2017). The ruptured geometry of the Amatrice event appears to be a lot simpler than for the October 2016 shocks, which may have ruptured several fault segments and antithetic faults (EMERGEO Working Group, 2016b; Chiaraluze et al., 2017; Cheloni, 2017).

### 3.2.2 Geometry of the causative fault

Numerous observations are available to constrain the fault geometry of the Amatrice earthquake, including ground surface deformation derived from surface rupture (Fig. 3.2) and satellite imagery, distribution of aftershocks, and aftershocks focal mechanisms. The continuous part of the surface rupture delineates a curved path with an average strike of  $155^\circ$  (e.g., EMERGEO Working Group, 2016a; Pucci et al., 2017), consistent with the strike of seismogenic faults identified from previous earthquakes and geological data (Fig. 3.2, e.g., Boncio et al., 2004b). The fault geometry is constrained at depth by the

distribution of relocated aftershocks that occurred after the 24 August event (e.g., [Bonini et al., 2016](#); [Michele et al., 2016](#); [Chiaraluce et al., 2017](#)). Vertical sections orthogonally oriented to the fault trend show that the causative fault can be well described by a main segment dipping  $35^\circ$ - $40^\circ$  ([Bonini et al., 2016](#); [Cheloni, 2017](#)). However, the aftershock cluster is too scattered to determine a clear fault geometry, and possible structures could dip from  $30^\circ$  to  $55^\circ$  with an uncertainty on fault surface trace location of more than 5 km.

This uncertainty in fault geometry is also in published focal mechanisms or fault geometries. Dip and strike parameters of available focal mechanisms vary by more than  $12^\circ$  and  $30^\circ$  respectively ([Liu et al., 2017](#)). Most published analyses of the Amatrice earthquake agree on modeling the causative fault as one main segment. But assumed fault parameters differ significantly from one model to another. Strike and fault position have generally been determined from nodal planes and/or interferometric synthetic aperture radar (InSAR) frames ([Tinti et al., 2016](#); [Huang et al., 2017b](#); [Liu et al., 2017](#)), giving strike values ranging from  $N155^\circ$  ([Liu et al., 2017](#)) to  $N167^\circ$  ([Huang et al., 2017b](#)). When the fault strike is inverted from GPS or InSAR data, inferred value is around  $N161^\circ$  (respectively, [Cheloni et al., 2016](#); [Lavecchia et al., 2016](#)). The fault dip is also generally solved for, and inferred dip values range between  $34^\circ$  and  $51^\circ$  ([Bonini et al., 2016](#); [Cheloni et al., 2016](#); [Lavecchia et al., 2016](#); [Tinti et al., 2016](#); [Huang et al., 2017b](#); [Liu et al., 2017](#); [Pizzi et al., 2017](#); [Tung & Masterlark, 2018](#)). Fault position and length are also highly variable, resulting in up to 3 km offset between published fault traces. [Tung & Masterlark \(2018\)](#) also show that the variability of solved fault geometry parameters is highly influenced by the assumed Earth model.

The variability of proposed fault morphology for many events such as the Amatrice earthquake, the 2009  $M_w$  6.3 L'Aquila ([Lavecchia et al., 2012](#)) or the  $M_w$  9.0, 2011, Tohoku-Oki events ([Zhan et al., 2012](#)), suggests that even with a large amount of observations and prior seismotectonic knowledge of the area, it is not possible to robustly determine fault geometry. For the Amatrice event, uncertainty of dip and strike parameters reaches  $10^\circ$  to  $15^\circ$ , and uncertainty of fault surface position is of 2 to 5 km ([Fig. 3.2](#)).

### 3.2.3 Crustal structure

[Duputel et al. \(2014\)](#) showed how to account for uncertain elastic structure. RSS18 showed that accounting for uncertainties in both fault geometry and crustal structure is necessary to infer reliable slip models for a simplified toy model. Here, we will also estimate the impact of uncertainties in the crustal model in order to evaluate the relative influence of each type of uncertainty.

The crustal structure of Central Italy is well studied. Numerous 1D velocity models have been published, inverted from background seismicity ([Bagh et al., 2007](#)), from receiver functions ([Bianchi et al., 2010](#)) or surface waves ([Herrmann et al., 2011](#); [Ameri et al., 2012](#)). Yet, these Earth models are subject to inaccuracies, with standard deviation for  $V_S$  reaching more than 90% at the surface and reaching up to 30% below 10 km depth, when the deviation is calculated ([Bianchi et al., 2010](#)). Moreover, 1D  $V_S$  models can also differ by more than 1 km/s ([Herrmann et al., 2011](#)). This discrepancy can be due to observational errors, data processing errors, inversion bias and also the effect of 3D structure. The mass density is also needed to constrain elastic rigidity. Yet, published density models also vary of up to 14% in the first kilometers below the Earth surface, the discrepancies between models decreasing to  $\sim 5\%$  at depths greater than 20 km ([Herrmann et al., 2011](#); [Magnoni et al., 2014](#)).

The lateral variability of 3D models describing the crust of central Italy, at a large scale (e.g., [Chiarabba et al., 2010](#); [Magnoni et al., 2014](#)) or around the L'Aquila event area ([Di Stefano et al., 2011](#)), can help infer the uncertainty of 1D profiles when used to analyze an extended area. For  $V_P$ , the lateral variability below 5 km depth reaches the maximum value of 0.6 km/s for the small scale model ([Di Ste-](#)

fano et al., 2011) and 1.5 km/s for the Central Italy model (Chiarabba et al., 2010). Between 5 and 15 km depth,  $V_p$  can vary by more than 1.5 km/s laterally, and below 15 km depth the lateral variability decreases to less than 0.5 km/s (Chiarabba et al., 2010; Magnoni et al., 2014). Thus, at depths shallower than 15 km, layered models have  $V_p$  ranging from 4.7 to 6 km/s, reflecting up to 25-31% of variability according to 3D models. And deeper than 15km,  $V_p$  is 7 km/s on average with a lateral variability of 8%.

The influence of 3D crustal structure on source estimation problems (even for geodetic problems) was illustrated on the 2009 L'Aquila earthquake, that occurred 50 km south of the Amatrice event (e.g., Trasatti et al., 2011; Gallovič et al., 2015). Accounting for uncertainties in elastic properties of our assumed Earth model, regardless of the complexity of the model, may thus be particularly important also for the Amatrice earthquake. Based on the lateral variability of 3D crustal models and the heterogeneity of density models, the shear modulus of the Amatrice area may vary by 2 to 8% at depths greater than 15 km and of up to 20% at shallower depths (Figs 3.2 and B.1).

### 3.3 Inversion framework

#### 3.3.1 Data

We use GPS offsets from 46 stations and 4 InSAR frames. We use the coseismic GPS offsets and errors provided by INGV (2016). The coseismic measurements were estimated based on 3 days of continuous GPS stations position before and after the main shock. We include GPS observations taken within 80 km in the North-South direction of the epicenter, the displacement at farther stations do not add more useful information to the inverse problem. Data errors are used to build a diagonal covariance matrix describing observational uncertainties.

We use two ALOS-2 InSAR frames and two Sentinel frames. The ALOS-2 images have been acquired by the Japan Aerospace Exploration Agency and processed by Huang et al. (2017b). The Sentinel-1 images have been acquired under the Copernicus program by the European Space Agency. The Sentinel-1 interferograms have been processed using the TopsApp module of the InSAR Scientific Computing Environment (ISCE) software within the ARIA project (NASA/JPL-Caltech). The coseismic interferograms are distributed in two ascending and two descending frames (more information can be found in Tab. B.1). For computational efficiency, we resample InSAR observations based on model resolution (Lohman & Simons, 2005). To build a data covariance matrix for the InSAR data, we mask the area of coseismic displacement and estimate empirical covariograms as a function of distance between data points (Fig. B.2). The InSAR covariance matrix is calculated from the best fitting exponential function to empirical covariograms (Jolivet et al., 2012), and merged with the diagonal GPS covariance matrix to form the full data covariance matrix  $C_d$ .

#### 3.3.2 Forward model

As the causative fault is probably not multi-segmented (Lavecchia et al., 2016; Tung & Masterlark, 2018) and for the sake of simplicity, we assume a simple planar fault geometry. We determine strike and position from surface rupture observations (Pucci et al., 2017), surface deformation observed in the interferograms and formerly identified seismogenic faults (e.g., Boncio et al., 2004b). We select dip and width from aftershocks locations and focal mechanisms (e.g., Chiaraluce et al., 2017). Our preferred fault plane extends over 28 km south of coordinates (13.2508° E, 42.8575° N) with a strike of N166°. We set fault dip at 45° and width at 16 km, such that the fault is reaching the ground surface. This geometry



is in agreement with already proposed causative structures (see Section 3.2.2). For the purpose of slip imagery, the fault is divided into 240 square subfaults of 1.3 km side.

We perform the geodetic inversions assuming a 1-D layered elastic structure based on the CIA model (Herrmann et al., 2011), and calculate Green's functions with the EDKS software (derived from Zhu & Rivera, 2002).

### 3.3.3 Accounting for epistemic uncertainties

When one assumes a set of forward parameters,  $\Psi_{\text{prior}}$  (e.g., fault geometry and elastic parameters), which are the most realistic a priori, we implicitly include epistemic uncertainties in our inverse problem. These uncertainties of the forward model reflect our imperfect knowledge of the predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}) \cdot \mathbf{m}$  for an inferred source model  $\mathbf{m}$  and the assumed set of non-inverted parameters  $\Psi_{\text{prior}}$ .

If we assume that the errors on surface displacement  $\mathbf{d}$  follow a Gaussian distribution centered on the predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}}$  with a prediction covariance matrix  $\mathbf{C}_p(\mathbf{m})$ , then the discrepancies between observations  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$  and forward predictions  $\mathbf{d}_{\text{pred}} = \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}) \cdot \mathbf{m}$  can be quantified by a misfit function of the form

$$\chi(\mathbf{m}) = \frac{1}{2} [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}) \cdot \mathbf{m}]^T \cdot \mathbf{C}_\chi^{-1} \cdot [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}(\Psi_{\text{prior}}) \cdot \mathbf{m}], \quad (3.1)$$

where  $\mathbf{C}_\chi(\mathbf{m})$  is the misfit covariance matrix (Tarantola, 2005; Minson et al., 2013, 2014; Duputel et al., 2014) and is defined as

$$\mathbf{C}_\chi(\mathbf{m}) = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p(\mathbf{m}), \quad (3.2)$$

where  $\mathbf{C}_d$  is the covariance matrix of the observations and  $\mathbf{C}_p$  the covariance matrix of the predictions.

As developed in Duputel et al. (2014) for the elastic properties and RSS18 for the fault geometry, the linearized prediction covariance matrix can be expressed as

$$\mathbf{C}_p = \mathbf{K}_\Psi \cdot \mathbf{C}_\Psi \cdot \mathbf{K}_\Psi^T, \quad (3.3)$$

where  $\mathbf{C}_\Psi$  is a diagonal matrix describing the standard deviation of the a priori distribution of parameters  $\Psi$ .  $\mathbf{K}_\Psi$  is the sensitivity kernel of the predictions with respect to fault geometry parameters, such that

$$(\mathbf{K}_\Psi^G)_{ij}(\Psi_{\text{prior}}) = \frac{\partial G_{ij}}{\partial \Psi}(\Psi_{\text{prior}}), \quad (3.4)$$

$$\mathbf{K}_\Psi = \mathbf{K}_\Psi^G \cdot \mathbf{m}_{\text{prior}}, \quad (3.5)$$

with  $\mathbf{G}$  being the matrix of Green's functions and  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$  an a priori assumed source model. We can then pre-compute the sensitivity kernels  $\mathbf{K}_\Psi^G$  without any dependence on the assumed model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$ . In this study, we account for uncertainties in fault geometry as discussed in RSS18, as well as in the Earth elastic properties (as in Duputel et al., 2014). We can express the full uncertainty covariance matrix as the sum of the different uncertainty terms :  $\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p^{\text{fault}} + \mathbf{C}_p^{\text{earth}}$ .

### Uncertainty in fault geometry

We concentrate here on the impact of fault dip and position, as in RSS18, a parameterization motivated by simplicity and the large range of probable fault configurations which can then be addressed. We calculate  $\mathbf{C}_p^{\text{fault}}$  following eq. (3) with  $\Psi$  corresponding to either fault dip or fault tip position. First, we precompute the sensitivity kernels  $\mathbf{K}_{\text{dip}}$  and  $\mathbf{K}_{\text{shift}}$  following eq. (4). Considering an incorrect dip or shift

of the fault  $\Psi_{prior}$  and a range of uncertainty  $e$ , we compute the Green's functions matrices  $\mathbf{G}_i$  for each fault parameter in the range  $[\Psi_{prior} - e : \Psi_{prior} + e]$ . Each element of  $\mathbf{K}_{shift}$  or  $\mathbf{K}_{dip}$  is estimated by the slope of the linear regression of  $\mathbf{G}_\Psi$ . Our a priori chosen dip is of  $45^\circ$  with a 0 km fault shift. We assume a range of uncertainty ( $e$ ) of  $10^\circ$  for the fault dip, and 2 km for the fault surface position. As initial model  $\mathbf{m}_{prior}$ , we choose a uniform slip model derived from the centroid moment tensor solution.

The choice of the standard deviation of a priori chosen parameters (dip or position) is motivated by the results of our literature review as discussed above in Section 3.2.2. Aftershocks distribution and published fault models agree on the fault dip with approximately  $10^\circ$  of uncertainty. We thus choose a covariance  $\mathbf{C}_{dip}$  corresponding to a standard deviation of  $5^\circ$  from the assumed value ( $45^\circ$  in our case). Uncertainty on fault position can range from 2 to 5 km in the strike perpendicular direction, so we assume a standard deviation for  $\mathbf{C}_{shift}$  of 2 km. We can then express uncertainty in fault geometry as  $\mathbf{C}_p^{fault} = \mathbf{C}_p^{dip} + \mathbf{C}_p^{shift}$ .

### Uncertainty in Earth Structure

In practice, we consider that  $\Psi_{prior} = \ln$  for given elastic parameters, as used in Duputel et al. (2014). In this case, the distribution of elastic parameters is log-normal. Our prior elastic model has 8 layers of varying properties (Herrmann et al., 2011), we thus precompute 8 different kernels to estimate the influence of each layer on Green's functions. We choose the standard deviation for each layer based on the lateral variability of 3D crustal models and the heterogeneity of density models, as previously detailed in Section 3.2.3, resulting in conservative standard deviations on the logarithm of the shear modulus of 0.08 at depths greater than 15 km and 0.44 at shallower depths (the mean of  $\ln \mu$  varying between 2.5 and 4, with  $\mu$  in GPa).

### 3.3.4 Bayesian Sampling Approach

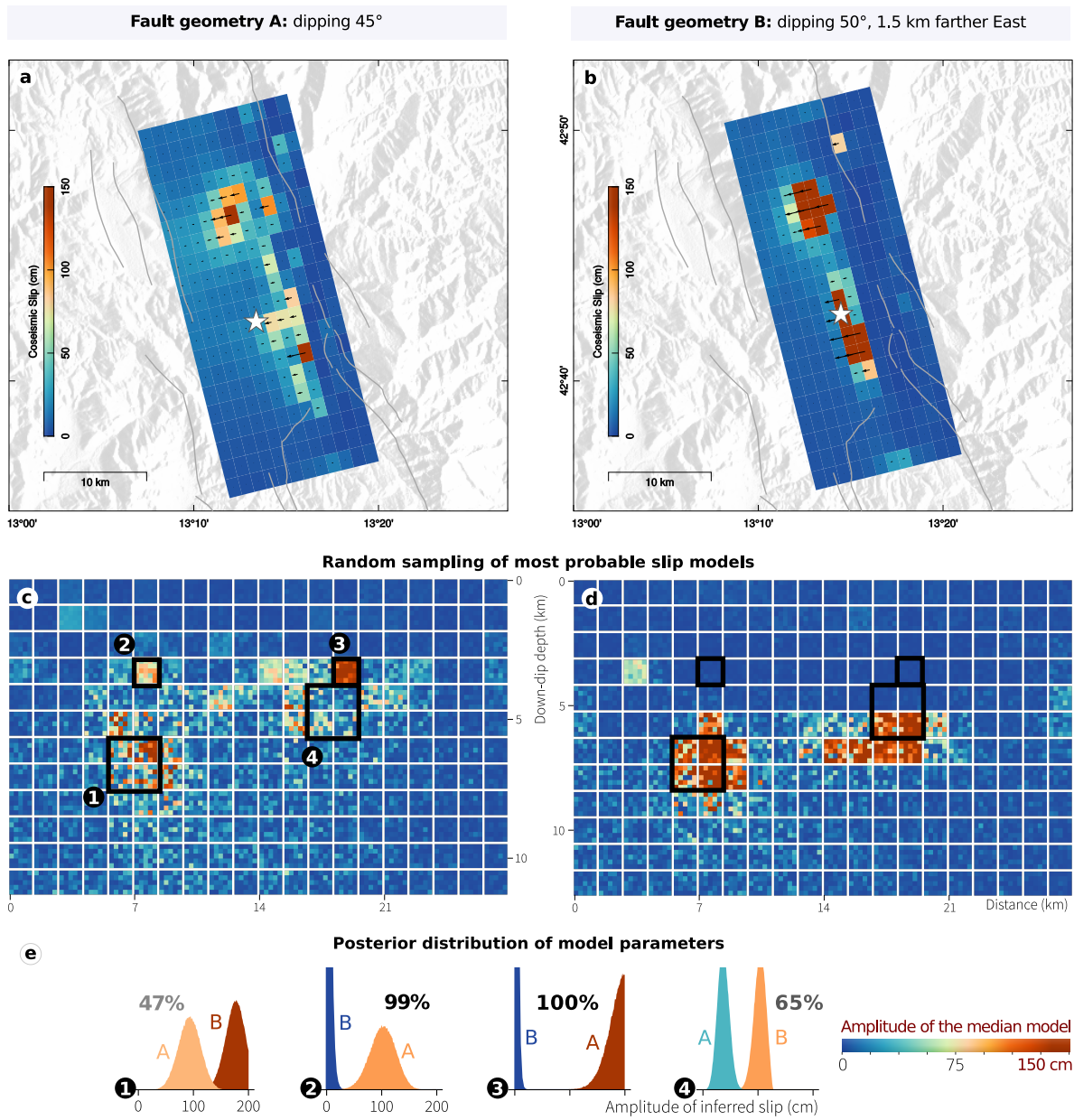
Instead of trying to infer the best solution of the inverse problem, we choose to sample the solution space and image its probable models. We solve our problem with a Bayesian sampling approach allowing us to infer the posterior uncertainty of inferred models. This approach relies on the AlTar package, a reformulation of the code CATMIP (Minson et al., 2013). AlTar combines the Metropolis algorithm with a tempering process to realize an iterative sampling of the solution space of the source models. A large number of samples are tested in parallel at each transitional step. Additionally, an important resampling step is performed at the end of each tempering step. The probability of each sample to be selected depend on its capacity to fit the observations  $\mathbf{d}_{obs}$  within the uncertainties  $\mathbf{C}_\chi$ .

The ability of each model parameter to solve the source problem is evaluated through repeated updates of the probability density functions (PDFs)

$$f(\mathbf{m}, \beta_i) \propto p(\mathbf{m}) \cdot \exp[-\beta_i \cdot \chi(\mathbf{m})], \quad (3.6)$$

with  $\mathbf{m}$  being the current sample and  $p(\mathbf{m})$  the prior information on this sample,  $\chi(\mathbf{m})$  being the misfit function,  $i$  corresponding to each iteration and  $\beta$  evolving dynamically from 0 to 1 to improve the efficiency of the parameter space exploration (Minson et al., 2013).

We specify prior distributions for each model parameter. We use a zero-mean Gaussian prior  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{N}(0 \text{ cm}, 10 \text{ cm})$  on the strike-slip component as we assume that most of the slip is occurring in the down-dip direction. We consider each possible value of dip-slip displacement equally likely if it does not exceed 20 cm of reverse slip and 10 m of normal slip :  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-0.2 \text{ m}, 10 \text{ m})$ . At each cooling step, 300.000 models are explored in parallel by 5000 Markov chains. We do not apply any spatial smoothing regularization in this procedure.



**FIGURE 3.3 – Comparison of two finite-fault slip models inferred assuming different fault geometries and not accounting for prediction uncertainties.** Fault geometry A (left) is located 1.5 km west of fault geometry B (right) and is dipping 5° shallower. Panels (a) and (b) show the dip-slip amplitude and rake of the average model, the epicenter being the white star. The color scale is the same for all the figures. Panels (c) and (d) illustrate the dip-slip amplitude of 25 models chosen randomly among our estimate of possible models. Each subfault (large square) thus contains 25 pixels with different colors corresponding to the slip amplitude of the random model. (e) Comparison between marginal posterior PDFs of the dip-slip parameters inferred with fault geometry A or B. In (1) and (4), the PDFs show the mean of parameters for patches covering 2 subfaults along strike and 2 subfaults along dip -- i.e. patches two times bigger than in (2) and (3). The offset between mean models is shown as percentage of slip amplitude relatively to the maximum mean slip.

### 3.4 Slip models for the Amatrice earthquake

To understand the impact of fault geometry parameters and the influence of epistemic uncertainties on inferred slip models, we first investigate various fault geometries (Section 4.1) and perform synthetic tests (Section 4.2). Then, we solve for slip models of the Amatrice earthquake accounting for uncertainties in the fault geometry (Section 4.3).

The result of our exploration of the model space is a set of 300,000 models describing the posterior likelihood of each parameter. This set of samples provides information on the possible parameter values and on their uncertainty. Mean and median models are basic probabilistic values but can give a good overview of the range of most likely solutions. More detailed quantities, such as the marginal posterior distribution of a given parameter or the variability of slip between neighbor subfaults, will inform on the uncertainty and trade-off of the inversion. Yet, the mere interpretation of average and median samples should be taken with caution : the average model does not reflect the uncertainty of inferred parameters, and it does not reproduce either the interactions between parameters of a same sample.

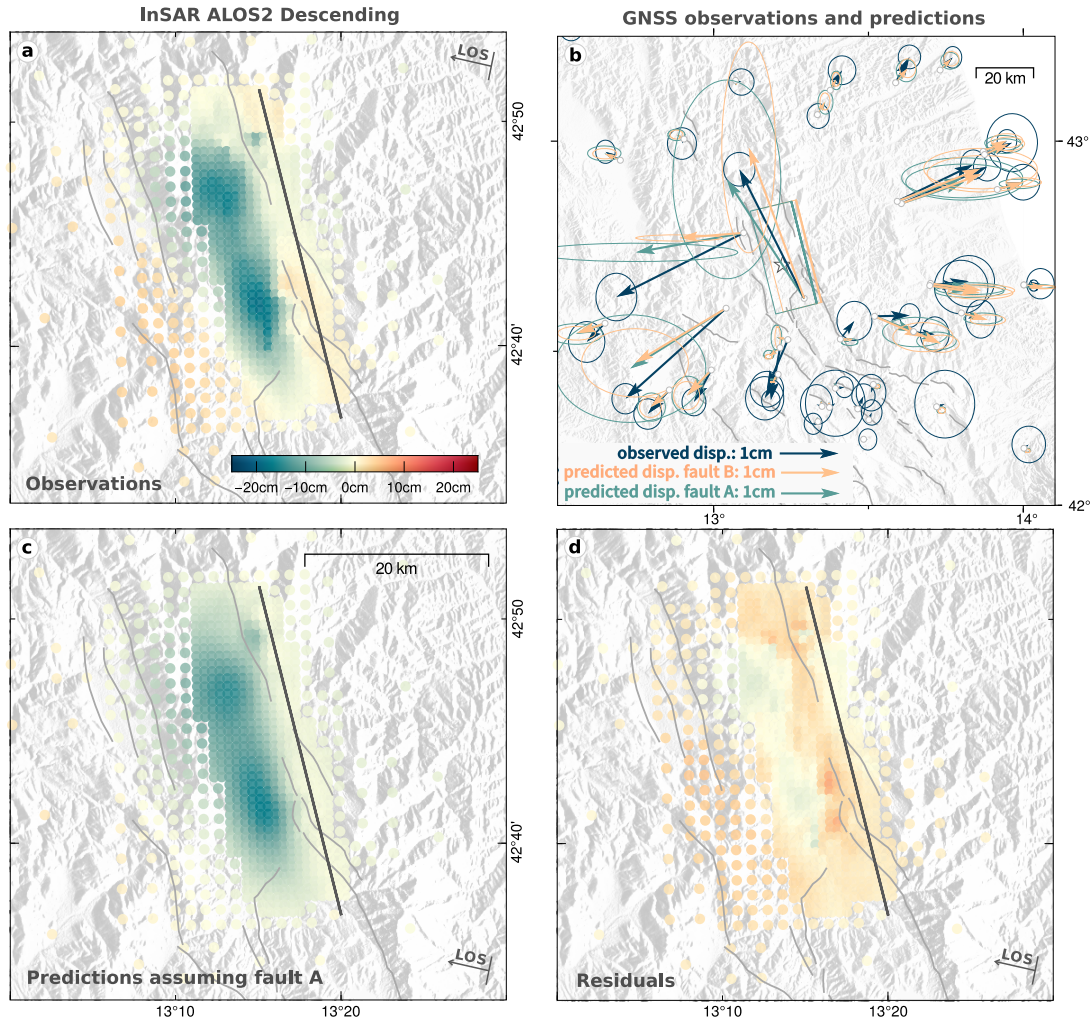
We choose to present our results in 3 different ways (e.g., Fig. 3.3). The first representation is a classic map view of the dip-slip amplitude and rake of the average model (e.g., Fig. 3.3a-b). For the second representation, we divide our 300,000 samples into 25 families of models (more information in Fig. B.3). The first family gathers samples with parameters of less than 50 cm offset from the mean model parameters. Other families are built iteratively around a randomly selected model that has not fitted within antecedent families, except for the last family which regroups orphan samples. To have a better understanding of the distribution and interactions between parameters of a particular sample, we then randomly select a sample of each family and illustrate corresponding slip amplitudes (e.g., Fig. 3.3c-d). The last representation (e.g., Fig. 3.3e) illustrates the posterior marginal probability density functions (PDFs) of the dip-slip parameters.

#### 3.4.1 Influence of fault geometry on inferred slip models

To get a sense of the impact of the fault geometry on inferred models, we compare the results of two inversions made assuming different causative faults, without accounting for uncertainties in the fault geometry. One assumed fault corresponds to our preferred fault geometry, presented in Section 3.3.2 : we will refer to it as fault geometry A. The other fault has the same strike, length and width as our preferred fault geometry but is dipping  $5^\circ$  deeper and is shifted 1.5 km westward : we will refer to it as fault geometry B. We believe the fault geometry B is almost as realistic as the fault geometry A given the uncertainties on the fault morphology we previously described in Section 3.2.2.

When assuming fault geometry B, slip is confined in two main slip patches reaching  $> 150$  cm of slip amplitude and located between 5 and 10 km depth (Fig. 3.3a,c). The uncertainty on these highest amplitudes can be of more than 50 cm (Figs 3.3e and B.4), but the slip patches are well delimited (Fig. 3.3c). The strike-slip component is limited to  $\sim 5$  cm in amplitude in the shallower part of the fault, and is close to zero elsewhere. In contrast, when assuming fault geometry A, while two high slip patches still stand out, they are smeared out and shifted up-dip (Figs 3.3b,d). Further, for geometry A, slip amplitudes are generally lower, between 70 and 110 cm (Figs 3.3b,d,e). The slip tends to be more scattered with larger uncertainties with geometry A (Fig. 3.3), and the two high slip patches are thus the only consistent characteristics shared by the two finite-fault slip models. These patches are about 5 km long, and correspond to the large surface displacement patches mapped by InSAR data (Fig. B.5). On average, inferred slip amplitudes differ by 75% for slip values  $> 50$  cm (Figs 3.3e and B.4).

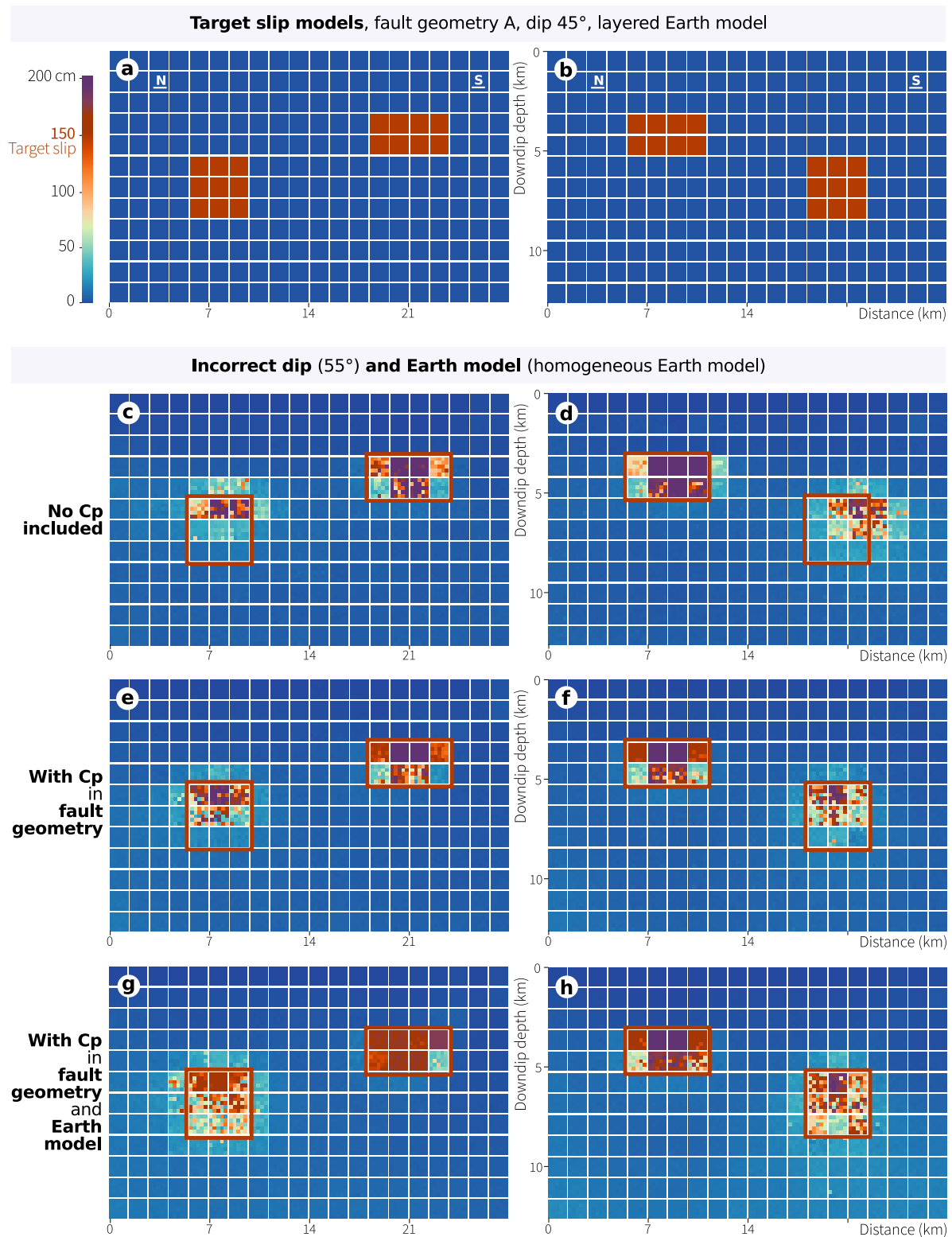
Despite the disparities between the two solutions, both slip models fit the observations almost equally well (Figs 3.4 and S5, S6, S7, S8). The largest discrepancies between predictions from the two



**FIGURE 3.4 – Observations and predictions for our inversion assuming fault geometry A and no episodic uncertainties.** The corresponding slip models are shown in Fig 3.3. (a) Surface displacement measured with the ALOS2 interferogram. (b) The surface displacement observed at GNSS stations (top right) is represented by dark blue arrows with 95% confidence ellipses. Predictions made assuming fault geometry A are in green, and the predictions made assuming fault geometry B are also shown in orange. Surface traces of the fault geometries A and B are respectively the green and orange rectangles. (c) and (d) Predictions and residuals of the ALOS2 interferogram, assuming geometry A, are shown with the same color scale as in (a). The assumed fault trace (geometry A) is shown with a dark gray line. The predictions for the other three interferograms that have been used in the inversion are shown in Supplementary Material : Figs B.5,B.6,B.7,B.8. In all the figures, major seismogenic faults are shown in gray solid lines and the epicenter is the white star.

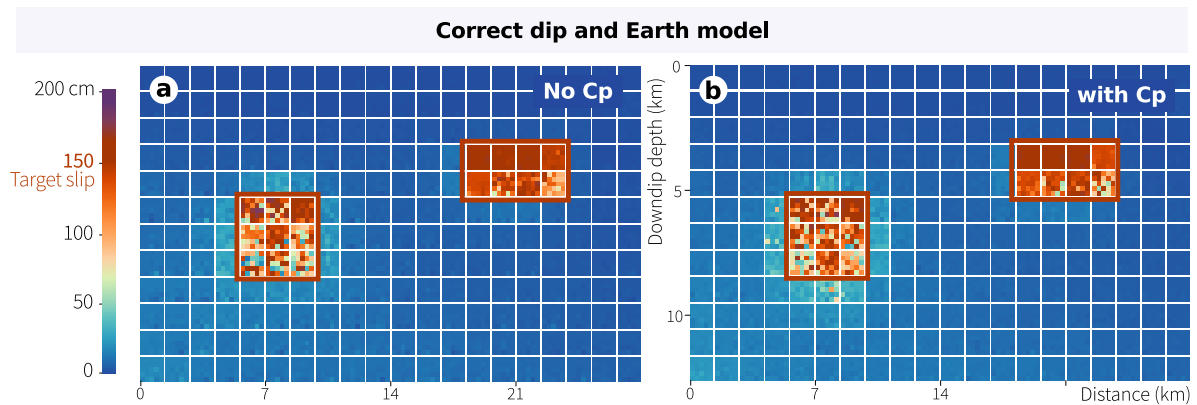
fault geometries are for data points located between the two assumed fault traces (see RMS values in Tab. B.2). For the ALOS ascending interferogram, residuals between observations and predictions are particularly high when fault geometry B is assumed instead of geometry A (Tab. B.2), consistently with the fact that the choice of geometry A was mainly motivated by the fringe pattern of this interferogram.

In summary, assuming distinct but yet realistic fault geometries results in source models with significant differences but which are almost equally plausible despite very dense near-field observations. Despite the similarities of the two fault geometries, posterior marginal PDFs do not overlap for most of the slip parameters (Fig. 3.3e). This uncertainty in fault geometry is one of many factors responsible for the non-uniqueness of inferred source models, as illustrated with this example.



**FIGURE 3.5 – Comparison of finite-fault slip models inferred from two target slip models (a,b) accounting for  $C_p$  in the fault geometry (e,f), in both fault geometry and Earth model (g,h), or not (c,d). (continued)**

**FIGURE 3.5 – (Previous page.)** (a) and (b) show the dip-slip amplitude of the target model used to compute the synthetic observations, assuming fault geometry A and a layered Earth model. The color scale is valid for all the figures. Figures from (c) to (h) illustrate the slip amplitude of the mean models of 25 families of inferred models (more information in Figure B.3). Each subfault (large square) is divided into 25 pixels colored from the slip amplitude of the corresponding mean model, inferred assuming an incorrect dip of  $10^\circ$  and homogeneous and elastic Earth model. Red rectangles delineate the position of slip patches from target slip models in (a) and (b). The posterior marginal PDFs of models in (c), (e) and (g) are shown in Fig. B.9.



**FIGURE 3.6 – Comparison of finite-fault slip models inferred from the target slip model illustrated in Fig. 3.5(a),** assuming the correct forward model (i.e. the same forward model used to calculate the synthetic data). Panel (a) shows the model inferred without accounting for uncertainties, but the model in (b) has been inferred with  $C_p^{\text{fault+earth}}$ . Red rectangles delineate the position of slip patches from target slip models in Figs 3.5a,b.

### 3.4.2 Synthetic tests

We first investigate the relative effect of uncertainties in the fault geometry and crustal properties using synthetic tests. A first target model consists of two 3-4 km large dip-slip patches of 150 cm amplitude, similar to the two main slip patches inferred from our initial models of Amatrice earthquake (Fig. 3.3). A second target model with inverted slip patches positions (i.e. deep southern slip patch and shallow northern slip patch) is also tested to evaluate the potential influence of the data distribution, which is one major difference with the simplified tests of RSS18 conducted on a semi-infinite fault. Assuming our preferred fault geometry (fault geometry A) and a 1-D layered elastic structure based on the CIA model (Herrmann et al., 2011), we compute the surface displacement due to our target model (see Fig. 3.5). This surface displacement is then inverted assuming a dip  $10^\circ$  steeper than the one used to generate the synthetic data and a homogeneous crustal structure. The assumed data covariance  $C_d$  is the same as for the real dataset. We perform one inversion with no  $C_p$  (Figs. 3.5c,d), one with  $C_p^{\text{fault}}$  (Figs. 3.5e,f) and one with both  $C_p^{\text{fault+earth}}$  (Figs. 3.5g,h). The  $C_p^{\text{earth}}$  used for the synthetic tests is larger than for the real case, because of the large difference between the layered and homogeneous models. We assume a prior standard deviation on fault dip of  $5^\circ$ , of 500 m on the fault position, and the prior uncertainty on Earth model derives from the observations made in Section 3.2.2. We choose not to add noise to the observations so that the inversion process is only perturbed by changes in the forward model (fault geometry and Earth model) and in the covariance matrix (inclusion of  $C_p$  or not).

The target models and random sampling of possible models are shown in Fig 3.5. If  $C_p$  is not accounted for when estimating a slip model mirroring the one of the Amatrice event (Fig. 3.5c), the slip amplitude in the southern slip patch is either over-estimated by 70 cm or under-estimated by 50 cm (Fig. 3.5c). Also, the northern slip patch is shifted upward with an incorrect estimate of the slip amplitude. When  $C_p^{\text{fault}}$  is introduced, the estimation of the target model is slightly improved but is still



incorrect (Fig. 3.5e). These inconsistencies could relate to the assumption of an incorrect Earth model, and indeed accounting for  $C_p^{\text{fault+earth}}$  allows us to accurately infer the amplitude and location of the target slip model (Fig. 3.5g). When the target slip model is different (Fig. 3.5b), again only accounting for  $C_p^{\text{fault+earth}}$  allows us to correctly image the slip amplitude and location of the deepest slip patch (Fig. 3.5h). Quantitatively, the misfit between synthetic observations and predictions follows the same trend as for the Amatrice event : the misfit increases with the introduction of epistemic uncertainties (see Tab. B.2). Finally, we also compare the effect of  $C_p^{\text{fault+earth}}$  when the forward model is correct (Fig. 3.6). In this case, the models inferred accounting or not for epistemic uncertainties are very similar, and the only impact of  $C_p$  is to slightly smooth the slip distribution.

These synthetic tests show that the inclusion of  $C_p$  provides a more reliable estimate of the posterior distribution of source model parameters when the assumed forward model is deficient. The inclusion of  $C_p^{\text{fault+earth}}$  slightly smooths the slip distribution of the deeper patch. The estimates do not perfectly replicate the target model, because, even with  $C_p$ , the estimated models are still biased to explain the observations despite an incorrect forward model.

### 3.4.3 Accounting for uncertainty in fault geometry

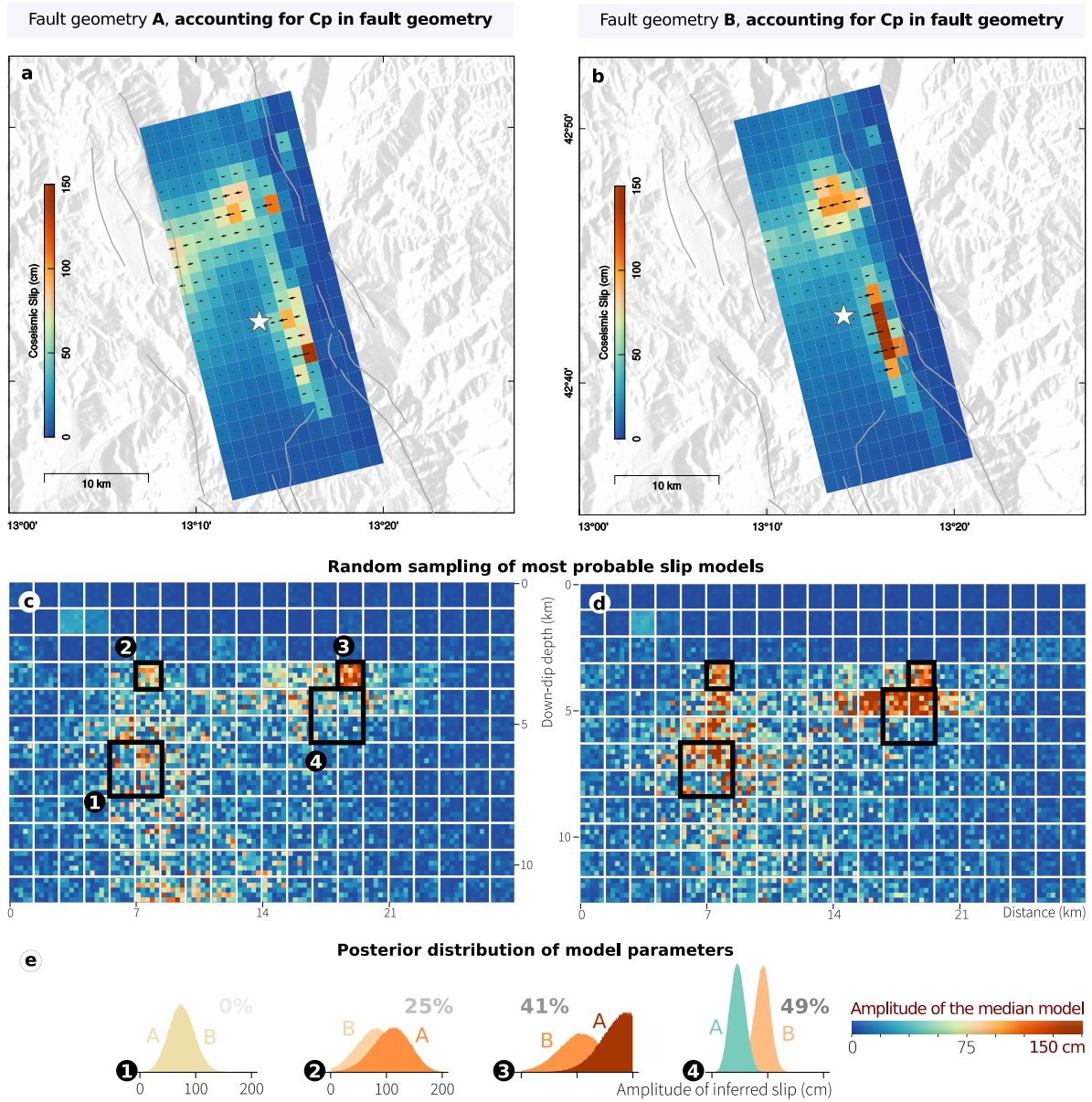
We have shown that accounting for uncertainties in the fault geometry allows improving the imagery of the slip distribution, both in the simplified case of an infinitely long fault along strike (RSS18) and in the case of more realistic synthetic tests (see previous Section 3.4.2). Here, we explore the impact of prediction uncertainty in the estimation for the Amatrice earthquake, by comparing slip models inferred assuming two different fault geometries (A and B) and accounting for  $C_p^{\text{fault}}$ .

Fig. 3.7 shows, for both models, the fault slip is concentrated in two main high slip patches located between 4 and 9 km depth. The slip direction is pure dip-slip for all subfaults with a significant amount of slip (more than 20 cm). The maximum slip amplitude reaches 150 cm (mean value) for the southern slip patch. Overall, there is little slip on shallow parts of the fault, with less than 40 cm of displacement occurring near the northern tip of the fault, coherently with observed surface ruptures (Fig. 3.2). Compared to the results inferred without accounting for uncertainties, the slip amplitude of the northern patch is decreased by more than 50 cm or 35% for both fault geometries (Fig. 3.7a-b) : this change seems to result from the placement of some of the slip to deeper parts of the fault. Overall, the posterior uncertainty is increased and the posterior standard deviation can be doubled on some subfaults (Figs 3.7c-e). When  $C_p^{\text{fault}}$  is not accounted for, assuming different fault geometries leads to large variations in inferred slip models with more than 60% offset between average slip amplitudes (Figs 3.3a,b). In contrast, introducing  $C_p^{\text{fault}}$  allow decreasing the offset between the two slip models to less than 40% for most subfaults (Figs 3.7e and B.10). Thus, accounting for  $C_p^{\text{fault}}$  reduces the discrepancies between models inferred assuming different fault geometries (Figs 3.7a,b).

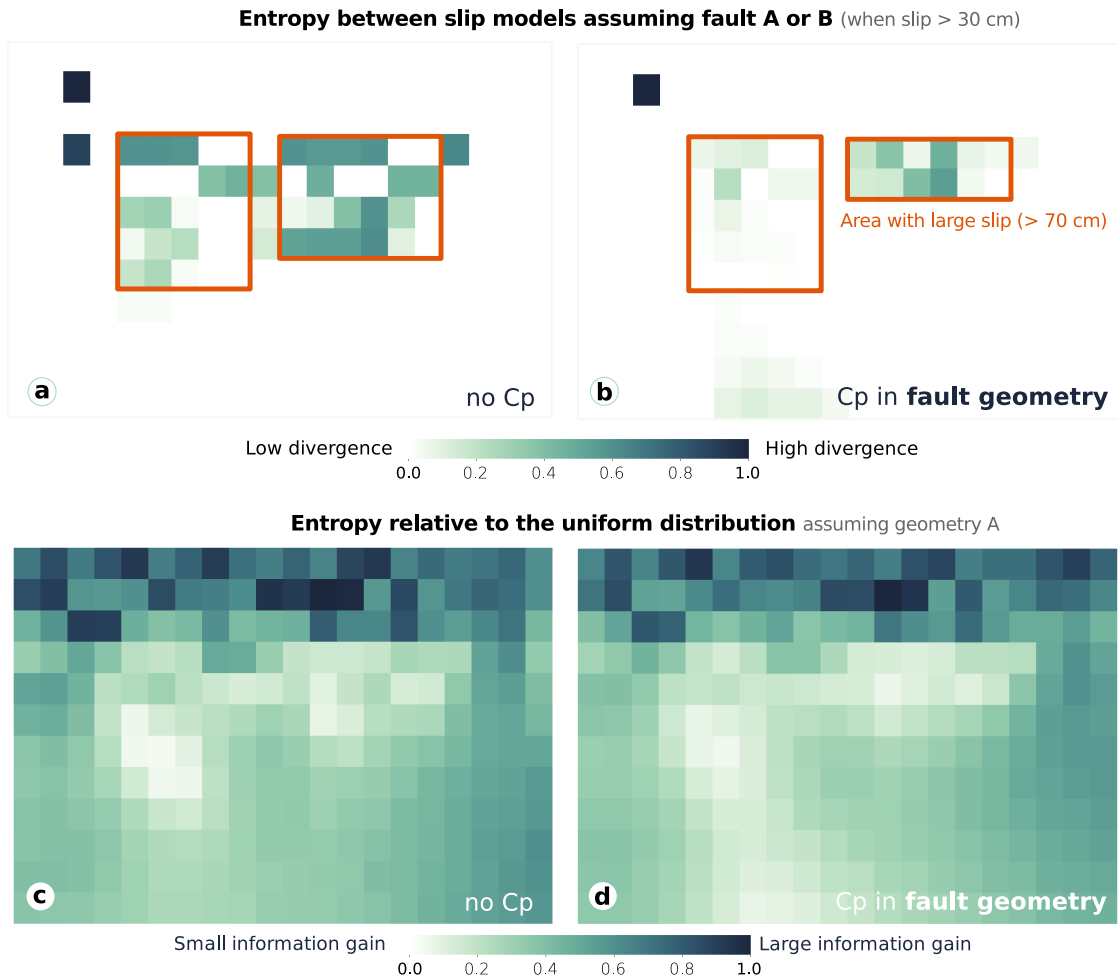
Quantitatively, the divergence between two probabilistic distributions can be measured with the Kullback-Leibler divergence criterion. This measure of the divergence also helps characterizing the information gained compared to our initial knowledge of the problem (with no a priori, it corresponds to the uniform distribution). If  $S_i$  is the posterior distribution of dip-slip for a subfault  $i$ , then the entropy of  $S_i$  relative to the uniform distribution  $\mathcal{U}$  is :

$$E(S_i||\mathcal{U}) = \sum_j S_i(j) \log \frac{S_i(j)}{\mathcal{U}(j)}, \quad (3.7)$$

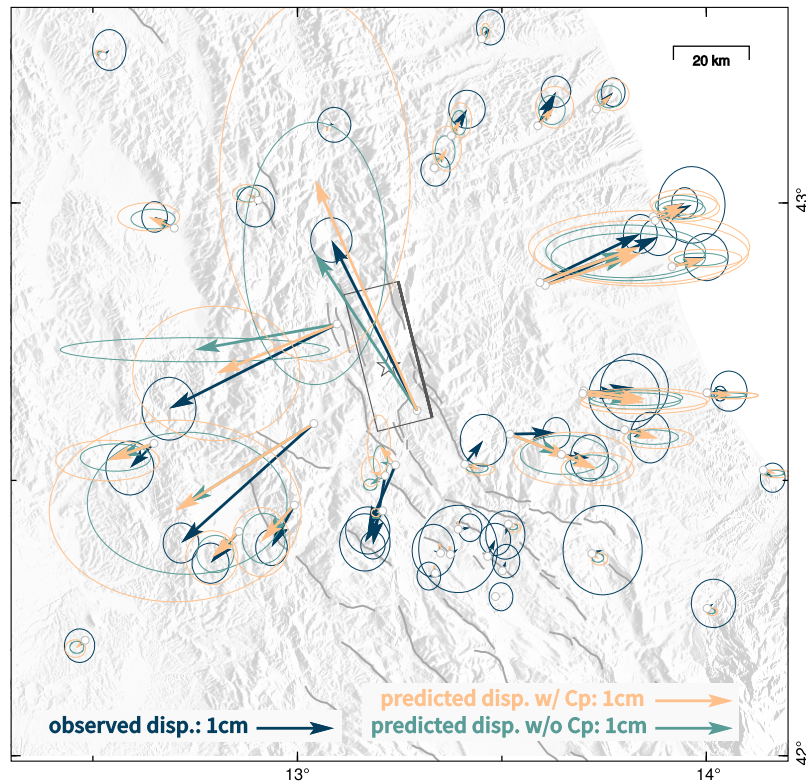
with  $j$  describing the number of possible values of the distribution (or the bins of the histogram). We normalize the relative entropy by its largest value. When the normalized relative entropy is close to 1, the distributions are divergent and the information gained relative to the prior distribution is large. If the



**FIGURE 3.7 – Comparison of two finite-fault slip models inferred accounting for uncertainties in fault geometry, for fault geometry A (left) and B (right).** Panels (a) and (b) show the dip-slip amplitude and rake of the average model, the epicenter being the white star. The color scale is valid for all the figures. Panels (c) and (d) illustrate the slip amplitude of 25 samples chosen randomly among the possible models. Each subfault (large square) thus contains 25 pixels with different colors corresponding to the slip amplitude of the random model. (e) Comparison between posterior marginal PDFs of the dip-slip parameters inferred with fault geometry A or B. In (1) and (4), the PDFs show the mean of parameters for patches covering 2 subfaults along strike and 2 subfaults along dip -- i.e. patches two times bigger than (2) and (3). The offset between mean models is shown as percentage of slip amplitude relatively to the larger mean slip.



**FIGURE 3.8 – (a) and (b) Relative entropies between dip-slip distributions of models inferred assuming fault geometry A and fault geometry B, without  $C_p$  (a) or with  $C_p$  (b).** In (a), compared models are illustrated in Fig. 3.3 while the models in (b) are represented in Fig. 3.7. The entropy reflects the divergence between the distributions of parameters of two models. If  $S_i$  is the dip-slip posterior distribution for a subfault  $i$ , then the relative entropy between the posterior distributions inferred accounting or not for  $C_p$  is  $E(S_i^{C_p} || S_i) = \sum_j S_i^{C_p}(j) \log S_i^{C_p}(j) / S_i(j)$ . (c) and (d) Entropy relative to the uniform distribution for an inversion assuming fault geometry A, without  $C_p$  (c) or with  $C_p$  (d). The relative entropies in (a), (b), (c) and (d) are normalized by their largest value.



**FIGURE 3.9 – Surface displacement at GPS stations, for slip models accounting (orange) or not (green) for uncertainties in fault geometry (slip models are presented in Fig 3.7).** Observed surface displacement is in dark blue with 95% confidence ellipses. Major seismogenic faults are shown in gray solid lines and the epicenter is the white star. The black rectangle is the location of our fault plane (geometry B).

entropy is close to 0, then the posterior and prior distributions are similar and the information gain is small or null. The distributions of parameters inferred assuming fault geometry B diverge largely from the distributions inferred with fault A when  $C_p^{\text{fault}}$  is not accounted for (Fig 3.8a). In contrast, the relative entropies between parameters of models inferred assuming different fault geometries is decreased by a factor 2 if  $C_p^{\text{fault}}$  is introduced (Fig 3.8b). Interestingly, Figs 3.8(c) and (d) show that the information gain is larger in area where little slip is inferred, than inside the high slip areas. Thus, the observations constrain well the areas with no slip, but are not sufficient to infer the amplitude of slip where it is the largest. Around the potential deep slip patch, the introduction of uncertainties makes the information gain to decrease to very small values. In other words, regarding the possible inaccuracies of our assumed forward model, we cannot evaluate if this deep patch slipped largely, moderately or not at all. Overall, when accounting for uncertainties in the fault geometry, the information gained from our initial knowledge is slightly reduced because the posterior uncertainty is increased – and posterior distributions are closer to the uniform distribution (Figs 3.8c,d). Yet, the residuals between dip-slip amplitudes of the average models show that all subfaults are impacted by the inclusion of  $C_p^{\text{fault}}$ , regardless of their slip amplitude (Fig. B.11). On average, accounting for  $C_p^{\text{fault}}$  modifies by 40% the slip amplitude of area characterized by large slip ( $> 50$  cm) (Fig. B.11).

As expected, predictions of the average model inferred with  $C_p^{\text{fault}}$  have a larger misfit with observations than if  $C_p^{\text{fault}}$  is neglected (see Figs 3.9 and B.7, B.8, B.12, B.13 and Tab. B.3). But again, the better fit to the data with no  $C_p$  is simply the consequence of assuming perfect knowledge of the fault geometry. For the GPS data, the ability to predict the observations depends on the location of the stations, with a better prediction when  $C_p^{\text{fault}}$  is accounted for (Fig. 3.9).

In summary, accounting for  $C_p^{\text{fault}}$  reduces the sensitivity of inferred models to different assumptions in the fault geometry. Additionally, the introduction of uncertainties in the fault geometry does not influence the general slip pattern consisting of two main slip patches, but significantly increases the probability that some slip occurred on the deepest subfaults and also increases the posterior uncertainty at depth. The synthetic tests we perform in Section 3.4.2 show that the inclusion of  $C_p^{\text{fault}}$  is not responsible for the inference of slip at depth for the Amatrice earthquake. We thus interpret the inferred deep slip of the Amatrice event as realistic albeit at low spatial resolution, given our imperfect knowledge of the fault geometry.

### 3.4.4 Accounting for uncertainties in both fault geometry and Earth model

Fault geometry parameters are not the only parameters that are held fixed in source estimation problems. Earth structure is often chosen a priori despite being an important source of epistemic uncertainty (e.g., Beresnev, 2003; Duputel et al., 2014). And just as with fault geometry, Earth structure is almost never known perfectly. We thus investigate the impact of accounting for uncertainties in both fault geometry and Earth structure and evaluate if one appears more critical than the other. Our results show that the inferred models are very similar whether  $C_p^{\text{earth}}$  is included or not when assuming fault geometry A (Fig. B.14). We only notice that the additional introduction of  $C_p^{\text{earth}}$  appears to better isolate the two main slip patches, while slightly decreasing the slip amplitude inferred at deeper parts of the fault (Fig. B.14). Previous synthetic tests (Section 3.4.2, RSS18) have shown that when both assumed fault geometry and Earth model are incorrect, only the inclusion of the two types of uncertainties allows to approach the target model. Yet, for the Amatrice earthquake, the inclusion of  $C_p^{\text{fault+earth}}$  has a limited impact on the results compared to the inclusion of  $C_p^{\text{fault}}$  only.

## 3.5 Discussion

### 3.5.1 Influence of uncertainties in the fault geometry

Our synthetic tests show that if uncertainties in the fault geometry are not accounted for, assuming an incorrect fault dip leads to spurious effects on the inferred model. In contrast, accounting for  $C_p^{\text{fault}}$  improves the estimation of the target model even if the assumed fault dip and Earth model are incorrect. When accounting for the uncertainties in fault geometry, inferred models thus reflect what we can reliably infer given our imperfect knowledge of the forward model (assuming the rest of the forward model is correct).

More importantly, we show with the Amatrice earthquake that accounting for uncertainties in the fault geometry makes inferred models less sensitive to a variation in assumed fault geometry. If  $C_p^{\text{fault}}$  is introduced in the inversion process, our assumption of the forward model has less impact on finite fault source models. Yet, our approach has its limits (in particular the linearization to derive  $C_p$ ), and the choice of a realistic fault geometry is still critical to infer a realistic model. In summary, when there is ambiguity about the fault geometry, which will always be the case to some extent, the inclusion of  $C_p^{\text{fault}}$  improves the robustness of the solution.

$C_p$  encapsulates the uncertainty related to the deficiencies of our assumed forward model. For most earthquakes, the impact of  $C_p$  will vary with the sensitivity of the model parameters to the assumed forward physics. But this sensitivity will also depend on other assumed characteristics of the forward problem, such as data distribution or assumed fault resolution, as we show with our synthetic tests. The influence of  $C_p$  will thus be difficult to anticipate. Additionally, a trade-off may exist between different assumptions of the forward model. For instance, the model parameters may be less sensible to a variation

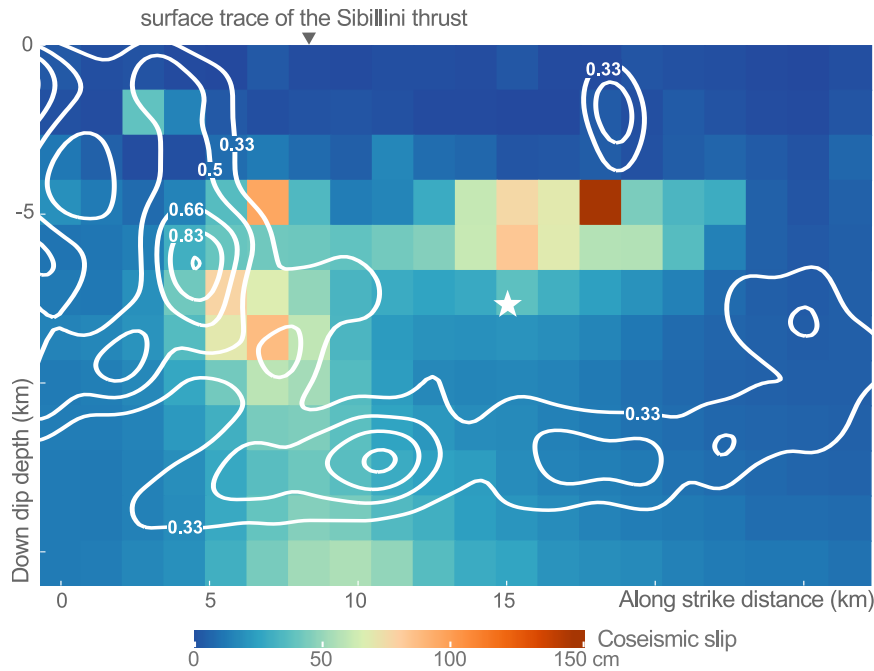
in the fault geometry if both fault dip and position vary so that the peak slip location remains unchanged. Similarly, a change in both fault dip and position may induce variations in the surface predictions larger than if only one parameter is changed. In our study, we considered independent variations of fault geometry parameters to estimate the uncertainties in the predictions, in order to separate the relative effect of parameters of the forward model. Yet, we could also investigate more complex changes in fault geometry to limit the trade-off between estimated uncertainties : variations of both fault dip and position, both fault strike and position, or also fault dip and Earth elastic properties.

Our study shows that assuming different fault geometries allows to solve the inverse problem with a similar fit to the observations. This result is consistent with the variability of proposed fault geometries in published slip models of the Amatrice earthquake (references therein). Most of these geometries have been inverted (Bonini et al., 2016; Tinti et al., 2016; Cheloni et al., 2016; Lavecchia et al., 2016; Huang et al., 2017b; Liu et al., 2017; Tung & Masterlark, 2018). The variability of inferred fault geometries can result from the type of inverted observations, the chosen parametrization of the forward model, or simply because of the non-uniqueness of this inverse problem. But such variability can also be related to the uncertainties of non-inverted parameters of the forward model, if related uncertainties are not accounted for (RSS18). For instance, Tung & Masterlark (2018) solve for all the parameters describing the fault geometry, but also show these parameters trade-off with the assumed Earth model. While many studies solve for the fault geometry only (e.g., Fukahata & Wright, 2008; Fukuda & Johnson, 2010; Sun et al., 2011; Huang et al., 2017a; Marchandon et al., 2018b), they do not account for any trade-off or for the uncertainty of parameters that are not inverted for, such as the fault position or Earth model. Yet, to infer a robust solution the uncertainty of all parameters describing the forward model, and which are not inverted for, should probably be estimated.

### 3.5.2 Discussion of the co-seismic models of the Amatrice earthquake

Our preferred slip model of the Amatrice earthquake, inferred accounting for epistemic uncertainties, shows large slip amplitudes restricted to a narrow band located between 3 and 7 km depth (below sea level) (Fig. 3.10). There is almost no slip imaged in the along-strike direction. The co-seismic slip is distributed in two main slip patches, with maximum amplitudes of 150 cm being reached in the southern part of the fault. These main characteristics are shared by most of published source models (e.g., Tinti et al., 2016; Cheloni, 2017, and references therein). Additionally, our probabilistic approach, along with a detailed evaluation of uncertainties, allows us to enhance our image of the co-seismic slip, and obtain a broader picture of possible source models. Two main distinct slip asperities ruptured co-seismically, with almost no slip inferred in-between (as imaged by Tinti et al., 2016; Lavecchia et al., 2016; Chiarabba et al., 2018). While the southern part of the fault has been ruptured by high slip amplitudes confined to a narrow zone, the slip is more distributed toward the north and shallow slip (1-2 km depth) is imaged below the surface rupture observed along the Mt. Vettore (reaching 20 cm offset, Fig. 3.2). Additionally, in the northern part of the fault, slip may have occurred around 8-9 km depth, reaching up to 1 m of amplitude. We also confirm that the co-seismic slip have not propagated above 3 km depth, at the exception of the neighborhood of the Mt. Vettore. This deficit of slip in shallow parts of the fault has also been modeled by several authors (e.g., Lavecchia et al., 2016; Chiaraluce et al., 2017; Huang et al., 2017b; Pizzi et al., 2017; Liu et al., 2017), although not as clearly as in our slip model.

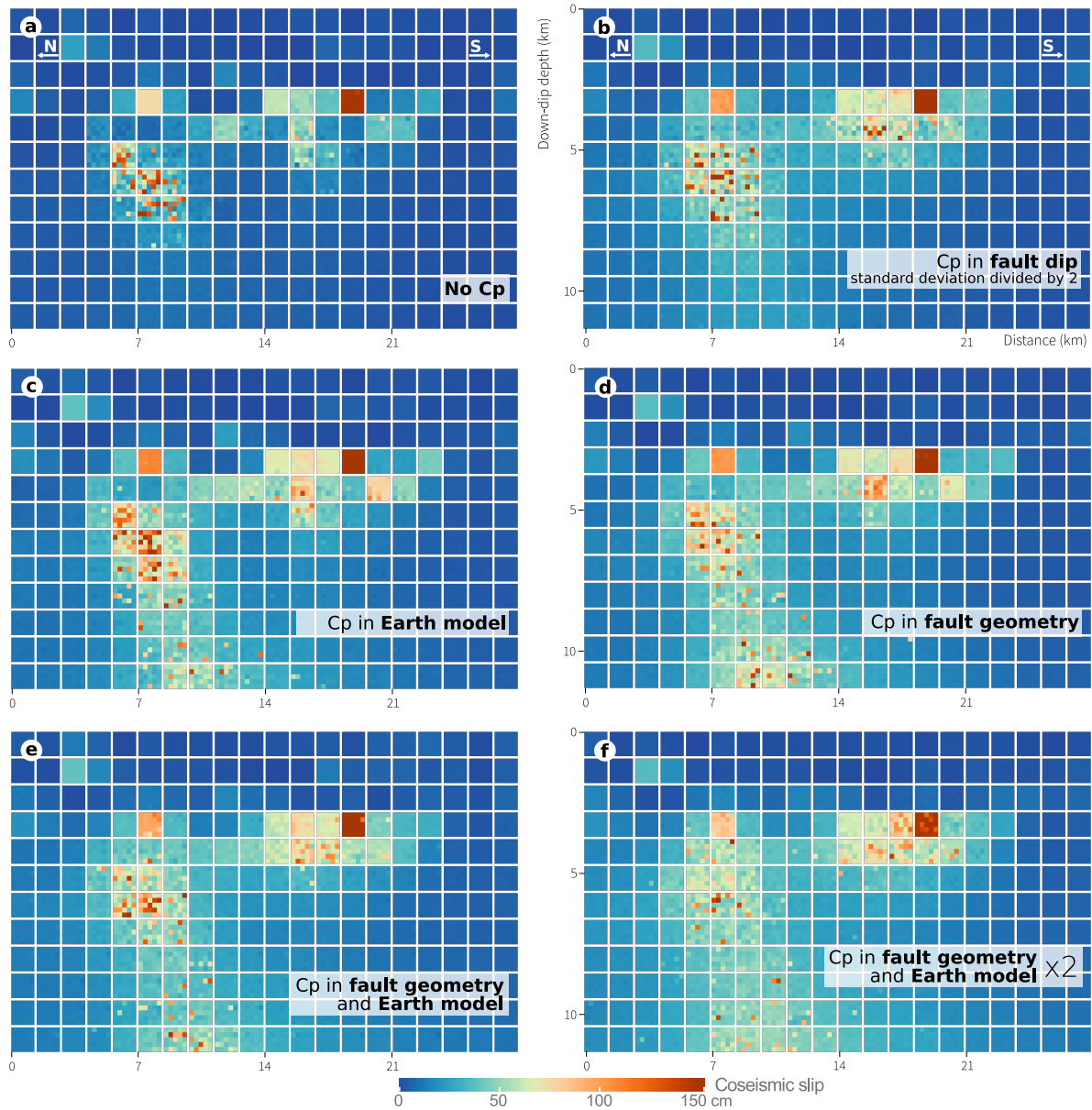
Most of the characteristics of the co-seismic rupture of the Amatrice event could be related to the impact of inherited structures. The structural framework of central Italy is impacted by the interactions between inherited thrust faults and extensional faults (e.g., Chiaraluce et al., 2005; Pizzi & Galadini, 2009). In particular, the inherited Sibillini thrust may separate the northern and southern parts of the causative fault of the Amatrice event (Figs 3.2 and 3.10), or may delimit the causative fault in its northern part (Chiarabba et al., 2018), and have already been invoked to act as a structural barrier for the 2016



**FIGURE 3.10 – Our preferred model of dip-slip amplitude (mean model of an approach assuming fault geometry A and  $C_p^{\text{fault+earth}}$ ) on which is superimposed the normalized density of aftershocks that occurred until October 2016 (catalog of Chiarabba et al., 2018).** The density of aftershocks located within 3 km of the fault (to account for potential uncertainty of the fault geometry) is calculated with a kernel density estimation method (Parzen, 1962) with a smoothing factor of 0.6. The mainshock is the white star.

seismic sequence (e.g., Bonini et al., 2016; Pizzi et al., 2017). South of the Sibillini thrust, most of the slip is located deeper than 3 km, a depth corresponding to the thickness of the sediment pile (deposited from Jurassic to Messinian times, e.g., Bonini et al., 2016; Pizzi et al., 2017). The sediment pile may have prevented the co-seismic rupture to reach shallower depths. The causative fault thus probably stops at 2-3 km below the sea level (Fig. 3.2). This hypothesis is supported by the fact that very few observations of surface rupture have been made in this area (Pucci et al., 2017). Additionally, very few aftershocks are located shallower than 3-4 km depth in the southern part of the fault (Fig. 3.10). In contrast, in the northern part of the causative fault, both co-seismic rupture and aftershocks reach the surface (Fig. 3.10). The northern part of the fault may be located north of the Sibillini thrust, where most of the sediment pile have been eroded, allowing for shallow rupture.

Still in the northern part of the fault, the potential slip at depth may have been favored by the Sibillini thrust, and/or may also be the result of afterslip. Indeed, the InSAR data that have been used to image the co-seismic rupture are contaminated by a few days of post-seismic deformation. Many aftershocks including a  $M_w$  5.4 event occurred in this area (Figs 3.2 and 3.10), and the locations of aftershocks and afterslip may correlate, as modeled for the 2009 L'Aquila earthquake (e.g. D'Agostino et al., 2012; Cheloni et al., 2014). Fig. B.15 advocates that the data, and particularly the descending interferograms, may require this deep slip to explain a low-signal deformation occurring just around the location of the  $M_w$  5.4 aftershock. The potential deep slip may thus correspond to the co-seismic slip of the  $M_w$  5.4 aftershock. The moment magnitude of a fault area slipping of 75 cm at depth (Model (2) in Fig. B.15) corresponds to a  $M_w$  5.75. When considering uncertainties on the elastic modulus ( $\mu$  could vary between 2.5 and 4.5 GPa), the slip amplitude (varying between 40 cm and 90 cm) and the surface that slipped, the moment magnitude of the potential slip may vary between 5.35 and 5.95. On the other hand, the loss of information gain when introducing  $C_p$  (Figs 3.8c,d) suggests the data are not sufficient to constrain this potential slip at depth, and that the fault geometry may not be realistic in this part of the fault. The



**FIGURE 3.11 – Comparison of finite-fault slip models inferred accounting for different  $C_p$  matrices (b-f) or not (a).** Figures illustrate the average dip-slip amplitude of 25 families of models, inferred assuming fault geometry A and a layered Earth model. (a) No  $C_p$  is accounted for (same model as in Fig 3.3a). (b) Only  $C_p^{\text{dip}}$  is included, and the matrix has been computed with a prior standard deviation of  $2.5^\circ$ . (c) Only  $C_p^{\text{earth}}$  is introduced. (d) Only  $C_p^{\text{fault}}$  is accounted for (same model as in Fig 3.7a). (e) Both  $C_p^{\text{fault}}$  and  $C_p^{\text{earth}}$  are accounted for (same model as in Fig B.14). (f) Both  $C_p^{\text{fault}}$  and  $C_p^{\text{earth}}$  are accounted for such that  $C_p = 2 \times (C_p^{\text{fault}} + C_p^{\text{earth}})$ .

lineament defined by the aftershocks at 8-10 km depth (Fig. 3.10) has been interpreted by several authors to be a low-angle fault (e.g. Chiaraluce et al., 2017; Lavecchia et al., 2017), on which the active normal faults take root. Thus, the slip imaged at  $\sim 10$  km depth may also be located on this low-angle fault, that may have hosted creep deformation (as also suggested by Chiaraluce et al., 2017). In summary, we cannot specifically conclude if the potential slip at depth results from the co-seismic rupture of the  $M_w$  5.4 aftershock, from a creep episode on the low-angle fault, or from both.



### 3.5.3 Is $C_p^{\text{fault}}$ always critical in finite-fault slip inversions ?

As shown in Section 3.4.4 and Fig B.14, the additional inclusion of  $C_p^{\text{earth}}$  has a limited impact on the inferred models compared to the introduction of  $C_p^{\text{fault}}$  only. This lack of influence could result from two effects : either our calculated uncertainty in crustal structure is of limited amplitude, or, once a particular epistemic uncertainty threshold has been reached, adding more uncertainties is of little effect. To test these two hypotheses, we conduct additional inversions modulating the contribution of the  $C_p$  terms :  $C_p^{\text{fault}}$  only,  $C_p^{\text{earth}}$  only,  $C_p^{\text{dip}}$  only,  $C_p^{\text{fault+earth}}$ , and a doubled  $C_p^{\text{fault+earth}}$  (Fig. 3.11 and Fig. B.16). The comparison of these different tests indicate that the introduction of any amount of epistemic uncertainty only impacts the two main slip patches, increasing the posterior uncertainty and smoothing the slip distribution over surrounding subfaults (Fig. 3.11 and Fig. B.16). The increase of posterior uncertainty is particularly evident for subfaults found to experience the largest slip (Fig. B.16). Models inferred with  $C_p^{\text{fault}}$  only or  $C_p^{\text{earth}}$  are very similar (Figs 3.11c,d), as are models inferred accounting for large uncertainties :  $C_p^{\text{fault+earth}}$  or a  $C_p^{\text{fault+earth}}$  matrix with twice the amplitude (Figs 3.11e,f). If we account for a small amount of uncertainty (Fig 3.11b) inferred model mirrors the one imaged with  $C_p^{\text{fault}}$  except that no slip is imaged at depth. The impact of  $C_p^{\text{fault}}$  or  $C_p^{\text{earth}}$  is thus different but of similar amplitude. Yet, when both epistemic uncertainties are included in the inversion process, or when the amplitude of the  $C_p$  matrix is doubled, we do not observe as much change in slip models. For the Amatrice earthquake, going beyond a certain amount of epistemic uncertainties has little influence on the imaged slip. This amount appears to be reached when uncertainties in fault dip, position and Earth model are introduced.

This result implies that the introduction of additional or more sophisticated uncertainties in fault geometry, such as uncertainties related to complex structures (such as fault bends and multiple segments), is probably not particularly justifiable. For most earthquakes, accounting for complex parameters might only become critical if basic parameters (such as fault dip, strike and position) are well constrained, and if there is evidence of specific features (e.g., listric fault, multiple branching) which could strongly affect the Green's functions. Similarly, accounting for additional uncertainties related to the data distribution or assumed fault resolution is likely dispensable for most studies.

Additionally, as discussed in RSS18, the impact of uncertainty in fault geometry, and of  $C_p$  in general, depends on the data distribution. Near fault observations will be particularly impacted by a change in fault morphology, while far field data are less sensible to a deficiency of the assumed fault geometry. The inclusion of  $C_p$  will thus be particularly efficient for the imagery of continental earthquakes, for which data can be acquired very close to the fault. For subduction earthquakes, for which observations tend to be located relatively far from the rupture (e.g., more than 100 km), the impact of  $C_p$  may be limited. Yet, for subduction earthquakes for which some data are distributed close to the trench, such as the  $M_w$ 9.1 2004 Sumatra-Andaman earthquake or the  $M_w$ 7.8 2016 Pedernales earthquake, which occurred mainly along coastlines or islands, the influence of  $C_p$  may help infer more robust models.

### 3.6 Conclusion

Although observational errors are usually accounted for in static source inversions, the uncertainties associated with potential deficiencies of the forward model are generally ignored. Yet, uncertainties of the forward model, derived from our assumed crustal properties, topography or fault morphology, can be  $10^3$  to  $10^6$  times larger than observational errors for well recorded great earthquakes ( $M_w > 8$ , Ragon et al., 2018b).

In this study, we investigated the impact of uncertainties in fault geometry for a real event. We first have ensured our proposed formalism works for the very simple case of a semi-infinite fault, to put aside any effect due to 3D complexity (Ragon et al., 2018b). Here, we test and apply our approach to the  $M_w 6.2$  Amatrice earthquake, Italy, a well observed event characterized by a relatively simple fault morphology that allows to focus on first-order fault geometry parameters, such as fault dip and position. We draw the following conclusions from synthetic tests and from a comparison of several slip models, inferred with distinct fault geometries and accounting or not for related uncertainties. We demonstrate that the introduction of uncertainty in fault geometry reduces the sensitivity of inferred models to a variation in fault geometry. Thus, accounting for  $C_p$  helps infer more robust source models, even for this earthquake whose moderate size will not exacerbate the role of epistemic uncertainties (as the amplitude of epistemic uncertainties scales with slip). In essence, accounting for epistemic uncertainties is like rescaling the fit to the observations such that more weight is put on observations that the forward problem can predict more robustly. That way, when uncertainties are included, we ensure that inferred models reflect what we can realistically infer given our knowledge of the Earth interior.

While it is necessary to include uncertainties in both fault geometry and crustal structure to infer reliable models, we also show that accounting for multiple uncertainties is only critical up to a certain point. For most continental earthquakes, the estimation of first-order epistemic uncertainties (e.g., layered Earth model and fault dip, position or strike) will be sufficient to ensure that the inferred static models are realistic enough. It may also be necessary to explore the uncertainties of 3D Earth structure for some earthquakes, for instance in subduction zones. Accounting for more complex uncertainties, such as deriving from fault segmentation, bend or roughness, will only become critical if a particular complex parameter has a substantial influence. Indeed, the Amatrice earthquake is well instrumented and the elementary epistemic uncertainties are rather small, and yet the introduction of basic uncertainties causes significant changes in the inferred models. The inclusion of  $C_p$  in the inversion process will be particularly significant for earthquakes with near fault observations, such as continental events.

Finally,  $C_p$  is not limited to static problems. In this study (and in Ragon et al., 2018b), we focused on the inversion of geodetic data.  $C_p^{\text{fault}}$  derives from the sensitivity of the Green's functions to the fault geometry. Thanks to the relative simplicity of the static Green's functions, we determine their sensitivity from a linear regression. For a waveform inversion, the Green's functions become also function of time. Yet, a similar approach can be applied : the sensitivity of the time-dependent Green's functions to the fault geometry can be derived from the direct comparison of the functions. For instance, to investigate the influence of a specific fault geometry parameter, one can use the  $p$ -norm of the difference between two Green's functions computed for two values of this parameter. Although this approach is more computationally demanding than for the static case, to account for uncertainties in fault geometry in waveform inversion procedures can have a significant impact on inferred models. One could also follow an approach similar to the one used by Jiang & Simons (2016) to account for the uncertainties in tsunami propagation associated with wave dispersion characteristics. Some methodologies have already been proposed for waveform finite fault inversions : to account for uncertainty of Green's functions (Yagi & Fukahata, 2011), that can be derived from the residuals between predictions and observations (Dettmer et al., 2014, 2016), uncertainty in source time functions and Earth structure (Razafindrakoto & Mai, 2014), to estimate uncertainty related to Earth structure (Hallo & Gallovič, 2016) or centroid location

(Duputel et al., 2012b). Duputel et al. (2015) accounted for uncertainties in the elastic structure of the Earth for both geodetic and seismic data. Yet, none of these methodologies allow to include uncertainties in fault geometry for inversion of both static and kinematic observations.

### Acknowledgements

We thank Q. Bletery, B. Gombert and Z. Duputel for helpful discussions. We thank C. Liang, M.H. Huang and E. Fielding for providing us their processed ALOS-2 interferograms, original ALOS-2 data being copyright by Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA) and provided under JAXA ALOS RA-4 projects (S.H. Yun) and P1372 (E. Fielding). The Sentinel-1 original images contain modified Copernicus data, and have been processed within the ARIA project, NASA/JPL-Caltech. We thank Claudio Chiarraba and Pasquale De Gori for providing their catalog of aftershocks. The Bayesian simulations were performed on the HPC-Regional Center ROMEO (<https://romeo.univ-reims.fr>) of the University of Reims Champagne-Ardenne (France). The Classic Slip Inversion (CSI) Python library created by Romain Jolivet was used to build inputs for the Bayesian algorithm and to perform the optimization of the inverse problem. Figures were generated with the Matplotlib and Seaborn Python libraries. This study was partly supported by the French National Research Agency (ANR) EPOST project ANR-14-CE03-0002. Théa Ragon is supported by a fellowship from the French Ministry of Research and Higher Education. Mark Simons was supported by U.S. National Science Foundation grant 1447107.

*A simple version of the code used to calculate the uncertainties in assumed fault dip, strike and position can be freely downloaded at [github.com/thearagon/epistemic\\_uncertainties](https://github.com/thearagon/epistemic_uncertainties).*





## Chapitre 4

# S'affranchir des limites de résolution temporelle du problème direct

<b>4.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>115</b>
<b>4.2</b>	<b>Inversion Framework</b>	<b>117</b>
4.2.1	Dual time inversion of co-seismic and early post-seismic data	117
4.2.2	Accounting for Epistemic Uncertainties	118
4.2.3	Bayesian approach	119
<b>4.3</b>	<b>Application to a simplified 2D model</b>	<b>119</b>
4.3.1	Forward Model	119
4.3.2	Results	121
<b>4.4</b>	<b>Application to the 2009 <math>M_w</math>6.3 L'Aquila earthquake, Central Italy</b>	<b>121</b>
4.4.1	Data, Forward Model and Prior Information	122
4.4.2	Co-seismic and early post-seismic slip models	123
<b>4.5</b>	<b>Discussion</b>	<b>130</b>
4.5.1	Discussion of the CTW approach	130
4.5.2	Non-uniqueness of co-seismic and afterslip models of the L'Aquila earthquake	133
4.5.3	Fault frictional properties and relationship between afterslip and aftershocks	133
<b>4.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>135</b>



**Points clés :**

Dans ce quatrième chapitre, nous proposons une méthode simple permettant de prendre en compte la différence de résolution temporelle de différents jeux de données. Nous appliquons cette méthode à l'imagerie du glissement co-sismique, qui est basé sur l'utilisation de données potentiellement contaminées par du signal post-sismique. En particulier, nous nous intéressons au séisme de L'Aquila (2009,  $M_w$ 6.3, Italie Centrale) pour analyser l'impact que cette contamination peut avoir sur les modèles de glissement co- et post-sismiques, ainsi que pour valider notre méthode. Nous montrons que si la déformation post-sismique précoce est considérée comme du signal co-sismique, cela peut conduire à une sur-estimation de près de 40% de l'amplitude des modèles co-sismiques, alors que les modèles post-sismiques à long terme (plusieurs mois) peuvent être estimés 3 fois plus faibles que la réalité. Notre méthode nous permet ainsi d'évaluer de manière robuste le glissement strictement co-sismique du séisme de L'Aquila, le glissement se produisant pendant 6 jours après le séisme, et d'étudier les relations entre processus co-sismiques et post-sismiques. Notamment, nous suggérons que le glissement post-sismique précoce s'initie autour de la rupture co-sismique, mais n'affecte que des régions peu étendues. Le glissement post-sismique s'éloigne ensuite de la rupture co-sismique et s'étend sur la faille. Nous discutons aussi de la relation entre le glissement post-sismique et les répliques, et l'effet potentiel de fluides de haute pression sur ces processus.

Vous trouverez une brève introduction au contexte sismo-tectonique de l'Italie Centrale au début du Chapitre 3.

*Ce chapitre a été réalisé en collaboration avec Anthony Sladen, Quentin Bletery, Mathilde Vergnolle, Olivier Cavalié, Antonio Avallone, Julien Balestra et Bertrand Delouis, et accepté dans *Journal of Geophysical Research – Solid Earth* sous le titre : "Joint inversion of co-seismic and early post-seismic slip to optimize the information content in geodetic data : Application to the 2009  $M_w$ 6.3 L'Aquila earthquake, Central Italy".*

**Abstract**

When analyzing the rupture of a large earthquake, geodetic data are often critical. These data are generally characterized by either a good temporal or a good spatial resolution, but rarely both. As a consequence, many studies analyze the co-seismic rupture with data that also include one or more days of early post-seismic deformation. Here, we invert simultaneously for the co- and post-seismic slip with the condition that the sum of the two models remains compatible with data covering the two slip episodes. We validate the benefits of this approach with a toy model and an application to the 2009  $M_w$ 6.3 L'Aquila earthquake, using a Bayesian approach and accounting for epistemic uncertainties. For the L'Aquila earthquake, we find that if early post-seismic deformation is not explicitly acknowledged co-seismic signal, co-seismic slip models may overestimate the peak amplitude while long-term post-seismic models may largely underestimate the total post-seismic slip amplitude. This example illustrates how the proposed approach could improve our comprehension of the seismic cycle, of fault frictional properties, and the spatial and temporal relationship between seismic rupture, afterslip and aftershocks.

**4.1 Introduction**

The occurrence of earthquakes and seismic sequences is mainly controlled by the spatial and temporal evolution of crustal stresses. The co-seismic stress changes and the redistribution of stress following an earthquake thus both play an important role in the seismic cycle and the mechanical behavior of faults,



including the generation of new seismic sequences. To understand both co-seismic and post-seismic processes, and their relationship, is thus a crucial step to propose realistic earthquakes scenarios and reliable hazard estimates.

While earthquakes can last for a few seconds to minutes, the subsequent period of post-seismic stress relaxation can last months to years. Post-seismic relaxation is generally modeled by several interacting mechanisms, such as localized shear on the fault (a.k.a. afterslip) (e.g. [Marone et al., 1991](#); [Freed, 2007](#); [Johnson et al., 2012](#)), visco-elastic deformation in the lower crust or mantle (e.g. [Nur & Mavko, 1974](#); [Pollitz et al., 1998](#); [Freed & Burgmann, 2004](#)) or poroelastic rebound (e.g. [Peltzer et al., 1998](#); [Jonsson et al., 2003](#)). The interactions between co-seismic stress changes, aftershocks and post-seismic deformation are still poorly understood (e.g. [Perfettini & Avouac, 2007](#)). Slip on the fault may be governed by two brittle deformation modes following rate and state friction laws ([Rice & L. Ruina, 1983](#)): seismic rupture may occur in velocity weakening areas, whereas afterslip may develop in velocity strengthening zones (e.g. [Marone et al., 1991](#)). In contrast, [Helmstetter & Shaw \(2009\)](#) also show that afterslip processes may be primarily driven by stress heterogeneities, independently of the rate and state friction behavior. Aftershocks may be triggered by co-seismic stress changes, without direct relation to post-seismic deformation ([Dieterich, 1994](#)). Or, aftershocks may also be primarily triggered by the post-seismic reloading due to afterslip (e.g. [Perfettini & Avouac, 2004](#); [Hsu et al., 2006](#); [Peng & Zhao, 2009](#); [Ross et al., 2017b](#)). The variability of these theories emphasizes the need to refine our comprehension and description of the co-seismic and post-seismic phases and their transition.

Our understanding of the co-seismic processes mainly derives from modeling of seismic, geodetic and tsunami data, and our understanding of post-seismic behavior is mainly based on the modeling of geodetic observations (e.g. [Bürgmann et al., 1997](#); [Wang et al., 2012](#); [Perfettini & Avouac, 2014](#); [Gualandi et al., 2017](#)) or simulation (e.g. [Smith & Sandwell, 2004](#); [Barbot & Fialko, 2010](#); [Cubas et al., 2015](#)). Geodetic observations thus remain a cornerstone to identify and characterize the co- and post-seismic processes. GNSS time series are commonly used and can provide a good temporal resolution (seconds to days). But the spatial resolution of such observations is usually limited, as GNSS stations are usually several tens or hundreds of kilometers apart. In contrast, synthetic aperture radar interferometry (InSAR) can provide extensive spatial coverage (in the order of a meter) but with a limited temporal resolution. Indeed, while earthquakes last for a few seconds, very often satellites have a revisit time of more than a few days. If earthquakes do not nucleate just before the visit of a satellite, which is generally the case, the measured deformation is the co-seismic signal plus a fraction of the post-seismic deformation. As a consequence, most earthquake models based on geodetic observations are biased by an unwanted post-seismic deformation signal. In practice, both co-seismic interferograms or campaign GNSS offsets generally cover time periods extending at least a few days before and after the mainshock. Pre-earthquake signals, when evidenced, are usually related to small slip episodes at depth near the hypocenter (e.g. [Kato et al., 2012](#); [Ruiz et al., 2014](#)). The associated surface deformation signals are usually hard to detect and neglected in co-seismic studies. The post-seismic deformation happening in the first few days after the mainshock is usually detectable in the geodetic data but incorporated in source estimation problems as if it was part of the co-seismic signal (e.g. [Elliott et al., 2013](#); [Lin et al., 2013](#); [Cheloni et al., 2014](#); [Bletery et al., 2016a](#); [He et al., 2017](#); [Salman et al., 2017](#); [Barnhart et al., 2018](#)), with the justification that it is comparatively small. Similarly, post-seismic models generally do not account for observations related to the early post-seismic deformation because they are often contaminated by co-seismic signal (e.g. [D'Agostino et al., 2012](#); [Cheloni et al., 2014](#)). What we name here the early post-seismic phase corresponds to the overlooked part of the post-seismic deformation, and can last for a few hours after the mainshock in the best case, or a few days in most studies. Yet, the largest post-seismic deformation rate is expected during the first few days after the mainshock, considering that its main trend is to decrease exponentially with time after an earthquake.

This early post-seismic phase remain largely unexplored, because of the limited temporal and spa-

tial resolution of geodetic data (e.g., Twardzik et al., 2019). Neglecting this phase may also bias our understanding of both co-seismic and post-seismic processes. And this bias is probably persisting if seismic data (i.e. purely co-seismic) are added to the inverse problem, since geodetic data tend to have a stronger control on the inferred distribution of slip, at least in the first 10 km below the Earth surface (e.g. Delouis et al., 2002).

The recent advent of high-frequency GNSS has allowed the recording of the strictly co-seismic signal (10 to 30 seconds after the earthquake time occurrence) without any contamination by early post-seismic deformation (e.g., Twardzik et al., 2019). Well instrumented earthquakes are thus now characterized by at least two geodetic datasets, one being strictly co-seismic and the other which also includes some days of early afterslip. In this study, we propose a generic inversion methodology to jointly infer co-seismic and early post-seismic slip models, taking advantage of the complementary spatial and temporal resolutions of different geodetic observations (typically InSAR and image correlation data). A comparable approach has been employed by Floyd et al. (2016) and Walters et al. (2018). To further explore the potential of the approach, we first explicitly detail the governing equations of the implementation and then evaluate the approach through a toy model. We also analyze and illustrate the benefits of the methodology with a real event, our analyses being performed in a Bayesian framework. In detail, we investigate the impact of accounting for early afterslip on co-seismic models. We consider the 2009  $M_w 6.3$  L'Aquila earthquake, Central Italy, which has been intensively studied but whose very early post-seismic phase has not been imaged. The choice of the L'Aquila event is also motivated by the large density of near field observations and the overall quality of the instrumentation. Additionally, this event ruptured a relatively well known and simple fault geometry, in an area where crustal properties have been investigated in detail : this will ensure the forward physics and its uncertainties can be estimated.

## 4.2 Inversion Framework

### 4.2.1 Dual time inversion of co-seismic and early post-seismic data

For a number of earthquakes, we have the opportunity to use two static datasets : one which is strictly co-seismic ("co") and the other which contains co-seismic and early post-seismic signal ("co+post"). To infer the strictly co-seismic and early post-seismic slip distributions, one approach could be to invert separately for the two datasets, and assume that the strictly post-seismic ("post") solution is the difference between the "co" and "co+post" models. However, in this case, the model "co" would be constrained by fewer observations (only few GNSS offsets), most of the co-seismic information being in the "co+post" dataset (dense map of InSAR offsets). An alternative approach is to assume that the "co+post" slip model is the sum of the "co" and "post" slip distributions (e.g., Floyd et al., 2016; Walters et al., 2018). We then have :

$$\begin{cases} \mathbf{d}_{co} = \mathbf{G}_{co}^{co} \cdot \mathbf{m}_{co} \\ \mathbf{d}_{co+post} = \mathbf{G}_{co+post}^{co} \cdot \mathbf{m}_{co} + \mathbf{G}_{co+post}^{post} \cdot \mathbf{m}_{post} \end{cases} \quad (4.1)$$

where matrices of the Green's functions  $\mathbf{G}_{data}^{model}$  have been calculated for the corresponding dataset and model. For instance,  $\mathbf{G}_{co+post}^{co}$  is the matrix of the Green's functions calculated from the model "co" for the data "co+post". The Eq. 4.1 can also be represented in the following matrix form :

$$\begin{pmatrix} \mathbf{d}_{co} \\ \mathbf{d}_{co+post} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{G}_{co}^{co} & 0 \\ \mathbf{G}_{co+post}^{co} & \mathbf{G}_{co+post}^{post} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{m}_{co} \\ \mathbf{m}_{post} \end{pmatrix}. \quad (4.2)$$

The redesigned Green's functions matrix is now composed of 3 sub-matrices. As we focus on the early post-seismic phase, we can make the assumption that both  $\mathbf{G}_{co+post}^{co}$  and  $\mathbf{G}_{co+post}^{post}$  matrices are identical

because we suppose both co-seismic and early post-seismic deformations are elastic. We can thus write

$$\begin{pmatrix} \mathbf{d}_{\text{co}} \\ \mathbf{d}_{\text{co+post}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{G}_{\text{co}} & 0 \\ \mathbf{G}_{\text{co+post}} & \mathbf{G}_{\text{co+post}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{m}_{\text{co}} \\ \mathbf{m}_{\text{post}} \end{pmatrix}. \quad (4.3)$$

If strictly post-seismic observations are available, we could also incorporate these data into our equation to help constrain the "post" model :

$$\begin{pmatrix} \mathbf{d}_{\text{co}} \\ \mathbf{d}_{\text{co+post}} \\ \mathbf{d}_{\text{post}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{G}_{\text{co}}^{\text{co}} & 0 \\ \mathbf{G}_{\text{co+post}}^{\text{co}} & \mathbf{G}_{\text{co+post}}^{\text{post}} \\ 0 & \mathbf{G}_{\text{post}}^{\text{post}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{m}_{\text{co}} \\ \mathbf{m}_{\text{post}} \end{pmatrix}, \quad (4.4)$$

with  $\mathbf{G}_{\text{post}}^{\text{post}}$  reflecting the response of the Earth for the strictly post-seismic data. The "post" dataset then corresponds to the same post-seismic time window as that covered by the "co+post" dataset.

The off-diagonal terms of the redesigned Green's function matrix allow us to make use of the "co+post" dataset to constrain both "co" and "post" models. In the following, we refer to this approach as Combined Time Windows (CTW) approach. The CTW approach can be generalized to cover various intervals of post-seismic deformation. Indeed, while for many earthquakes strictly co-seismic data are now available, non-strictly co-seismic datasets usually cover variable time intervals. If, for instance, two intervals of post-seismic deformation contaminate the co-seismic signal, with only one of these intervals observed independently, our equation 4.2 can be adapted as

$$\begin{pmatrix} \mathbf{d}_{\text{co}} \\ \mathbf{d}_{\text{co+post1}} \\ \mathbf{d}_{\text{co+post2}} \\ \mathbf{d}_{\text{post2}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{G}_{\text{co}}^{\text{co}} & 0 & 0 \\ \mathbf{G}_{\text{co+post1}}^{\text{co}} & \mathbf{G}_{\text{co+post1}}^{\text{post1}} & 0 \\ \mathbf{G}_{\text{co+post2}}^{\text{co}} & \mathbf{G}_{\text{co+post2}}^{\text{post1}} & \mathbf{G}_{\text{co+post2}}^{\text{post2}} \\ 0 & 0 & \mathbf{G}_{\text{post2}}^{\text{post2}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{m}_{\text{co}} \\ \mathbf{m}_{\text{post1}} \\ \mathbf{m}_{\text{post2}} \end{pmatrix}, \quad (4.5)$$

with  $\mathbf{d}_{\text{post2}}$  reflecting the surface displacement for the time interval between times 1 and 2, and  $\mathbf{G}_{\text{post2}}^{\text{post2}}$  and  $\mathbf{m}_{\text{post2}}$  associated Green's functions and slip model. Indeed, this approach could be used to investigate as many time windows of post-seismic deformation as needed.

To refine co-seismic models and investigate early post-seismic deformation of the L'Aquila earthquake, we follow here the approach described by Eqs 4.1 and 4.2. We do not incorporate any information on the strictly post-seismic phase to investigate the very simple case where only co-seismic data (contaminated or not by early post-seismic deformation) are available.

### 4.2.2 Accounting for Epistemic Uncertainties

When imaging a slip distribution on a fault, the physics of the forward model is usually assumed of minimum complexity to simplify the computation and also often because we don't know well the Earth's interior rheological structure. For instance, this structure is frequently approximated as a homogenous elastic half-space and the causative fault geometry is usually reduced to a flat rectangular plane. The uncertainties related to our approximations of the physics of the Earth affect the inferred source models (Ragon et al., 2018b). As the early post-seismic slip is of limited amplitude, it may be particularly impacted by uncertainties of the forward model. We thus account for epistemic uncertainties following the approach developed by Duputel et al. (2014) for the Earth elastic properties and Ragon et al. (2018b) for the fault geometry. The epistemic uncertainties are calculated from the sensitivity of the Green's Functions and are included in a covariance matrix  $\mathbf{C}_p$ .

### 4.2.3 Bayesian approach

Our inverse problem solves for both co-seismic and early post-seismic slip parameters, the latter being of limited amplitude. While the co-seismic parameters will be reasonably well constrained, multiple and probably different early post-seismic models will probably be equally realistic, as they will equally explain the observations. To get a robust image of the early post-seismic phase, we thus solve our problem with a Bayesian sampling approach which relies on the Altar package (<https://github.com/AltarFramework/altar>), which is a rewrite of the code CATMIP (Minson et al., 2013). Altar combines the Metropolis algorithm with a tempering process to realize an iterative sampling of the solution space of the source models. A large number of samples are tested in parallel at each transitional step. Additionally, a resampling is performed at the end of each step to replace less probable models. The probability of each sample to be selected depends on its ability to fit the observations  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$  within the uncertainties  $\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p$ , with  $\mathbf{C}_d$  the observational errors and  $\mathbf{C}_p$  the epistemic uncertainties.

The ability of each model parameter to solve the source problem is evaluated through repeated updates of the Probability Density Functions (PDFs)

$$f(\mathbf{m}, \beta_i) \propto p(\mathbf{m}) \cdot \exp[-\beta_i \cdot \chi(\mathbf{m})], \quad (4.6)$$

where  $\mathbf{m}$  is the current sample,  $p(\mathbf{m})$  is the prior information on this sample,  $i$  corresponds to each iteration and  $\beta$  evolves dynamically from 0 to 1 to ensure an exhaustive exploration of the solution space (Minson et al., 2013).  $\chi(\mathbf{m})$  is the misfit function :

$$\chi(\mathbf{m}) = \frac{1}{2} [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G} \cdot \mathbf{m}]^T \cdot \mathbf{C}_\chi^{-1} \cdot [\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G} \cdot \mathbf{m}]. \quad (4.7)$$

The use of Altar with the CTW approach allows us to specify prior information on each model, and thus to ensure the quasi-positivity of both co-seismic and post-seismic slip models (or of any time window model).

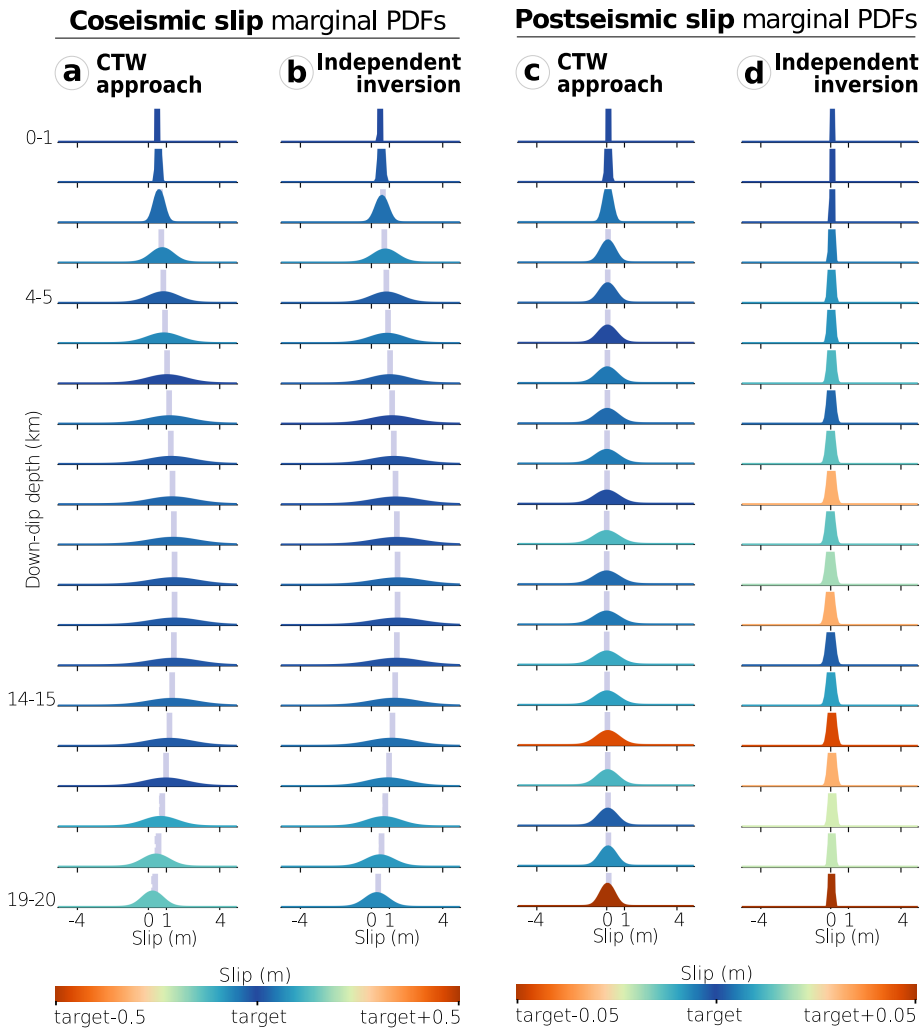
The impact of different approaches to regularization, along with the ad-hoc choice of smoothing parameters, may bias or induce unwanted artefacts in inferred slip models (e.g., Du et al., 1992; Beresnev, 2003; Aster et al., 2005; Causse et al., 2010; Gallovič et al., 2015; Gombert et al., 2017). Because our Bayesian approach aims at sampling all possible families of models compatible with the observations, it doesn't include any ad-hoc regularization parameter (e.g., Minson et al., 2013).

## 4.3 Application to a simplified 2D model

To ensure that our methodology allows us to reliably infer the slip distribution of different time windows, we first analyze a synthetic 2D case where the slip is imaged either independently or with the CTW approach. For this case, we assume two time windows named co-seismic and post-seismic for simplicity.

### 4.3.1 Forward Model

We assume a fault extending infinitely along strike and which is 20 km wide along dip. The fault is discretized along dip into sub-faults of 1 km width and is dipping  $55^\circ$ . We assume the co-seismic slip on this fault to be purely dip-slip and to vary gradually with depth between 0 m and 1.5 m, positive values indicating normal slip, with maximum slip between 9 and 14 km depth. We also assume that there is post-seismic slip on the same fault, with a similar location and direction and an amplitude equal to a tenth of the co-seismic slip amplitude. We compute the corresponding "co" and "co+post" synthetic



**FIGURE 4.1 – Co-seismic and post-seismic slip inferred for the simplified case of a fault that extends infinitely along strike.** The co- and post-seismic slip models inferred from the CTW approach are shown in (a) and (c), and can be compared to the slip inferred from the inversion of co-seismic data only (b) and the post-seismic slip distribution (d) resulting from the difference between slip inferred from the inversion of co+post data and slip of (b). The fault is discretized along dip in 20 subfaults, and the input slip (i.e. the target) for each subfault is represented as a gray vertical line. For each subfault, the posterior PDFs of co-seismic (a and b) and post-seismic (c and d) slip is colored according to the offset between the target parameter and the posterior mean, with a colorscale saturated at 50 cm for the co-seismic slip and at 5 cm for the post-seismic slip. The target slip is well inferred if the PDF of a particular parameter is colored in dark blue, while it is not if the PDF is colored in red.

observations using the expressions of surface displacement in a homogeneous elastic half-space (Segall, 2010). These synthetic observations are computed for a profile line of 100 points, centred on the fault at the surface and spaced every kilometer. The toy model and synthetic data setup are illustrated in Figure C.1. For each data point, the synthetic observations describe the surface displacement along the profile line and the vertical (the along strike displacement being null). A correlated Gaussian noise of 5 mm (i.e., noise with a Gaussian amplitude distribution with 5 mm of standard deviation, characterized by an exponential covariance) is added to the synthetic data to simulate measurement errors. Note that, for this toy model, the number of "co" data is the same as the number of "co+post" observations.

Using these 100 synthetic observation points, we then estimate the depth distribution of slip still assuming a homogeneous elastic half-space. We use a uniform prior distribution  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-1 \text{ m}, 5 \text{ m})$  for the dip slip component (uniform implies that all values are considered equally likely with no a priori

knowledge), a zero-mean Gaussian prior  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{N}(-0.1 \text{ m}, 0.1 \text{ m})$  on the strike-slip component and include 5 mm of observational uncertainty in  $C_d$ . We do not account for epistemic uncertainties as our forward model is identical to the one used to generate the data. We first solve for the "co" and "post" slip following the CTW approach (Figures 4.1a and 4.1c). Then, we run independent inversions, one to solve for the "co" slip (Figure 4.1b) and the other one to infer the "co+post" slip. We calculate the post-seismic solution as the difference between the "co" and "co+post" models (Figure 4.1d).

### 4.3.2 Results

Both independent and CTW inversion approaches allow to correctly infer the "co" slip, as the median of the PDFs is very close to the target model (Figures 4.1a and 4.1b). As expected from the inversion of surface data, the resolution is very good on shallow parts of the fault but quickly decreases with depth. The posterior uncertainty on the deepest parameters is slightly decreased in both approaches because the lower tip of the fault acts as an additional constraint. In contrast, the inversion methodology has a larger impact on the inferred "post" slip distributions. When jointly inverting "co" and "co+post" observations, the true "post" slip is estimated accurately for almost all subfaults (Figure 4.1c). When solving the two slip stages separately, the mean of the models is not as good at estimating the target model (Figure 4.1d). The reduced posterior uncertainty of the "post" model for the independent inversion is an artifact resulting from the subtraction of two gaussian-shaped curves.

In summary, both of the inversion approaches allow to reliably infer the "co" slip distributions, probably because its signal is dominating in the observations. But the CTW approach provides a more robust estimation of the "post" slip distribution. In this 2D case, co-seismic and co+post signals have been observed by the same number of stations. However, for most earthquakes, the number of "co" data points available (usually GNSS) will be very limited compared to the quantity of "co+post" observations (usually InSAR). We thus expect that if performing independent inversions for a real event, the inferred "co" slip distribution will be less reliable than in the case of a CTW inversion, where the whole "co+post" dataset is used to guide the choice of co-seismic parameters. We now compare these two approaches on a real earthquake.

## 4.4 Application to the 2009 $M_w$ 6.3 L'Aquila earthquake, Central Italy

The L'Aquila earthquake nucleated within the Apennines orogenic system (Figure 4.2), where the current seismic activity results from the ongoing extensional tectonics of the area. The mainshock nucleated on the Paganica fault (Figure 4.2, Atzori et al., 2009; Falcucci et al., 2009; Chiaraluce et al., 2011; Vittori et al., 2011; Lavecchia et al., 2012; Cheloni et al., 2014), southwest of the city of L'Aquila, and has been followed by at least 4 aftershocks of  $M_w > 5$  (Scognamiglio et al., 2009; Chiarabba et al., 2009; Pondrelli et al., 2010). Although the L'Aquila earthquake has been intensively studied, most co- and post-seismic models have considered the first days of post-seismic deformation as if they were part of the co-seismic phase (e.g. Anzidei et al., 2009; Atzori et al., 2009; Cheloni et al., 2010; Trasatti et al., 2011; Cirella et al., 2012; D'Agostino et al., 2012; Cheloni et al., 2014; Balestra & Delouis, 2015; Volpe et al., 2015). To avoid the contamination of co-seismic signal by early afterslip, Yano et al. (2014) proposed to explore independently the early post-seismic deformation, yet with datasets covering different time intervals (1 day after the mainshock for GNSS, 6 days for InSAR). Significant post-seismic displacement is recorded up to several months after the mainshock (e.g. D'Agostino et al., 2012; Gualandi et al., 2014; Cheloni et al., 2014; Albano et al., 2015), yet most studies of long-term post-seismic signal did not analyze the first few days of post-seismic deformation.

#### 4.4.1 Data, Forward Model and Prior Information

From a geodetic perspective, this event has been particularly well documented. We can distinguish two main static datasets : one which is strictly co-seismic ("co", using continuous GNSS data), and the other which also includes several days of post-seismic slip ("co+post", using cGNSS and InSAR). Two SAR images were acquired 6 days after the mainshock rupture, making the L'Aquila earthquake a perfect case study for our proposed approach. The "co" dataset corresponds to surface displacements measured between the earthquake time occurrence ( $t_0$ ) and 25-30 s after  $t_0$ , and includes the static offsets of 41 (including high-rates) GPS stations surrounding the earthquake area processed by [Avallone et al. \(2011\)](#). The "co+post" dataset covers the co-seismic phase plus 6 days of post-seismic slip, documented by 40 static GPS offsets and 2 InSAR frames : an ascending COSMO-SkyMed frame and a descending Envisat frame (Tab. S1). The observations and their processing are detailed in Supplementary Material (Section S1, [Rosen et al., 2004](#); [Lohman & Simons, 2005](#); [Jolivet et al., 2012](#)).

The Paganica fault is generally thought to be responsible for the co-seismic rupture of the L'Aquila earthquake, and also for most of its post-seismic deformation ([D'Agostino et al., 2012](#); [Cheloni et al., 2014](#); [Yano et al., 2014](#)) along with the northernmost Campotosto fault (Figure 4.2, [Gualandi et al., 2014](#)). Although the distribution of relocalized aftershocks and surface rupture suggest that the Paganica fault system is possibly segmented ([Boncio et al., 2010](#); [Lavecchia et al., 2012](#)) and/or curved at depth ([Chiaraluce et al., 2011](#); [Lavecchia et al., 2012](#); [Valoroso et al., 2013](#)), its geometry remains poorly constrained below the surface. The variability of published morphologies for the causative fault ([Lavecchia et al., 2012](#)) suggests that even with a large amount of observations and a great seismotectonic knowledge of the area, it is not possible to determine a unique fault geometry. This is why we approximate the Paganica fault geometry as a planar surface. We determine strike and position from the trace of the co-seismic surface rupture ([EMERGEO Working Group, 2010](#); [Boncio et al., 2010](#)) and formerly identified seismogenic faults (e.g. [Boncio et al., 2004b](#)). We select the dip and width based on aftershock relocations and focal mechanisms (e.g. [Chiaraluce et al., 2011](#); [Chiaraluce, 2012](#); [Valoroso et al., 2013](#)). Hence, our preferred geometry extends over 25 km south of coordinates ( $13.386^\circ$  E,  $42.445^\circ$  N) with a strike of  $N142^\circ$ . We set fault dip at  $54^\circ$  and width at 18 km, such that the fault is reaching the ground surface. This geometry is in agreement with already proposed causative structures (e.g. [Lavecchia et al., 2012](#)). The fault is divided into 154 subfaults of 1.8 km length and 1.6 km width. As our fault geometry does not reflect the reality and is poorly constrained, we account for its uncertainties ([Ragon et al., 2018b, 2019](#)) and assume a standard deviation on the fault dip of  $5^\circ$  and on the fault position (the fault position varying perpendicularly from the fault trace) of 1.5 km, regarding the discrepancies between published fault models (e.g. [Lavecchia et al., 2012](#)). We do not account for uncertainties in the fault strike for simplicity, and because its influence might be small when uncertainty in the fault position is already acknowledged ([Ragon et al., 2019](#)).

We perform the static slip inversion assuming a 1-D layered elastic structure derived from the CIA velocity model ([Herrmann et al., 2011](#)), and calculate Green's functions with the EDKS software ([Zhu & Rivera, 2002](#)). We precompute Green's functions at depths intervals of 500 m down to 15 km depth and every 5 km below. Laterally, the Green's functions are computed every kilometer to reach the maximum epicentral distance of 100 km. Then, we interpolate and sum pre-computed Green's functions given our fault geometry and data locations. The strong variability in published elastic models for the central Italy ([Herrmann et al., 2011](#)) can have a strong influence on co-seismic slip estimates (e.g. [Trasatti et al., 2011](#); [Volpe et al., 2012](#); [Gallovič et al., 2015](#)). We thus account for the uncertainties in our Earth model ([Duputel et al., 2014](#)) assuming a standard deviation on shear modulus of 4 % at depths greater than 15 km and 13 % above. These values have been chosen a priori considering the variability between layered models and the horizontal variability of 3D crustal models for several depth intervals ([Magnoni et al., 2014](#)).

We perform our static slip inversion as previously detailed in Section 4.2. We specify prior distributions for each model parameter : a zero-mean Gaussian prior  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{N}(-10 \text{ cm}, 10 \text{ cm})$  on the strike-slip component (we assume that, on average, the slip direction is along dip) and we consider each possible value of dip-slip displacement equally likely if it does not exceed 20 cm of reverse slip and 5 m of normal slip :  $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-20 \text{ cm}, 500 \text{ cm})$ .

#### 4.4.2 Co-seismic and early post-seismic slip models

We will start by analyzing models inferred by the independent approach as applied to the two datasets. The first model is inferred from "co" data (model COgps) and the second is estimated from the "co+post" dataset (model COPOST). The "co+post" dataset is similar to what has been used in several previous studies to infer the co-seismic slip (Cirella et al., 2012; D'Agostino et al., 2012; Cheloni et al., 2014; Yano et al., 2014; Volpe et al., 2015). The results of these two inversions will then be compared to those of the CTW inversion. For the sake of comparison, these inversions are performed without accounting for epistemic uncertainties. This refinement will only be added in a final inversion.

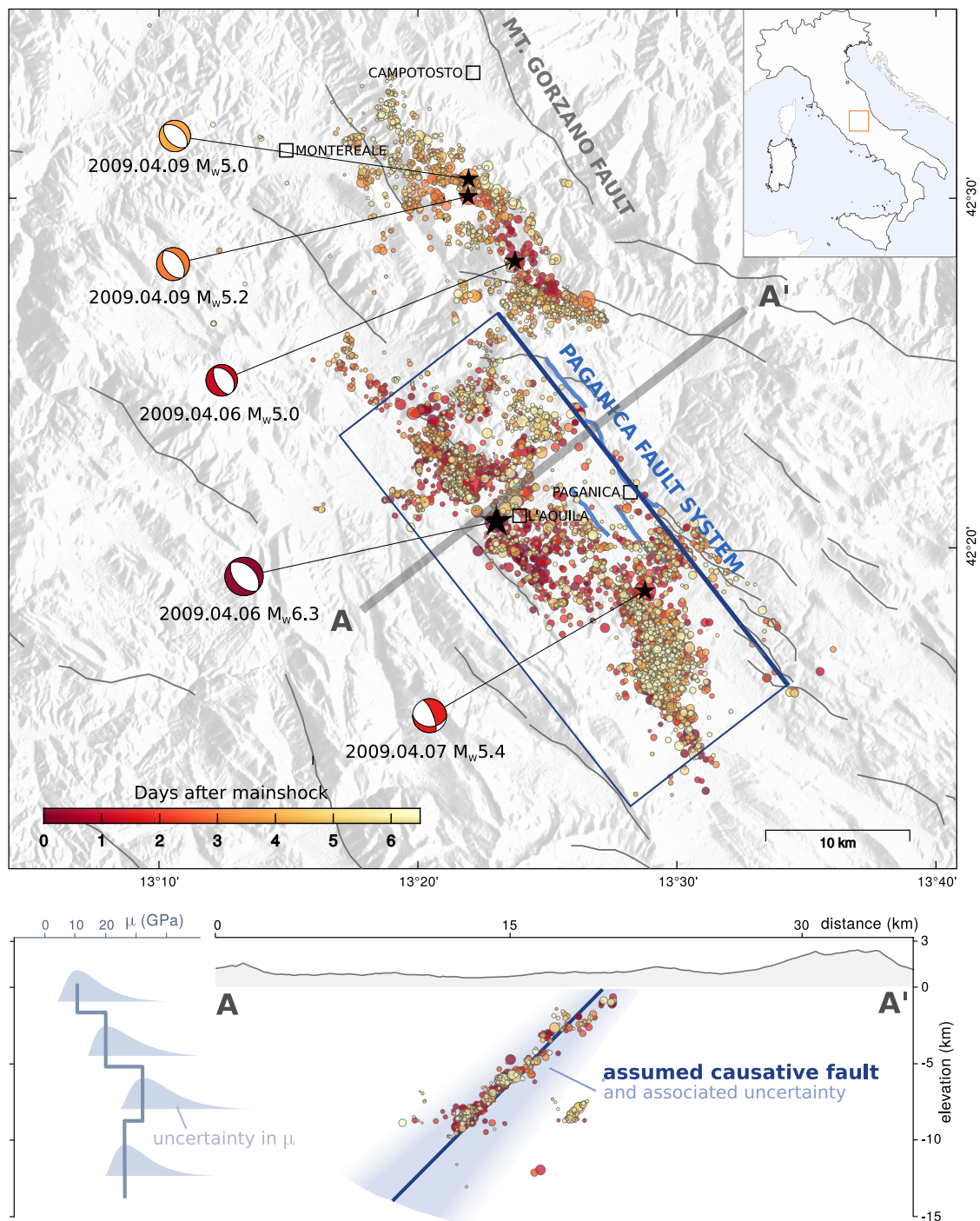
For each approach, we estimate 300,000 samples among the most plausible models of the full solution space. This set of samples provides information on the possible parameter values and on their uncertainty. Mean and median models are basic probabilistic values but can give a good overview of the range of most likely solutions. More detailed quantities, such as the marginal posterior distribution of a given parameter or the variability of slip between neighbor subfaults, will inform on the uncertainty and trade-off of the inversion. Yet, the mere interpretation of average and median samples should be taken with caution : the mean model does not reflect the uncertainty of inferred parameters, and it does not reproduce either the covariance between several parameters.

As we are tied to the need of presenting our results with 2D figures when the exploration is done on a parameter space with tenth of dimensions, we choose to represent our results in 3 different ways. For the first representation (e.g., Figures 4.3a-d, 4.5a-b), we divide our set of 300,000 samples into 25 families, and represent the median model of each family as subdivisions of subfaults (each subfault is thus divided in 25 pixels, more information in Figure C.3). The first family gathers samples with parameters of less than 50 cm offset from the mean model parameters. Other families are built iteratively around a randomly selected model that has not fitted within antecedent families, except for the last family which regroups orphan samples). This first representation illustrates the variability in slip amplitude for a particular parameter. Also, it allows for a visual estimation of the covariance between neighbor parameters : if samples that infer large dip-slip on a subfault infer small dip-slip on its neighbor subfault, and vice versa, then there is a trade-off between these two parameters.

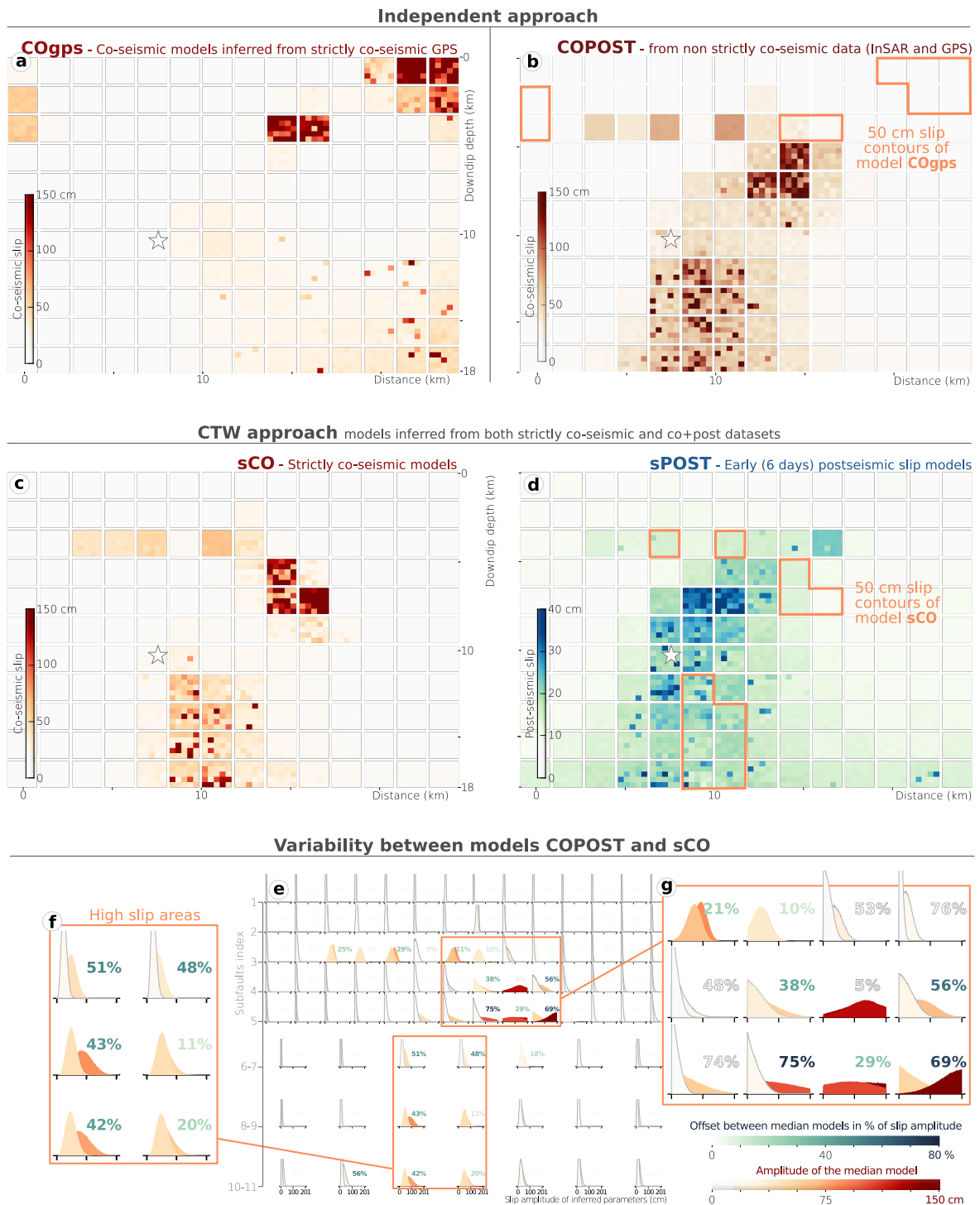
A second representation shows the posterior marginal Probability Density Functions of the dip-slip parameters which, for a particular parameter, will inform on the amount of slip uncertainty associated to each subfault (e.g. Figures 4.3e-g, 4.5c-e). In particular, the shape and width of the posterior PDF can be considered as a proxy of the model resolution for the inferred parameter.

The third representation is a classic map view of the dip-slip amplitude and rake of the mean model (e.g. Figures C.4,C.8,C.11, a and b).





**FIGURE 4.2 – Seismotectonic framework of the area involved in the 2009 seismic sequence (top) and assumed forward model and associated uncertainties (bottom).** In the map, coloured circles are the aftershocks from 2009 April 6 at 01 :32 UTC to 2009 April 12, from the catalog of Valoroso et al. (2013). The aftershocks are coloured from their occurrence time after the mainshock. Beach balls are the focal mechanisms of the mainshock and four main aftershocks, with their respective epicenters located by black stars. Solid gray lines are the major seismogenic faults of the area (Boncio et al., 2004a; Lavecchia et al., 2012). The observed co-seismic surface rupture is indicated with continuous blue lines (Boncio et al., 2010). Our assumed fault geometry is shown with a dark blue rectangle. In the elevation profile (bottom), uncertainty in the fault geometry is illustrated in blue. The assumed elastic modulus  $\mu$  and associated uncertainties are also illustrated for the 12 first kilometers below the Earth surface.



**FIGURE 4.3 – Comparison between finite-fault models inferred with the independent or the CTW approach.** (a) Strictly co-seismic (30 s after the mainshock) slip model, named COgpps, inferred from the strictly co-seismic dataset (GPS only). (b) Non-strictly co-seismic model COPOST inferred from the co-seismic dataset contaminated with some post-seismic deformation. (c) and (d) Strictly co-seismic sCO and early postseismic sPOST (6 days after the mainshock) slip models inferred jointly with the CTW approach. (a) to (d) illustrate the slip amplitude of the median models (sum of strike- and dip-slip component) of 25 families of inferred models (more information in the text and Figure C.3). Each subfault (large square) is divided into 25 pixels colored from the slip amplitude of the corresponding median model.

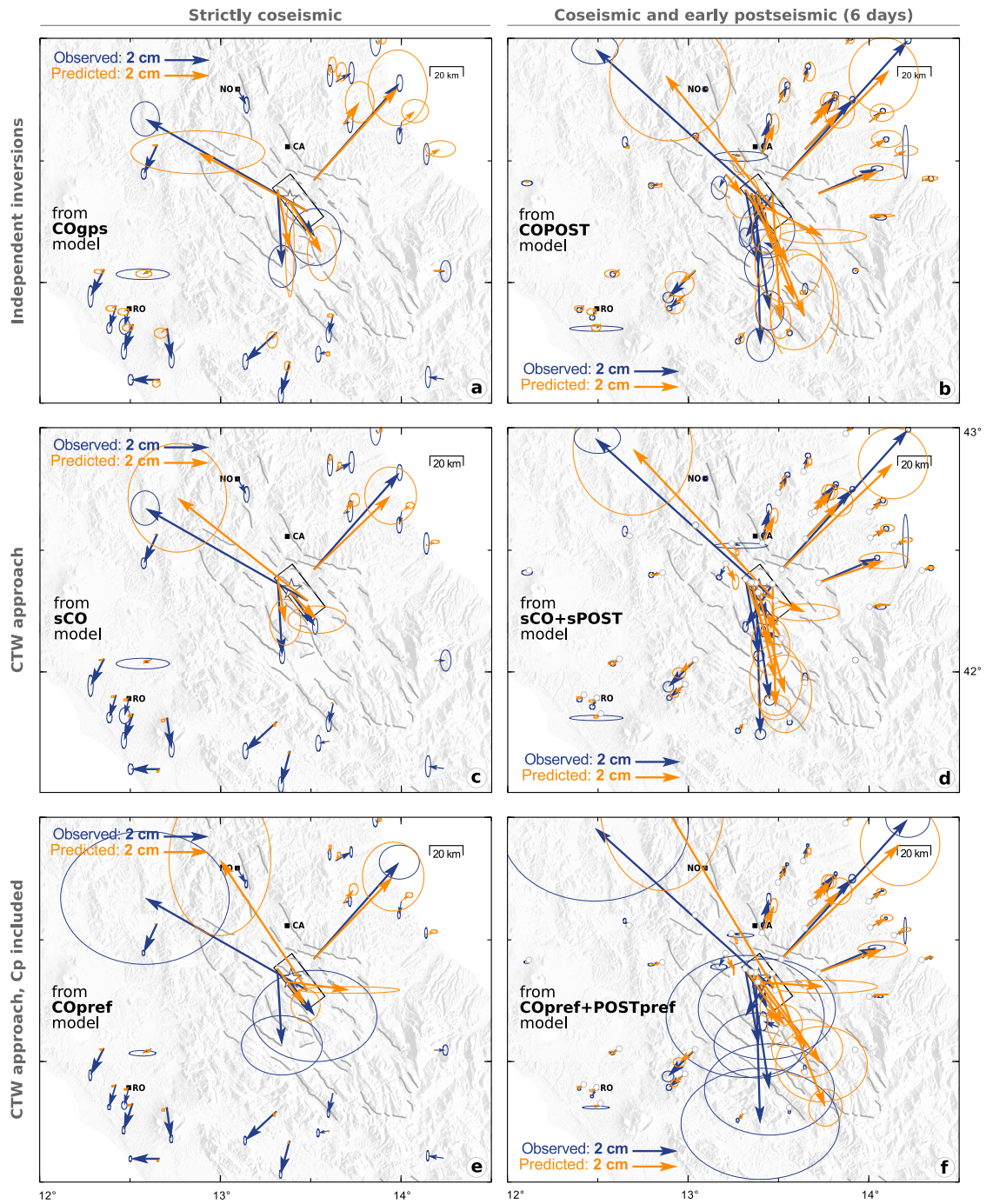
**FIGURE 4.3 – (Previous page.)** (e) Comparison between the posterior Probability Density Functions of the dip-slip parameters of models COPOST (b) and sCO (c), colored from the amplitude of their median model. In the last four rows, the PDFs have been regrouped, covering 2 subfaults along strike and 2 subfaults along dip (i.e. patches two times bigger than for the first four rows). The COPOST model PDFs are in the background while the sCO PDFs are in the foreground. The offset between the median models is shown as percentage with a different color scale. Two high slip areas are illustrated in detail : the highest slip patch (g) and the deep slip patch (f). The posterior PDFs are truncated between 0 and 200 cm for illustration reasons.

### Approaches assuming independent datasets

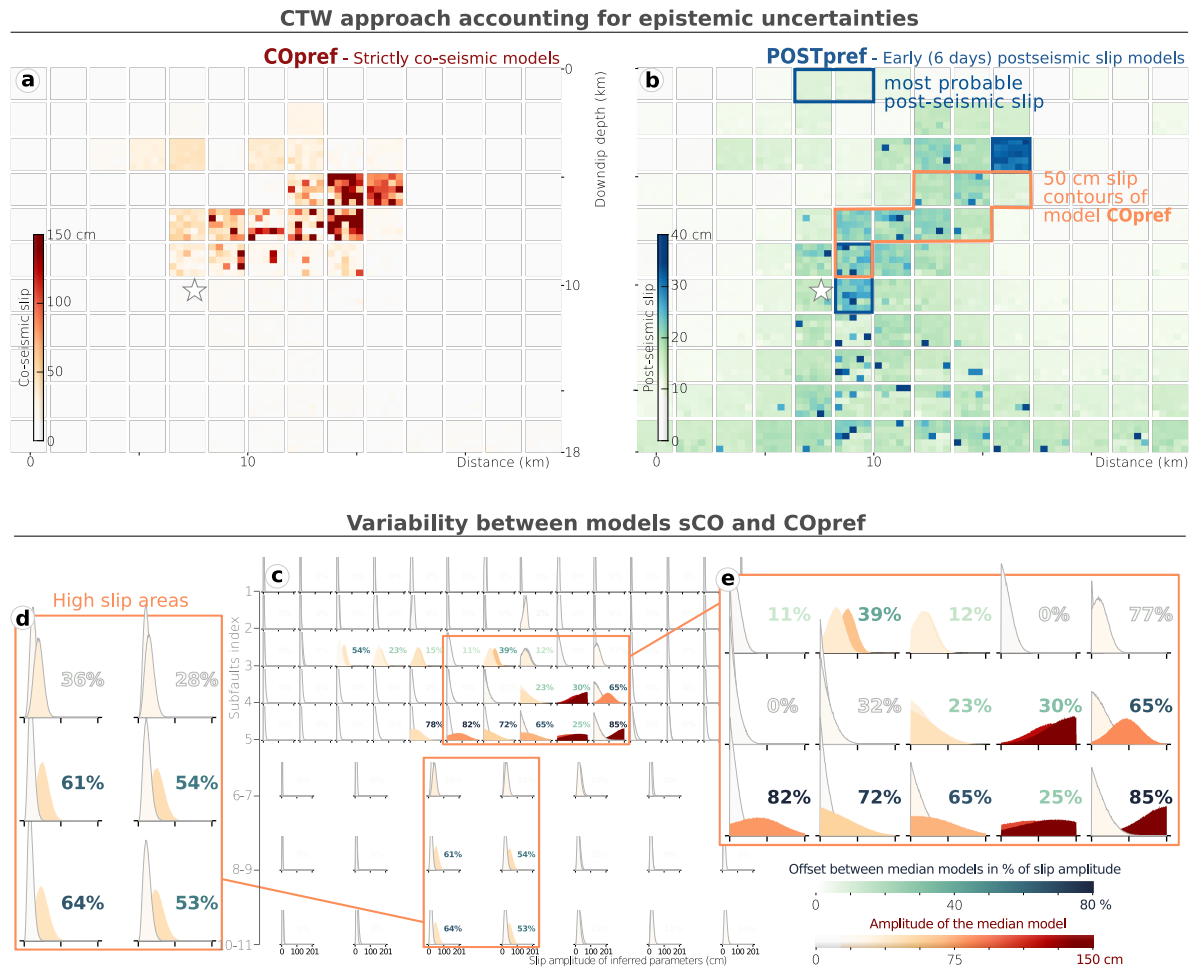
When solving for the model COgps, we find that most of the slip is concentrated in the shallow parts of the fault (Figures 4.3a, C.4a,c,e). Slip amplitudes reach 230 cm in the first two kilometers below the Earth surface. These values largely contradict field observations hardly reporting more than 15 cm of surface offset (Falcucci et al., 2009; Vittori et al., 2011). This contradiction probably derives from our limited set of observations, with only 4 GPS stations documenting the rupture in the near field (Figure 4.4a). The COgps model is thus largely under-determined and unlikely to represent a reliable image of the co-seismic deformation. In contrast, the COPOST slip model is inferred from a more populated dataset extending over a large part of the Paganica fault (Fig. 4.3b, S4b). The patch of highest slip amplitude, reaching more than 150 cm, is well constrained and located between 5 to 7 km depth (Figure 4.3b). Up to 100 cm slip is also inferred below the hypocenter. The inferred slip is almost purely dip-slip (Fig. S4b,d,f). The scalar seismic moment of model COPOST, calculated with  $\mu = 3.5 \cdot 10^{10}$ , is  $M_0 = 4.9 \pm 0.67 \cdot 10^{25}$  dyne.m. This value corresponds to a  $M_w$  6.4 earthquake rather than a  $M_w$  6.3. The comparison between observations and predicted surface displacement is shown in Figure 4.4 for the GPS datasets and in Figure C.5 for the interferograms. As expected, the COgps model well explains the "co" dataset (Figure 4.4b), but its predictions hardly fit the interferograms of the "co+post" dataset (Table C.1). In contrast, the predicted surface displacement of the COPOST model well approaches the "co+post" observations (Figures 4.4b and S5), with limited residuals (Table C.2). The surface displacement that happened up to 6 days after the mainshock is similar when estimated with GPS or with the ENVISAT interferogram (Figure C.6). Yet, the displacement measured with the COSMO-SkyMed interferogram differs from the one measured with GPS, particularly for the high-rate GPS station CADO (Figure C.7). This misfit could be related to unwrapping errors or effects that has not been completely corrected, explaining why the COSMO-SkyMed data are systematically less well fitted by predictions than other observations.

### Dual time approach, without epistemic uncertainties

With the CTW approach, we infer two slip models : the strictly co-seismic model sCO (see Figures 4.3c, C.8a,c,e) and the model sPOST which reflects the 6 days displacement following the mainshock (Figures 4.3d and C.8b,d,f). The model sCO, exploiting information from both the "co" and "co+post" datasets, is in agreement with the main characteristics of the COPOST model (Figure 4.3b) : the location, rake and amplitude of the maximum slip patch are comparable (Figures C.8a,c,e), and a large amount of slip is also inferred at depth, up to 75 cm on average and exceeding 150 cm for some models (Figure 4.3c). However, unlike the COPOST model, the two main slip patches of the sCO model are delimited by an unruptured area (Figure 4.3c). Overall, the two models differ on average by 44% and by up to 75% for some subfaults characterized by high slip amplitudes (Figures 4.3e-g, C.9), mainly because of the variability of the amount of slip inferred below 5 km depth. For the model sCO,  $M_0 = 3.50 \pm 0.63 \cdot 10^{20}$  N.m and is equivalent to a moment magnitude of 6.3, corresponding to the GCMT value of 6.3.



**FIGURE 4.4 – Comparison of horizontal surface displacement at GPS stations.** Strictly co-seismic displacement is shown on the left while "co+post" displacement is shown on the right. Observed surface displacement is in blue with 95% confidence ellipses. Predictions are in orange with 95% confidence ellipses. In the top and middle rows, observational confidence ellipses (in blue) include only data errors. (a) and (b) The predictions have been calculated independently : using "co" data (a) and the "co+post" dataset (b). In (c) and (d), predictions are derived from the CTW approach. (e) and (f) show the predictions for a similar inversion setup, except epistemic uncertainties have been added to the data errors, enlarging the confidence ellipses. Our fault geometry is shown with a black rectangular box. The cities of Norcia (NO), Campotosto (CA) and Roma (RO) are indicated with black squares. Major seismogenic faults are shown in gray solid lines and the epicenter is the white star.

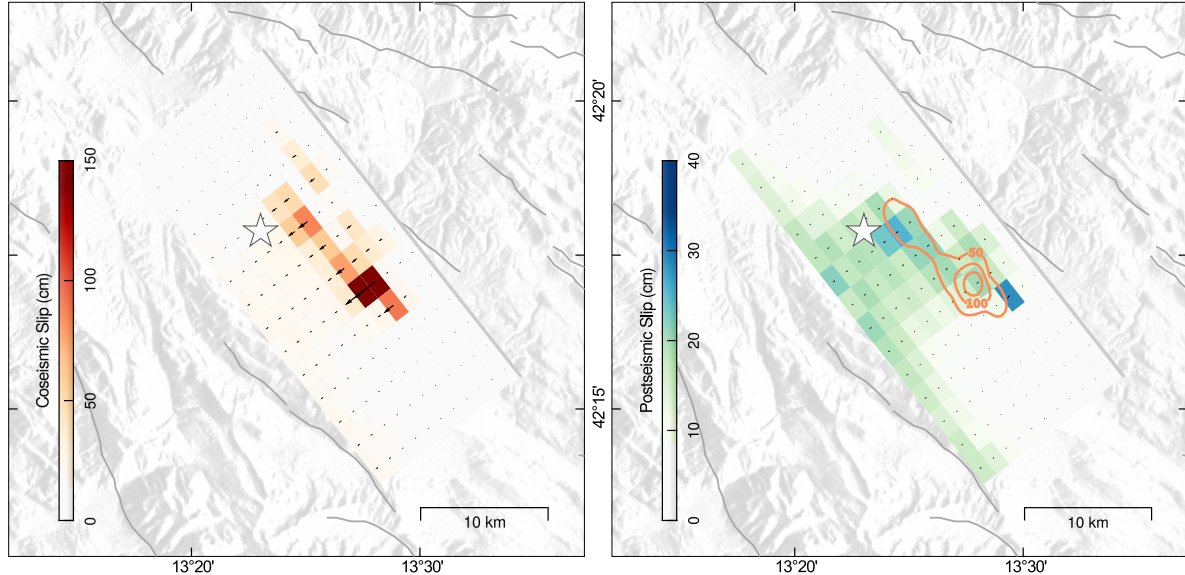


**FIGURE 4.5 – (a) and (b) Strictly co-seismic COpref and early postseismic POSTpref (6 days after the mainshock) preferred slip models (sum of strike- and dip-slip components), inferred with the CTW approach and accounting for epistemic uncertainties. (c) Comparison between the posterior Probability Density Functions of the dip-slip parameters of models COpref (a) and sCO (Figure 4.3c), colored from the amplitude of their median model. In the last four rows, the PDFs have been regrouped, covering 2 subfaults along strike and 2 subfaults along dip (i.e. patches two times bigger than for the first four rows). The COpref model PDFs are in the foreground while the sCO PDFs are in the background. The offset between the median models is shown as percentage with a different color scale. Two high slip areas are illustrated in detail : the highest slip patch (e) and the deep slip patch (d). The posterior PDFs are truncated between 0 and 200 cm for illustration reasons.**

With the CTW approach, we also find that a large portion of the fault slipped during a 6 days time window after the mainshock (Figure 4.3d), with maximum amplitude of 30 cm in the dip-slip direction (Figure C.8b). The largest post-seismic slip ( $> 45$  cm) is located between the co-seismically ruptured patches (Figure 4.3c), and is well constrained with only 15 cm of posterior uncertainty (Figure C.8f). Overall, post-seismic slip (30 cm and below) tends to locate around the highest co-seismic slip patch and the hypocenter, but also overlaps the deepest co-seismic slip patch. Yet, below 10 km depth, the posterior uncertainty can reach 100% of the median slip amplitude, meaning that the resolution is poor and that it is difficult to interpret anything at that level of detail (Figures C.8d,f). The seismic moment of model sPOST is  $M_0 = 1.58 \pm 0.63 \cdot 10^{20}$  N.m. The predicted surface displacements fit well the observations (Figures 4.4c,d and Figure C.10) with residuals similar to the ones of the COPOST model (Table C.2).

As expected, the areas of largest post-seismic slip in the sPOST model correspond to the locations of largest divergence between COPOST and sCO models (4.3b-g). In summary, usual approaches using independent datasets do not allow us to infer reliable images of the strictly co-seismic and early post-seismic phases. Whereas the "co+post" slip model is reliable, the "co" model is not robust enough to retrieve the early afterslip from the subtraction of these two slip distributions. Additionally, the scalar seismic moment of model "co+post" corresponds to a moment magnitude greater than the GCMT  $M_w$  of 6.3. In contrast, the CTW approach allows us to infer robust estimates of both co-seismic and post-seismic slip, to exploit all the information collected within our geodetic observations, and to correctly estimate the seismic moment. However, the reliability of these models can be questioned as they do not account for uncertainties in the forward model.

#### Dual time approach, accounting for epistemic uncertainties



**FIGURE 4.6 – Our preferred slip models of the L'Aquila earthquake, inferred with the CTW approach and accounting for epistemic uncertainties.** (a) and (b) show the dip-slip amplitude and rake of the average model in map view, the hypocenter being the white star. In (b), orange lines also show the 50 cm co-seismic slip contours.

Here, we present the results of the CTW approach, as in the previous section, but accounting for epistemic uncertainties. We will name the resulting models COpref and POSTpref since they correspond to our preferred approach providing the most complete and objective evaluation of the problem (see Figures 4.5, 4.6, C.12). The distribution of the co-seismic slip differs by 42% on average and by up to 88% locally from the models inferred without accounting for uncertainties (Figures 4.5c, C.12). The

co-seismic slip is now limited (on average) to a single 10 km long patch located between 5 and 10 km depth, reaching more than 150 cm amplitude to the south (right-hand side of Figure 4.5a), with a rake of  $90^\circ$  that does not vary along the patch (left-hand side of Figure 4.6). The corresponding scalar seismic moment  $M_0 = 3.03 \pm 0.64 \cdot 10^{20}$  N.m is slightly lower than what was estimated for the model sCO but is still very close ( $M_w = 6.28 \pm 0.06$ ) to the (GCMT) value of  $M_w$  6.3.

Compared to the COpref model, the main characteristics of the POSTpref model are not strongly affected by the inclusion of uncertainties. Overall, post-seismic slip (20 cm and below) occurs mostly below the co-seismic high slip patch, where almost no (less than 20 cm) co-seismic slip is imaged. Subfaults with the largest post-seismic slip (more than 40 cm, almost purely dip-slip as shown in the right-hand side of Figure 4.6) tend to be located around or on the edges of the co-seismic high slip patch (Figure 4.5b). The presence of large post-seismic slip below 10 km depth is unlikely as the posterior uncertainty reaches 150% of the median slip (the resolution is poor at depth, Figure C.11). Thus, only 3 narrow zones most probably slipped post-seismically (see Figure 4.5b, and a comparison of median and maximum a posteriori models in Figure C.13).  $M_0$  is similar to model sPOST with a value of  $1.60 \pm 0.63 \cdot 10^{20}$  N.m. The addition of epistemic uncertainties has increased the residuals between observations and predictions (see Table C.2 and Figure C.14). This behavior was expected as the inclusion of  $C_p$  allows the inversion to tolerate for larger misfits at data points where the forward model predictions are less reliable (Ragon et al., 2018b, 2019).

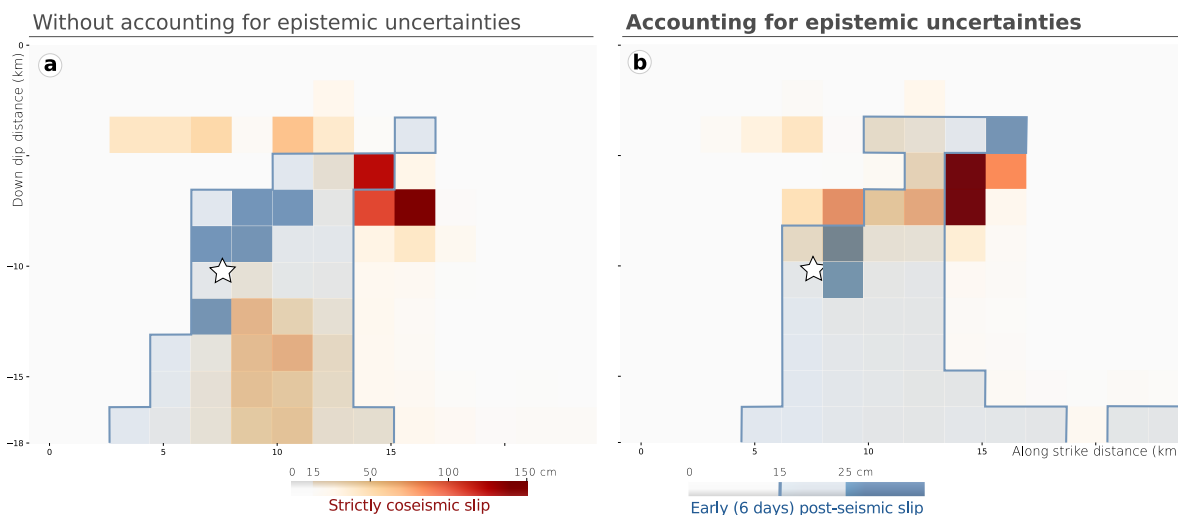
In summary, the CTW approach shows that if early post-seismic is not acknowledged as post-seismic signal, co-seismic models may be biased by more than 40% on average and of up to 75% locally. But we also learn from these different tests that adding more data into the problem is not sufficient, and epistemic uncertainties remain critical for the inference of a reliable model. Altogether, our results emphasize the need to account for two types of bias in the slip models : the contamination of co-seismic observations by some early post-seismic signal, and not acknowledging the uncertainties associated with the forward problem.

## 4.5 Discussion

### 4.5.1 Discussion of the CTW approach

Observations of co-seismic or post-seismic processes are often contaminated by other sources of deformation (mainly post-seismic or co-seismic, respectively) and are widely used, as non-contaminated data are rare and scarcely distributed. Optimizing the use of the information content in each dataset is thus critical to improve the robustness of both co-seismic and post-seismic slip models. A first approach would be to account for potential uncertainties in the co-seismic model due to early afterslip in the form of a covariance matrix, as already proposed in Bletery et al. (2016a). While this approach helps inferring more reliable co-seismic models at a low computational cost, it does not allow us to estimate the early afterslip and needs a prior evaluation of the amount of afterslip considered as co-seismic signal. Another strategy would be to jointly infer "co" and "co+post" data as if they were strictly co-seismic, and to select models that better explain the "co" observations, as in (Chlieh et al., 2007). In this case, the computational cost is increased because several models have to be tested. Additionally, with these approaches the early post-seismic slip is not estimated. In contrast, the CTW approach we use in this study allows us to discriminate co-seismic from early post-seismic slip and to reliably estimate corresponding slip models, as suggested also by the results of Floyd et al. (2016) and Walters et al. (2018). The CTW approach takes advantage of the InSAR data that recorded both co- and post-seismic deformation to help constrain both strictly co- and early post-seismic models.

Our results on the L'Aquila event show that the early afterslip, here corresponding to 6 days after

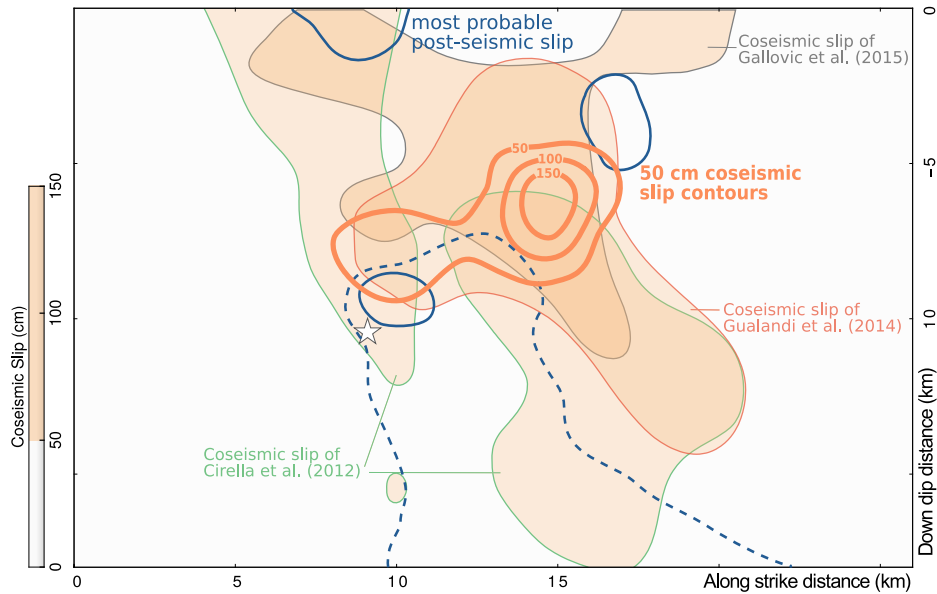


**FIGURE 4.7 – Effect of epistemic uncertainties ( $C_p$ ) on the distribution of strictly co-seismic slip and afterslip.** The slip models (sum of median strike- and dip-slip components) have been inferred accounting for epistemic uncertainties (b) or not (a). The strictly co-seismic slip median model is in light gray to dark orange colorscale. The subfaults that slipped of more than 15 and 25 cm up to 6 days after the mainshock, according to our median model, are in transparent light and medium blue respectively. The afterslip does not overlap the co-seismic slip when  $C_p$  is accounted for (b), whereas the two slip distributions overlap at depth when no  $C_p$  is included (a).

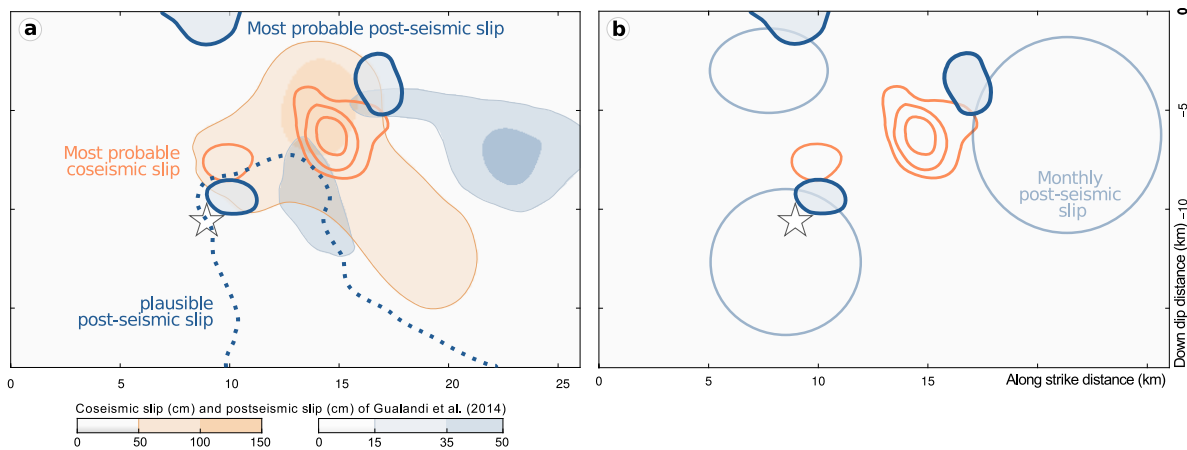
the co-seismic rupture, can reach a fourth to a third of the amplitude of the co-seismic slip. If the early afterslip is acknowledged as co-seismic signal, co-seismic models of the L'Aquila event are biased. The impact of early afterslip on the co-seismic models is particularly large in the case of the L'Aquila event and questions the generic nature of this result. Overall, early afterslip remains poorly studied but has been shown to range from 0.6% to more than 8% of the co-seismic peak slip in the first 3-4 hours following an earthquake (respectively for the 2009 great Tohoku-Oki earthquake and the 2012  $M_w$ 7.6 Nicoya earthquake, [Munekane, 2012](#); [Malservisi et al., 2015](#)). [Twardzik et al. \(2019\)](#) also conclude that co-seismic models may be biased by more than 10% if the early post-seismic deformation is neglected. Thus, that the post-seismic deformation ongoing 6 days after the mainshock reaches up to 20% of the co-seismic slip of the L'Aquila earthquake might not be an extreme case.

Our tests also demonstrate that models are largely impacted by the introduction of epistemic uncertainties (Figure 4.7). This impact could mean the assumed fault and Earth properties are not realistic enough to capture the real seismic rupture, and/or that small variations of the fault geometry (slight curvature, roughness) or of the Earth model (3D heterogeneities) largely affect our slip models. The influence of epistemic uncertainties is greater on the co-seismic model, as expected from the fact that these uncertainties scale with the amount of slip ([Duputel et al., 2014](#); [Ragon et al., 2018b](#)). Accounting for uncertainties of the forward model allowed us to exclude the possibility of deep slip for the co-seismic models, but not totally for the post-seismic models probably because of the much lower slip amplitudes. Additionally, accounting for  $C_p$  prevented the most probable co- and post-seismic slips to overlap in deeper parts of the fault. The inclusion of epistemic uncertainties acts like a smoothing constraint on the slip distribution, but with a smoothing factor being controlled by the inaccuracies of the forward problem.





**FIGURE 4.8 – Comparison between the slip distributions inferred with the CTW approach and co-seismic slip distributions of other studies.** The strictly co-seismic slip of Gualandi et al. (2014) inferred from GPS only, the strictly co-seismic slip of Gallovič et al. (2015) inferred from accelerometric and high rate GPS data, the co-seismic slip of Cirella et al. (2012) inferred from GPS, InSAR and strong motion, are projected in our fault plane in transparent light orange when slip exceeds 50 cm. The 50 cm contours of our strictly co-seismic slip distribution and the 15 cm contours of our afterslip inferred accounting for epistemic uncertainties are in bold lines, respectively orange and dark blue. The area of afterslip delimited with a dashed blue line is considered as less plausible as inferred with large uncertainties. The hypocenter is the white star.



**FIGURE 4.9 – Comparison between our most probable strictly co- and post-seismic slip distribution 6 days after the mainshock and the post-seismic slip up to 306 days after the mainshock.** (a) Our most probable slip distributions are represented with bold orange and dark blue lines, respectively for co-seismic (50 cm contours) and post-seismic slip (slip >10 cm). The area of afterslip delimited with a dotted blue line is considered as less plausible as inferred with large uncertainties. The co-seismic slip and afterslip 306 days after the mainshock inferred by Gualandi et al. (2014) are plotted with the same color codes but as color swaths. (b) Our results are compared to the area that slipped post-seismically during about 6 months (176 and 194 days respectively) after the mainshock as modeled by both D'Agostino et al. (2012) and Cheloni et al. (2014). The hypocenter is the white star.

### 4.5.2 Non-uniqueness of co-seismic and afterslip models of the L'Aquila earthquake

Our results on the L'Aquila event indicate that the strictly co-seismic slip is concentrated in a thin horizontal band located between 5 and 7 km depth and reaching more than 150 cm in amplitude at its southern end, with no large slip amplitudes inferred below 8 km depth (Figures 4.6 and 4.8). The highest amplitude is reached at about 6 km depth south west of the hypocenter, a rupture area also imaged in the co-seismic models of Gualandi et al. (2014), Gallovič et al. (2015) and Cirella et al. (2012) (inferred respectively from GPS only, from accelerometric and high rate GPS data, and from GPS, InSAR and strong motion, see Figure 4.8) and most of other authors (Atzori et al., 2009; Trasatti et al., 2011; D'Agostino et al., 2012; Serpelloni et al., 2012; Cheloni et al., 2014; Balestra & Delouis, 2015; Volpe et al., 2015). It is the only recurrent pattern we can notice between the 4 slip models of Figure 4.8. Indeed, while we do not image any shallow slip, other published slip models do with up to 1.5 m in amplitude (Figure 4.8, Cirella et al., 2012; Volpe et al., 2015). Our results suggest that this imaged shallow co-seismic slip may rather be early post-seismic slip (Figure 4.8). At greater depths, most authors infer large slip amplitudes while our preferred model shows no slip below 8 km depth.

The imaged patches of post-seismic slip (>15 cm) are located around our co-seismic slip, near its hypocenter and southern end. Interestingly, our inferred post-seismic slip is also located near areas that ruptured co-seismically as inferred by other studies (Figure 4.8). The post-seismic slip that occurred several days to months after the mainshock is characterized by 3 wide slip areas, located SW of the main co-seismic slip patch, above the hypocenter close to the surface, and around the hypocenter (D'Agostino et al., 2012; Cheloni et al., 2014; Gualandi et al., 2014). Most of these post-seismic models incorrectly treat the first days of post-seismic signal as a co-seismic deformation. While we infer likely afterslip in similar locations, the afterslip patches are limited to narrower areas near the co-seismic rupture (Figure 4.9). Most of these longer-term post-seismic models cover time periods ranging from 6 days to 9 months after the mainshock, they overlook a large part of the early post-seismic deformation. Thus, the peak amplitude of the early afterslip is up to 3 times larger than what was imaged for several months by D'Agostino et al. (2012) and Cheloni et al. (2014).

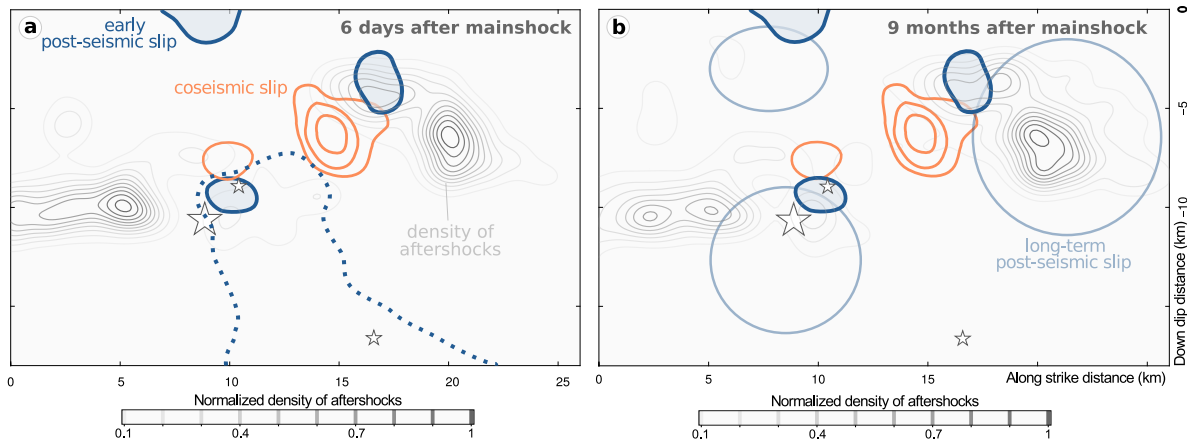
Our results show that the amplitude and distribution of long-term afterslip may be largely underestimated (here by a factor of 3) if the deformation occurring the first few hours to days after the mainshock is not accounted in the post-seismic budget. Thus, overlooking the early part of the postseismic phase measured in geodetic data may not only bias the estimates of the coseismic slip, but also our estimates of the postseismic phase.

### 4.5.3 Fault frictional properties and relationship between afterslip and aftershocks

The comparison between our early post-seismic model and images of longer-term post-seismic slip suggest that afterslip may nucleate preferentially around the co-seismic rupture in the days following the mainshock (Figure 4.9b). Afterwards, the afterslip propagates and extends, both along-dip and laterally, away from the co-seismic slip (D'Agostino et al., 2012; Cheloni et al., 2014; Gualandi et al., 2014). This behavior agrees with models explaining afterslip as a result of rate dependent friction behavior. Indeed, in these models the afterslip relaxes the stress increment induced in velocity-strengthening area by the co-seismic rupture (Marone et al., 1991; Perfettini & Avouac, 2004). The post-seismic sliding thus nucleates close to the mainshock asperity and propagates with time outward from the rupture zone. That early afterslip relates to the stress changes induced by the co-seismic rupture has also been modeled for other events (e.g. the  $M_w$ 8.0 Tokachi-oki,  $M_w$ 7.6 Chi-Chi, and the  $M_w$ 6.0 Parkfield, Miyazaki et al., 2004; Chan & Stein, 2009; Wang et al., 2012, respectively).

Additionally, our results show that early afterslip nucleates within narrow areas (1-2 km wide), and does not happen everywhere around the co-seismic rupture. Areas sliding aseismically just after the

mainshock are thus limited in size around the co-seismic rupture, suggesting that frictional properties vary at a small-scale around the rupture zone. It may also suggest that the regions adjacent to co-seismic rupture are potentially unstable (i.e. are steady-state velocity weakening). This interpretation agrees with the results of [Gualandi et al. \(2014\)](#) suggesting the longer-term afterslip regions, that are also located farther away from the co-seismic ruptured zone, are characterized by a transition between velocity weakening and velocity strengthening behavior. This implies that co-seismic rupture occurs and triggers early afterslip in velocity weakening regions; while afterslip propagates away from the ruptured zone in fault regions that progressively become stable with the distance to the mainshock.



**FIGURE 4.10 – Distribution of most probable co-seismic slip and afterslip models, and the normalized density of aftershocks.** Aftershocks occurred either (a) within 6 days after the mainshock or (b) up to 9 months after the mainshock ( $M_c = 0.88$ , catalog of [Valoroso et al. \(2013\)](#)). The strictly co-seismic 50 cm slip contours are in orange, while the contours of most probable afterslip (slip  $> 10$  cm) are in blue. The area delimited by dotted blue lines has plausibly hosted some afterslip, but not as probably as the other regions. The areas that slipped post-seismically during about 6 months after the mainshock as modeled by [D’Agostino et al. \(2012\)](#), [Cheloni et al. \(2014\)](#) and [Gualandi et al. \(2014\)](#) are the blue circles. The density of aftershocks located within 3 km of the fault (to account for potential uncertainty of the fault geometry) is calculated with a kernel density estimation method ([Parzen, 1962](#)) with a smoothing factor of 0.6. The cumulated number of aftershocks of  $M_c = 0.88$  is of  $\sim 6000$  6 days after the mainshock and 8 times larger 9 months after the mainshock (Figure C.15). The hypocenter and aftershocks of  $M_w \geq 4.4$  are the white stars.

In Figure 4.10, we compare the slip distributions imaged for the mainshock and 6 days after, with the distribution of aftershocks detected over 6 days and 9 months after the mainshock ([Valoroso et al., 2013](#)). As for many earthquakes, aftershocks are distributed mainly at the ends of the fault ([Das & Henry, 2003](#)) with few events located near the co-seismic rupture. Six days after the mainshock (Figure 4.10a), our results show no clear correlation between the location of early afterslip and aftershocks. Months after the mainshock, the areas with a high density of aftershocks are similar to 6 days after the mainshock (as suggested by [Henry & Das, 2001](#), whereas the cumulated number of aftershocks is 8 times larger, see Figure C.15) and the post-seismic slip has extended farther away from the co-seismic rupture. This is why we can observe a spatial correlation between some areas of long-term post-seismic slip and aftershocks ([D’Agostino et al., 2012](#); [Cheloni et al., 2014](#)). The spatial correlation is particularly striking for the southern afterslip patch, for which few early aftershocks are located within the early afterslip area (Figure 4.10a) while the aftershock cluster overlies the monthly afterslip that propagated outward from the co-seismically ruptured zone (Figure 4.10b).

From this analysis, we can thus draw only one conclusion : there is no correlation between the area of large ( $>15$  cm) early afterslip and the location of aftershocks for the first few days after the mainshock. This conclusion contradicts the observations made for some other earthquakes although mainly at longer time scales (e.g. [Hsu et al., 2006](#); [Perfettini & Avouac, 2007](#); [Wang et al., 2012](#); [Ross et al., 2017b](#), for

time periods spanning respectively 11 months, 3.5 years, 5 days and 2.5 months). Our results could also suggest that, for some parts of the fault, aftershocks nucleation precedes aseismic slip which is going to occur for months after the mainshock; aftershocks could thus be partly explained by stress changes due to the co-seismic rupture. But these aftershocks could also be triggered by early afterslip with an amplitude so low that it is not inferred by our model. The absence of clear correlation between early afterslip and aftershocks may also be related to the presence of high pressure fluids in the seismogenic zone of the L'Aquila event, and of Central Italy in general, with the widespread emissions of CO<sub>2</sub> rich fluids for deep origin (Chiodini et al., 2000; Frezzotti et al., 2009; Chiodini et al., 2011). Already, Miller et al. (2004) and Antonioli et al. (2005) proposed that the aftershocks and spatio-temporal migration of the seismicity of the 1997 Umbria-Marche seismic sequence (80 km NE of the L'Aquila event) were driven by the co-seismically induced fluid pressure migration. Similarly, the increase in seismicity rate of the L'Aquila earthquake and the occurrence of some aftershocks may have been driven by fluid flows (Luccio et al., 2010; Terakawa et al., 2010; Malagnini et al., 2012), as for the aftershocks migration following the 2016 Amatrice earthquake (Tung & Masterlark, 2018; Walters et al., 2018). High pressure fluids have been observed before the co-seismic rupture, and may have impacted the nucleation phase of the L'Aquila earthquake (Lucente et al., 2010). Finally, Malagnini et al. (2012) show that the strength of the Campotosto fault, just north of the main rupture (see Figure 4.2), has been controlled by fluid migration for at least 6 days after the mainshock, a time window corresponding to our study of early afterslip. The perturbations in pore fluid pressure induced by the co-seismic rupture may have triggered the first aftershocks of the L'Aquila earthquake. Fluid migration may have prevented aftershocks and early afterslip from affecting the same areas of the fault, especially if the increase in fluid pressure first produced aseismic slip, followed by triggered seismicity around the pore pressure front (Miller et al., 2004). Finally, if early aftershocks were triggered by changes in fluid pressure, it may justify the possibility that some of these early aftershocks nucleated before the occurrence of long-term afterslip in similar regions of the fault.

## 4.6 Conclusion

In this study, we use a simple and efficient approach to account for the differences in temporal resolution of various geodetic datasets. A redesign of the Green's Functions matrix allows us to optimize the use of the information content of datasets covering different time periods. In particular, we propose here generic equations governing the Combined Time Window (CTW) approach, and detail the benefits of this approach with toy models. A comparable strategy has already been proposed by Floyd et al. (2016) and used in an optimization framework. With the CTW approach, we image simultaneously the strictly co-seismic slip and the early afterslip (6 days after the mainshock) of the 2009  $M_w$ 6.3 L'Aquila earthquake using two datasets: one covers the two slip episodes (e.g. InSAR) while the other records the co-seismic signal only (e.g. continuous GNSS). We show that when the two phases are inverted independently, as is usually the case, the estimated slip distributions are not reliable because strictly co-seismic observations are usually of poor spatial resolution. Additionally, overlooking the early post-seismic deformation results in models that overestimates the co-seismic slip, and underestimates the total post-seismic slip budget. In contrast, the CTW approach allows us to accurately estimate both co-seismic and early post-seismic slip models. More generally, the CTW approach will also be useful to discriminate geodetic signals from earthquakes that cluster closely in space and time, or from different phases of the post-seismic deformation.

Our results show that neglecting the contribution of the early post-seismic deformation will likely bias estimates of the co-seismic and/or the post-seismic slip. For our test case of the L'Aquila earthquake, the peak co-seismic slip is likely 30% greater when early post-seismic signal is recorded as co-seismic deformation. The long-term afterslip estimates are underestimated by a factor of 3 when the

first 6 days of post-seismic deformation are not acknowledged. Our investigation of the L'Aquila event also stressed the strong influence of uncertainties in the forward model, mainly stemming from our imperfect knowledge of the fault geometry and the Earth structure, on the imaged slip distributions. These uncertainties alone are sufficient to cause contradictory interpretations on the slip history on the fault (e.g. with the existence of shallow or dip slip).

Our preferred slip model for the L'Aquila earthquake tends to be simpler than many previous models, with one thin horizontal band of slip located around 7km depth, reaching 150cm in amplitude near its southern end. Our model thus excludes the possibility of major shallow or deep co-seismic slip patches (less than a few km or deeper than 10). The early post-seismic slip (6 days after the mainshock) mostly occur in the same intermediate depth range (7 km +/- 3 km), initiating on the edges of the co-seismic slip, with possibly some overlap. Some afterslip may also have occurred at greater depths. A comparison with longer term afterslip models suggests that the early afterslip patches might have simply expanded over time from their initial position. Aftershocks are more spatially distributed (7 km +/- 5 km) but still concentrated at intermediate depth. Several studies suggest that aftershocks might be driven by afterslip (e.g., Perfettini & Avouac, 2007; Hsu et al., 2006; Sladen et al., 2010; Ross et al., 2017b; Perfettini et al., 2018) but here aftershocks are only partially overlapping. This result suggests that post-seismic reloading may be influenced by fluids as advocated in several previous studies (e.g., Luccio et al., 2010; Terakawa et al., 2010; Malagnini et al., 2012; Guglielmi et al., 2015; Scuderi & Collettini, 2016).

### Acknowledgements

We thank Richard Walkers for its thorough and constructive review. We thank Frederic Cappa for helpful discussions. We are extremely grateful to Frederica Magnoni who shared her 3D crustal model for the L'Aquila area (Magnoni et al., 2014), to Luisa Valoroso who provided the aftershock catalog for the L'Aquila earthquake (Valoroso et al., 2013) and to Simone Atzori for sharing the InSAR data (Atzori et al., 2009). The Bayesian simulations were performed on the HPC-Regional Center ROMEO (<https://romeo.univ-reims.fr>) of the University of Reims Champagne-Ardenne (France). The Classic Slip Inversion (CSI) Python library created by Romain Jolivet was used to build inputs for the Bayesian algorithm. Discussed slip models of Gualandi et al. (2014), Gallovič et al. (2015) and Cirella et al. (2012) have been retrieved from SRCMOD (<http://equake-rc.info/SRCMOD/>, Mai & Thingbaijam, 2014). Figures were generated with the Matplotlib and Seaborn Python libraries and with the Generic Mapping Tools library. This study was partly supported by the French National Research Agency (ANR) EPOST project ANR-14-CE03-0002. Théa Ragon is supported by a fellowship from the French Ministry of Research and Higher Education.





## Chapitre 5

# Discussion et Perspectives

<b>5.1</b>	<b>Synthèse des résultats</b>	<b>141</b>
<b>5.2</b>	<b>Incertitudes sur la géométrie des failles : quels développements ?</b>	<b>144</b>
5.2.1	Questions soulevées par les résultats des chapitres 2 et 3	144
5.2.2	Limites de l'approche et perspectives	146
<b>5.3</b>	<b>Approche CTW : perspectives</b>	<b>150</b>
<b>5.4</b>	<b>Retour sur l'intérêt des procédures d'inversion bayésiennes</b>	<b>151</b>
<b>5.5</b>	<b>Quel futur pour les modèles de source et de glissement ?</b>	<b>152</b>





Ce chapitre est l'occasion de faire la synthèse des différents résultats de cette thèse. Ce chapitre permettra aussi de définir les limites de ces résultats, et d'envisager quelques pistes pour dépasser ces limites. Nous discuterons des questions soulevées par les résultats des chapitres 2 et 3 à propos des incertitudes épistémiques. Nous détaillerons les limites de l'approche proposée au Chapitre 2, et examinerons quelques solutions pour accroître les domaines d'application de cette approche. Nous nous concentrerons ensuite sur les implications soulevées par les résultats du Chapitre 4, et déterminerons quelles mesures permettraient de restreindre les approximations temporelles des inversions du glissement. Nous nous pencherons sur l'intérêt de l'utilisation des procédures d'inversion bayésiennes. Enfin, nous imaginerons quel pourrait être le futur de la modélisation des séismes et des autres phénomènes affectant les failles.

## 5.1 Synthèse des résultats

Dans le premier chapitre de cette thèse, nous soulignons que le processus de modélisation des séismes est entaché de nombreuses approximations, qui dérivent principalement de notre mauvaise connaissance du système Terre, et des limitations de nos mesures. Bien souvent, la modélisation repose sur des choix qui ne reflètent pas la réalité. Cependant, ces choix peuvent avoir un lourd impact sur les modèles de séismes estimés, et donc pénalisent notre compréhension des processus sismiques et asismiques.

Bien que quelques méthodes aient été proposées ces 10 dernières années pour prendre en compte notre approximation de la réalité, elles sont encore rarement utilisées, et seules les erreurs de mesures sont communément introduites dans les procédures d'inversion. De plus, la majorité des méthodes proposées s'intéressent seulement à l'incertitude dérivant de notre mauvaise connaissance de la structure interne de la Terre. L'analyse d'autres types d'approximations, comme celles dues à notre méconnaissance de l'architecture des failles ou au manque de résolution temporelle des mesures, a donc été négligée. L'objectif de cette thèse était de combler cette lacune. Dans les chapitres 2, 3 et 4, nous nous intéressons donc à ces derniers types approximations. Voici une synthèse des problématiques abordées par chacun des chapitres, et des résultats majeurs introduits pour y répondre.

L'architecture des failles est bien souvent méconnue, parce que ces structures s'étendent à des profondeurs insondables et que les quelques informations glanées à la surface de la Terre ne suffisent pas à les caractériser. Pourtant, ce sont ces structures que les séismes rompent, et l'analyse des séismes (et des autres processus se produisant sur les failles) repose donc une approximation majeure : les structures considérées sont loin de refléter la réalité. Nous avons vu dans le Chapitre 1 que le choix d'une faille peut largement influencer les modèles de séismes estimés. Comment se soustraire de l'influence de nos approximations ?

**Dans le deuxième chapitre**, nous proposons une méthodologie permettant d'estimer et de prendre en compte l'incertitude dérivant de notre mauvaise connaissance de l'orientation et de la position des failles dans l'inversion de données statiques. Cette approche, basée sur des développements méthodologiques précédents (Tarantola, 2005; Minson et al., 2013; Duputel et al., 2014), consiste à analyser la sensibilité des fonctions de Green à une faible variation de la géométrie des failles. Après avoir détaillé l'approche théorique, nous démontrons l'efficacité de cette méthode pour le cas simple d'une faille s'étendant latéralement à l'infini.

Avec ce cas simple, nous montrons que si les incertitudes des prédictions ne sont pas prises en compte, le processus d'inversion accorde trop de poids aux données au regard du potentiel biais qui peut être introduit par notre choix du modèle direct. Ainsi, lorsque la géométrie change, le modèle de glissement change lui aussi. Par exemple, si le pendage de la faille devient plus raide, alors une zone de glissement va "remonter" sur la faille pour rester à la même profondeur. Lorsque le choix de la géométrie est éloi-

gné de la réalité, le modèle de glissement estimé sera donc lui aussi biaisé – parce que les prédictions doivent à tout prix reproduire les observations. Au contraire, l'introduction des incertitudes permet de donner plus de liberté aux prédictions, afin qu'elles puissent s'éloigner des données, pour équilibrer les erreurs de la géométrie choisie. Le modèle réel, qui explique moins bien les données avec une mauvaise géométrie, peut ainsi être imagé.

Nos analyses s'appuient sur l'utilisation d'une procédure d'inversion bayésienne, qui permet une étude détaillée des incertitudes des modèles estimés. Nous montrons aussi que notre approche est valable pour d'autres procédures d'optimisation, comme des approches basiques type moindres carrés. Nous suggérons que, si plusieurs incertitudes entachent le choix *a priori* des paramètres caractérisant l'architecture d'une faille, il est nécessaire de prendre en compte l'ensemble des incertitudes pour espérer imaginer un modèle robuste. En réalité, comme tous les paramètres définissant une faille sont potentiellement incorrects, il faudrait donc incorporer l'ensemble des incertitudes pour chacun des paramètres pour espérer imaginer la réalité – ou s'en approcher.

Enfin, nous soulignons que l'incertitude sur la géométrie des failles pourrait avoir corrompu de nombreux modèles de séismes, et expliquer en partie la multiplicité des modèles estimés pour un seul séisme. Notamment, le déficit de glissement en surface<sup>1</sup> pourrait être dû en partie à des incertitudes sur la position des failles. De même, notre mauvaise connaissance des zones de subduction pourrait altérer l'estimation du glissement en proche surface, et donc dégrader l'évaluation de l'aléa tsunamigénique.

Toutefois, ces résultats peuvent être limités par le caractère simplifié de l'exemple synthétique choisi dans le chapitre précédent. De plus, il était nécessaire d'appliquer cette méthode à un cas réel, pour analyser finement l'impact des incertitudes, et pour comparer l'impact relatif de plusieurs types d'incertitudes épistémiques.

**Dans le Chapitre 3**, nous appliquons donc la méthodologie proposée au Chapitre 2 au séisme d'Amatrice (2009,  $M_w$  6.2). Ce séisme a été sélectionné pour la relative simplicité de la faille qu'il a rompu, pour sa magnitude modérée, et pour la qualité de ses observations. Comme la faille est simple, les incertitudes sont *a priori* limitées à quelques paramètres et elles peuvent donc être analysées sans être polluées par des informations subsidiaires, dérivant de complexités géométriques. Nous commençons par modéliser le glissement sur deux failles d'architecture réaliste, mais éloignées de 2 km et dont le pendage diffère de 5°. Les modèles de glissement estimés diffèrent largement. Au contraire, lorsque les incertitudes sont prises en compte dans le processus d'inversion, les modèles estimés deviennent similaires. Ainsi, l'introduction des incertitudes diminue la sensibilité des modèles au choix d'une géométrie de faille particulière : prendre en compte les incertitudes de la géométrie des failles permet donc d'estimer des modèles plus robustes.

En réponse aux résultats du Chapitre 2, les tests effectués dans le Chapitre 3 montrent que considérer les approximations majeures, comme la structure interne de la Terre ou les paramètres principaux définissant la géométrie de la faille, est nécessaire pour obtenir un modèle robuste et réaliste. Toutefois, les images du séisme d'Amatrice suggèrent que l'introduction d'incertitudes multiples n'a un effet que jusqu'à un certain point. L'ajout d'incertitudes secondaires ne sera efficace que si le paramètre en question a une large influence sur les modèles estimés.

L'association d'une approche bayésienne et de l'attention apportée aux incertitudes permet d'atteindre un niveau de précision inégalé pour l'imagerie du séisme d'Amatrice. Notamment, nous imageons un glissement potentiel à plus de 10 km de profondeur, qui pourrait résulter d'un processus de glissement lent sur une faille de faible pendage située sous la faille normale ayant provoqué le séisme. Ce glissement potentiel pourrait aussi correspondre à la rupture co-sismique d'une réplique de  $M_w$  5.4 s'étant produite seulement une heure après le séisme, et dont le signal est compris dans les observations.

Comme pour le séisme d'Amatrice, les données statiques ayant enregistré la plupart des séismes sont

<sup>1</sup>Le déficit de glissement en surface (ou *shallow slip deficit*, SSD) observé pour quelques séismes continentaux correspond à une insuffisance systématique de la quantité de glissement imagée proche de la surface terrestre, au regard de la quantité estimée sur le reste de la faille (Simons et al., 2002; Kaneko & Fialko, 2011).

contaminées par un signal post-sismique. Quelle est l'impact de cette contamination sur nos modèles co- et post-sismiques ? Comment s'en prémunir ?

**Dans le quatrième chapitre**, nous proposons une méthode simple (méthode CTW, pour *Combined Time Windows*) permettant de prendre en compte les différentes résolutions temporelles de jeux de données variables. Notamment, cette méthode permet d'imager le glissement co-sismique lorsque seulement quelques points de mesures strictement co-sismiques sont disponibles (c'est à dire qu'à eux seuls ils ne sont pas suffisants pour obtenir un modèle co-sismique fiable), et que les autres données sont contaminées par du signal post-sismique. Cette méthode est applicable à n'importe quelle procédure d'inversion et est facile à mettre en œuvre, car elle revient à ré-organiser la matrice des fonctions de Green.

Nous analysons cette méthode avec le séisme de L'Aquila (2009,  $M_w$  6.3), particulièrement indiqué pour cela : il a rompu une faille relativement simple, et est bien instrumenté avec notamment des mesures GNSS haute fréquence, et deux interférogrammes mesurant la déformation statique en surface 6 jours après le séisme. Notre méthode permet donc d'imager conjointement le glissement co-sismique et le glissement post-sismique précoce. Pour cela, nous utilisons une procédure d'inversion bayésienne, et prenons en compte les incertitudes épistémiques.

Nous montrons que si la déformation post-sismique précoce est considérée comme co-sismique, ce qui est généralement le cas, les modèles co-sismiques sont sur-estimés. Pour le séisme de L'Aquila, le modèle co-sismique est sur-estimé de près de 30%. Au contraire, l'imagerie du glissement post-sismique à long terme est sous-estimée d'un facteur 3. En effet, la majorité de la déformation post-sismique se produit juste après le séisme – les modèles post-sismiques la négligeant (parce que comprise dans les données co-sismiques) omettent donc une majeure partie du budget total de déformation. Finalement, négliger la déformation post-sismique précoce induit donc de large biais dans nos modèles. L'introduction des incertitudes épistémiques a aussi un large effet sur les modèles de glissement, qui pourrait mener à des différences d'interprétation importantes, et donc confirme la pertinence et l'efficacité de la méthode présentée au Chapitre 1.

L'analyse des modèles co-sismique et post-sismique précoce du séisme de L'Aquila, ainsi que leur comparaison avec la localisation des répliques et du glissement post-sismique à plus long-terme, nous amène à dessiner quelques hypothèses sur les interactions entre ces processus. Le glissement post-sismique s'initierait autour des zones de rupture co-sismique, mais affecterait seulement des régions d'extension limitée, pour ensuite se propager à l'écart de la rupture co-sismique et se déployer sur des régions plus étendues. Nous n'observons pas de corrélation entre le glissement post-sismique précoce et les répliques, ce qui pourrait être du à l'influence de fluides sous haute pression en profondeur.

## 5.2 Incertitudes sur la géométrie des failles : quels développements ?

Comme nous l'avons montré dans les chapitres 2 et 3, et résumé précédemment, prendre en compte les incertitudes de la géométrie des failles s'avère nécessaire pour imager des modèles robustes, et l'introduction de ces incertitudes a un impact non négligeable sur les modèles estimés. Toutefois, j'aimerais revenir sur certaines questions soulevées par les résultats des chapitres précédents, sur les limites de l'approche que nous proposons, pour finir par suggérer quelques pistes pour s'affranchir de ces limites.

### 5.2.1 Questions soulevées par les résultats des chapitres 2 et 3

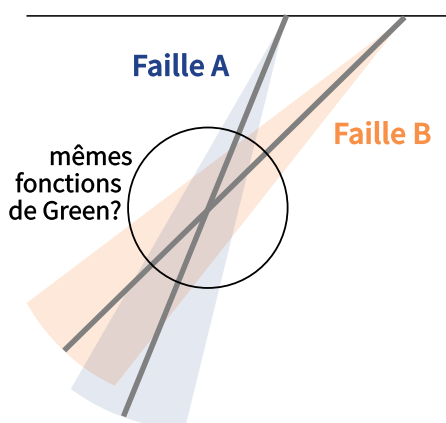
Une des questions majeures à laquelle nous n'avons pas répondu explicitement dans les précédents chapitres est la suivante : **comment interpréter la différence entre deux modèles estimés avec et sans incertitude ?** Comme le suggèrent les tests synthétiques effectués pour le séisme d'Amatrice, lorsque nous considérons *a priori* la vraie faille, l'inclusion d'incertitudes a peu d'effet sur le modèle estimé (Figure 3.6) : l'incertitude *a posteriori* sur les modèles est légèrement augmentée, et le modèle est lissé. Ainsi, on pourrait considérer que si la différence entre deux modèles estimés avec ou sans  $C_p$  est plus importante que pour le cas synthétique, cela signifie que la faille choisie *a priori* est éloignée de la géométrie réelle. En réalité, la faille choisie sera toujours potentiellement fautive. Mais l'effet des incertitudes sur les modèles peut rester limité. En effet, c'est la sensibilité des prédictions qui conditionne l'impact des incertitudes : si la géométrie choisie est éloignée de la réalité, mais qu'une variation de cette géométrie a peu d'impact sur les prédictions (par exemple si les données sont loin de la faille), alors l'impact sera limité. Et donc, ce n'est pas parce que l'introduction des incertitudes n'a que peu ou pas d'effet que la géométrie choisie reflète la réalité.

Il est aussi possible que la faille soit réaliste au premier ordre, mais qu'une complexité inconnue vienne influencer quelques observations. L'introduction des incertitudes va permettre aux prédictions de se détacher de ces observations influencées (même si la complexité en elle-même n'a pas été prise en compte), et l'impact de cette complexité sera donc estompé dans le modèle estimé. La différence entre un modèle estimé avec  $C_p$  et un modèle conventionnel peut donc être aussi due à une complexité qui n'a pas été prise en compte. Et donc, ce n'est pas parce que l'introduction des incertitudes a un impact sur les modèles estimés, que les paramètres dont on a inclus l'incertitude sont biaisés.

Enfin, il est important de rappeler que l'impact de  $C_p$  sera influencé par la vraisemblance de la faille choisie, par la répartition des points de mesure, mais aussi par la localisation du glissement sur la faille : s'il n'y a pas de déformation sur une zone particulière, peu importe que la faille soit réaliste ou non à cet endroit (du point de vue des incertitudes).

**L'hypothèse selon laquelle des incertitudes mineures autres que celles estimées pourraient être comprises dans  $C_p$  est-elle réaliste ?** Cette hypothèse dérive du constat que l'inclusion d'incertitudes multiples n'a un effet que jusqu'à un certain point. Nous pouvons toutefois remarquer que le Chapitre 3 s'est concentré sur les incertitudes les plus basiques, et que ces dernières partagent des points communs. Notamment, les variations du problème envisagées (pendage et position de la faille, structure élastique stratifiée) sont toutes en deux dimensions : les propriétés du problème direct ne changent pas dans la direction parallèle à la faille. Même si l'introduction des incertitudes n'affecte pas les mêmes prédictions, ni de la même manière, leur impact combiné pourrait être limité par ces points communs qu'elles partagent. Par exemple, l'ajout d'incertitudes sur la listricité d'une faille pourrait ne pas avoir d'influence sur le modèle estimé si les incertitudes sur le pendage, la position et la structure élastique sont déjà prises en compte - parce qu'il s'agit aussi d'une variation en deux dimensions, et parce que les variations du pendage sont déjà incluses. Au contraire, l'introduction d'incertitudes sur l'azimut de la faille pourrait avoir une influence supplémentaire, parce que la variation est cette fois-ci en 3D. En résumé, les incertitudes majeures peuvent probablement englober les incertitudes mineures d'impact plus faible,

et de même type. Ce n'est probablement pas le cas pour des incertitudes touchant des paramètres trop différents de ceux pris en compte. Pour répondre efficacement à cette question, il faudra donc conduire de nouveaux tests sur une faille plus complexe que celle du séisme d'Amatrice.



**FIGURE 5.1 – Vue en coupe de deux failles se croisant en profondeur.** Sur les intervalles de pendage définis par des aires colorées, les failles A et B pourraient avoir des fonctions de Green similaires, surtout si le glissement a lieu au niveau de l'intersection des deux failles.

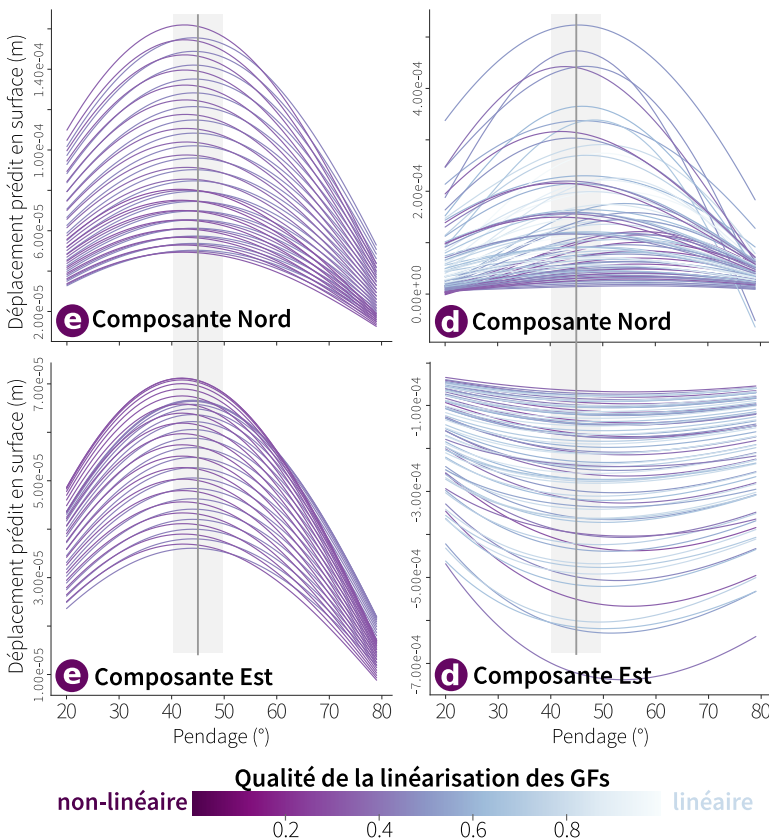
Puisque les propriétés testées au Chapitre 3 partagent des points communs, il est possible que les valeurs prises par les fonctions de Green se recoupent. C'est par exemple le cas lorsque deux failles de même azimuth mais de position différente se croisent, si le glissement se produit proche de l'intersection des failles : il est possible que les GFs soient similaires pour une certaine gamme de pendages ou de position (Figure 5.1). **Y a-t-il un *trade-off*<sup>2</sup> entre différents types d'incertitudes, et quel peut être son impact sur les modèles estimés ?** Qu'un *trade-off* existe entre deux incertitudes implique que prendre en compte un type d'incertitude suffit pour prendre en compte l'autre. C'est le cas si l'on suppose que les incertitudes mineures sont comprises dans les incertitudes de premier ordre, mais ce *trade-off* n'est alors valable que pour des incertitudes de type similaire, pour une plage de variations limitée. Et donc, si un *trade-off* existe entre deux types d'incertitudes mais que ces deux types sont pris en compte, l'influence sur les modèles estimés restera limitée puisqu'elle finira par atteindre un plateau (voir Chapitre 3).

Enfin, **pourquoi les modèles synthétiques prenant en compte les incertitudes ne sont-ils pas parfaits ?** Tout d'abord, il est nécessaire de rappeler que les modèles synthétiques sont rarement parfaits, tout simplement parce que le problème inverse est mal posé. Delouis et al. (2002) ou Mai et al. (2016) montrent d'ailleurs que même si l'ensemble du problème direct (structure crustale, magnitude, localisation de l'hypocentre, géométrie de la faille, taille et emplacement des sous failles) est connu *a priori*, les estimations du modèle synthétique peuvent être très différentes du modèle cible.

Déjà lorsque le problème direct est correct, le modèle cible de la Figure 3.6 n'est pas parfaitement estimé : l'incertitude *a posteriori* n'est pas nulle et la moyenne peut dévier légèrement de la valeur cible. Cela peut notamment être dû à la répartition des mesures au regard de l'emplacement du glissement sur la faille : cette répartition n'est que rarement optimale pour obtenir la meilleure résolution sur la faille. L'introduction des incertitudes d'un modèle direct incorrect réduit le poids des données les plus impactées par une variation de la géométrie (qui sont souvent celles les plus proches de la faille, et donc celles contraignant le mieux le glissement sur la faille), ce qui diminue d'autant plus la résolution sur la faille. Le modèle estimé est donc plus susceptible de s'éloigner du modèle direct lorsque celui-ci est incorrect, plutôt que lorsqu'il est parfaitement connu. On peut supposer que si la couverture des données était totale (ou dessinée pour avoir une résolution optimale), le modèle estimé serait encore plus proche du modèle cible.

<sup>2</sup>Un *trade-off* entre deux paramètres existe lorsque la variation d'un paramètre conditionne la variation de l'autre. Il ne s'agit pas d'une simple corrélation entre deux paramètres.

### 5.2.2 Limites de l'approche et perspectives



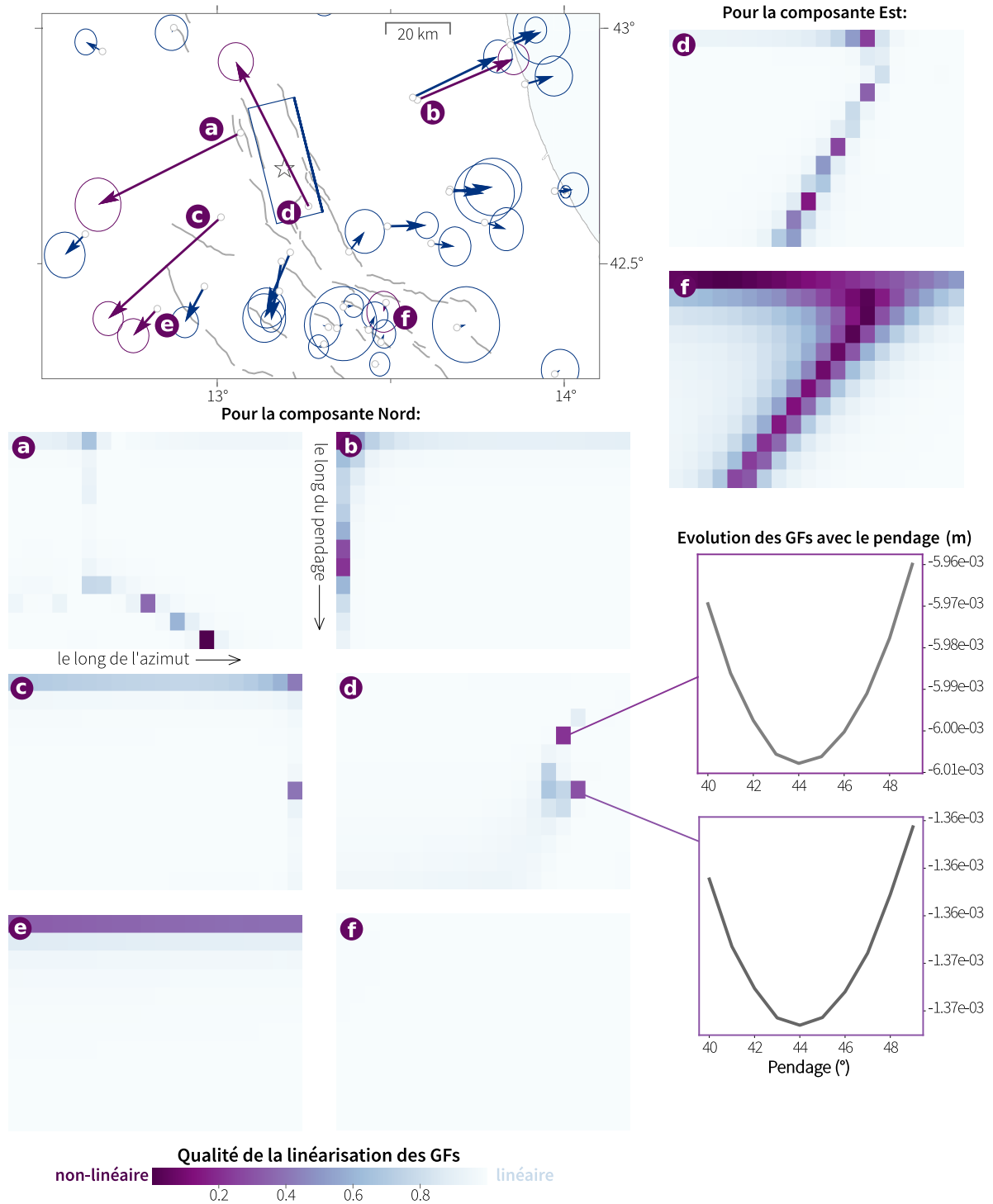
**FIGURE 5.2 – Evolution des fonctions de Green (GFs) du séisme d'Amatrice avec le pendage entre 20 et 80°, pour l'ensemble des paramètres en dip-slip et les composantes Nord et Est d'une station en champ proche (d) et d'une station en champ lointain (e).** La localisation des stations est indiquée sur la carte de la Figure 5.3. L'intervalle considéré dans le Chapitre 3 est indiqué en gris clair, et le pendage choisi a priori est en gris foncé.

champs proche, et deux plus éloignées de la source. Pour les composantes Nord et Est des stations, la qualité de la linéarisation, évaluée par le coefficient R de corrélation de Pearson, est représentée pour chacun des paramètres du glissement (et donc pour chaque sous-faille). La majorité des couples mesure/paramètre sont caractérisés par des GFs linéarisables sur cet intervalle de pendage. Toutefois, pour quelques sous-failles, l'hypothèse de linéarisation n'est pas valable. C'est notamment le cas pour la station (d), située dans la ville d'Amatrice, et pour la composante Est de la station (f), située plus au Sud dans la province de la ville de L'Aquila. En détail, la courbe représentant l'évolution des GFs avec le pendage est similaire à une parabole pour la station (d). La dérivée de la courbe au pendage choisi *a priori* (45°) n'est pas nulle, mais l'intervalle choisi est trop grand pour l'estimer correctement. Toutefois, le coefficient R utilisé ici pour caractériser la qualité de la régression linéaire ne tient pas compte de l'amplitude du déplacement prédit à la surface. En effet, même si l'hypothèse de linéarisation n'est pas valable pour un couple mesure/sous-faille qui produit peu de déplacement en surface (comme pour la station (f)), cela aura peu d'influence sur l'inversion du glissement.

Si l'on normalise ce coefficient R par le rapport entre la moyenne des prédictions pour l'intervalle de pendage considéré, et la prédiction maximale moyenne pour l'ensemble des sous-failles (voir Fi-

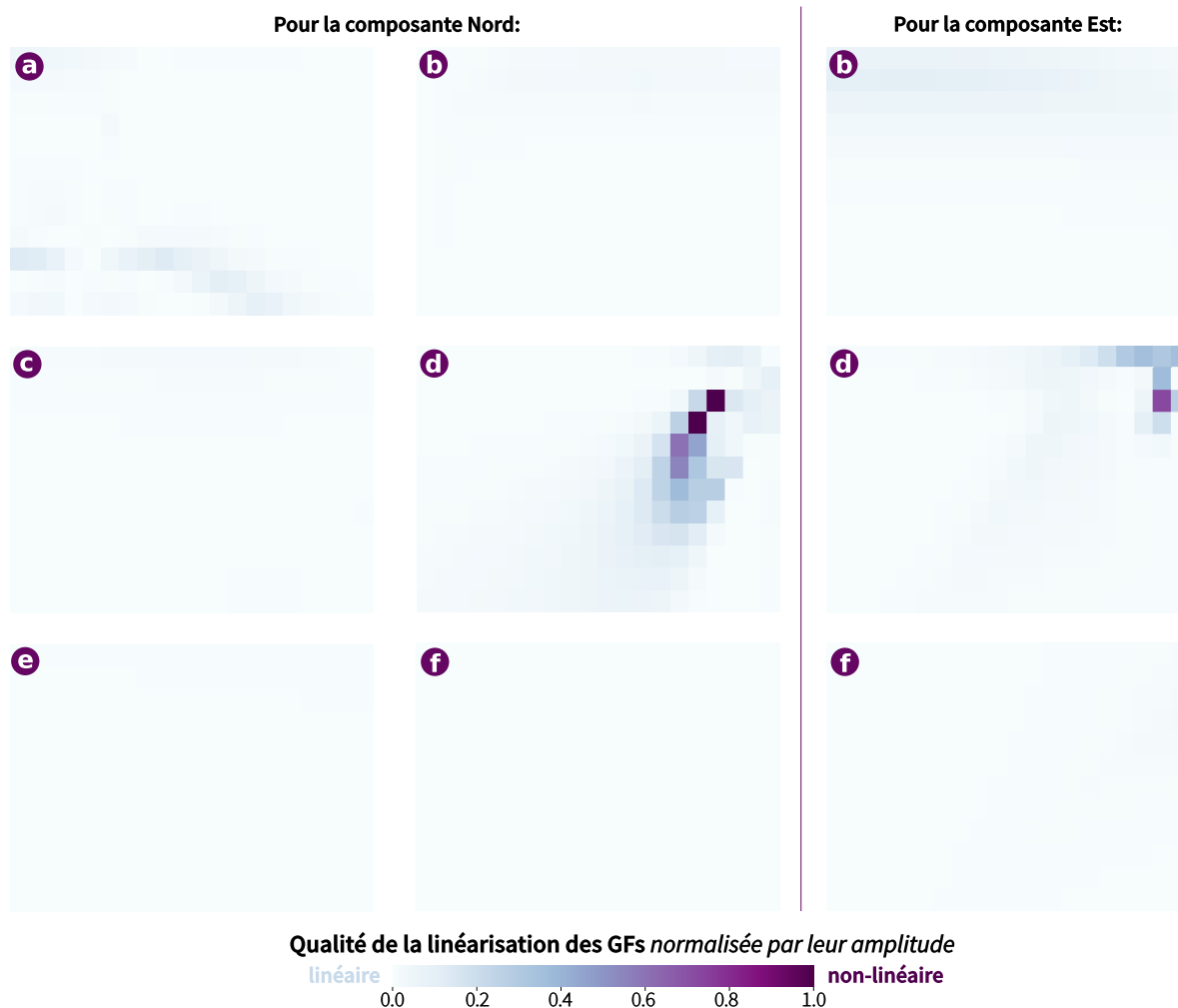
La limite principale de l'approche que nous proposons dérive de la linéarisation qui est effectuée. En effet, l'évolution des fonctions de Green (GFs dans la suite de la section) avec un paramètre quelconque décrivant la géométrie d'une faille n'est pas linéaire (Figure 5.2). Pour que notre approche fonctionne, nous faisons l'hypothèse que cette évolution peut être linéarisée pour des petites variations du paramètre considéré. L'intervalle de variation du paramètre considéré va donc conditionner le succès de la linéarisation : si l'intervalle est trop grand, il y a de fortes chances pour que l'hypothèse ne soit pas vérifiée.

Mais, même lorsque l'intervalle choisi est d'amplitude limitée, il est probable que l'évolution de quelques GFs ne soit pas linéaire. La Figure 5.3 montre la qualité de la linéarisation réalisée pour les prédictions du séisme d'Amatrice, au Chapitre 3. Nous analysons l'évolution des GFs en fonction du pendage, variant entre 40° et 50°, pour 4 stations GNSS en



**FIGURE 5.3 – Qualité de la linéarisation des fonctions de Green du séisme d'Amatrice, pour l'ensemble des paramètres en dip-slip et les composantes Nord et Est de quelques points GNSS.** En haut, la carte montre la position des stations GNSS analysées, et le déplacement horizontal mesuré pendant le séisme. La station (d) est la plus proche de la faille et se situe dans la ville d'Amatrice. La station (f) est la plus lointaine. La faille causative du séisme est vue en coupe pour chaque station, et les sous-failles sont colorées d'après la qualité de leur linéarisation sur l'intervalle de pendage 40-50°. La qualité de la linéarisation correspond au coefficient de corrélation de Pearson. Nous montrons aussi l'évolution des GFs calculées pour la composante Nord de la station (d) pour deux sous-failles : celle-ci a une forme parabolique sur ce domaine de pendage.





**FIGURE 5.4 – Qualité de la linéarisation des fonctions de Green du séisme d'Amatrice, pour l'ensemble des paramètres en dip-slip et les composantes Nord et Est de quelques points GNSS.** Cette fois ci, la qualité de la linéarisation  $\alpha$  dépend aussi de l'amplitude des GFs :  $\alpha(i, j) = (1-R) \times \langle G_{d,i,j} \rangle_d / \langle \langle \max_i (G_{d,i,j}) \rangle_j \rangle_d$ , avec  $d$  le pendage,  $i$  la donnée considérée,  $j$  le paramètre considéré,  $R$  la valeur  $R$ , et  $\langle \cdot \rangle_x$  caractérisant la moyenne arithmétique selon les valeurs définies par  $x$ .

gure 5.4), l'hypothèse de linéarisation devient valable pour la quasi totalité des couples mesure/paramètre, même si quelques sous-failles problématiques subsistent pour les stations les plus proches de la faille. Ces sous-failles ne correspondent pas à des zones de glissement fort, et on peut donc suggérer que la non-validité de l'hypothèse de linéarisation a peu d'influence sur la modélisation du glissement. Finalement, la validité de l'hypothèse de linéarisation dépend de nombreux paramètres : la géométrie de la faille choisie *a priori*, l'intervalle d'évolution du paramètre considéré, l'emplacement des mesures, le modèle estimé *a posteriori*. Ces paramètres changent pour chaque séisme analysé : pour être certain que l'hypothèse est valide, il faudrait analyser en détail l'évolution des GFs pour chaque paramètre. Une pratique plus rapide et plus sûre serait donc de choisir un intervalle très restreint ( $\leq 2 - 5^\circ$  pour le pendage par exemple), même si la variance *a priori* est plus grande que cet intervalle.

Comme souligné dans les paragraphes précédents, l'approche proposée au Chapitre 2 nécessite le choix *a priori* d'une géométrie de faille particulière, ce qui implique que l'architecture de la faille est connue, au moins au premier ordre. Ce n'est pas le cas pour tous les séismes. Par exemple, la faille du séisme de Palu ( $M_w 6.5$ , 2018, Indonésie) est bien dessinée en surface (Figure 1.19), mais l'incertitude

est très grande sur sa structure en profondeur. Dans les Chapitres 2 et 3, nous mettons en garde contre l'inversion de la géométrie de la faille lorsque l'incertitude des paramètres qui ne sont pas inversés n'est pas prise en compte. Toutefois, cette inversion s'avère nécessaire lorsque la structure d'une faille est méconnue. Cette inversion peut permettre le choix d'une géométrie *a priori* : même si les paramètres inversés sont probablement loin de refléter la réalité, ils serviront de base à une modélisation plus réaliste qui a pour finalité l'introduction des incertitudes sur cette géométrie.

Enfin, une autre limite majeure de notre approche est qu'elle n'est pas applicable en l'état à un problème inverse cinématique. En effet, l'ajout de la dimension temporelle des formes d'onde complexifie d'autant plus la caractérisation de l'évolution des GFs. Le développement d'une méthodologie permettant de prendre en compte les incertitudes sur la géométrie de la faille dans des inversions cinématiques est sûrement la suite logique, et la perspective principale, de ce travail de thèse. Dans les paragraphes qui suivent nous suggérerons quelques pistes qui pourraient permettre d'arriver à un tel résultat.

Pour commencer, dans le cas d'une inversion jointe basée sur des données statiques et cinématiques, l'ajout des seules incertitudes statiques peut altérer les résultats de l'inversion. En effet, l'introduction de  $C_p$  augmente l'incertitude des données considérées, et donc en diminue le poids ; et ainsi augmente le poids des données cinématiques relativement aux données statiques. Pour une inversion jointe, il est sans doute plus pertinent de ne pas inclure d'incertitudes sur la géométrie des failles (sauf si la procédure d'inversion consiste à d'abord réaliser une inversion strictement statique, dans ce cas les incertitudes pourront être prises en compte à cette étape).

Souvent, les incertitudes des observations cinématiques, mais aussi des prédictions lorsqu'elles sont estimées, sont considérées comme stationnaires (Duputel et al., 2012b; Hallo & Gallovič, 2016). Pour estimer les incertitudes cinématiques, on pourrait imaginer calculer l'incertitude statique (donc la variation du déplacement prédit en surface pour les composantes Est, Nord et Vertical) à l'emplacement des stations utilisées, et considérer que cette incertitude stationnaire reflète celle de la forme d'onde pour chaque pas de temps. Mais cette approximation est probablement beaucoup trop forte lorsque les incertitudes concernent la géométrie de la faille.

Le cadre théorique permettant d'incorporer les incertitudes des observations est tout à fait similaire au cas statique (voir Section 1.3.1). La seule différence étant que les données cinématiques ont une dimension temporelle, les incertitudes introduites pourront aussi dépendre du temps avec un sous-échantillonnage temporel similaire à celui des données. On pourra donc définir la matrice de covariance coût  $C_x(\mathbf{m}, t)$  (Tarantola, 2005; Minson et al., 2013, 2014; Duputel et al., 2014) comme

$$C_x(\mathbf{m}, t) = C_d(t) + C_p(\mathbf{m}, t). \quad (5.1)$$

Pour introduire les incertitudes dérivant de notre mauvaise connaissance d'un paramètre  $\Psi$  décrivant la géométrie de la faille, on devra donc calculer un noyau de sensibilité  $\mathbf{K}_\Psi^G$  des fonctions de Green (indépendant du modèle de source recherché) tel que

$$(\mathbf{K}_\Psi^G)_{ijk}(\Psi_{\text{prior}}, t) = \frac{\partial G_{ik}(t)}{\partial \Psi_j}(\Psi_{\text{prior}}), \quad (5.2)$$

avec  $\Psi_{\text{prior}}$  le paramètre choisi *a priori*, et les fonctions de Green variant en fonction du temps. On cherche donc à calculer la dérivée des GFs par rapport à la variation du paramètre considéré  $\Psi$ . Puisque les données sont sous-échantillonnées, cette dérivée peut être estimée pour chaque pas de temps  $t_m$  décrivant l'enregistrement, et on peut estimer un noyau de sensibilité pour chaque pas de temps, tel que

$$(\mathbf{K}_\Psi^G)_{ijk,m}(\Psi_{\text{prior}}) = \frac{\partial G_{ik}(t_m)}{\partial \Psi_j}(\Psi_{\text{prior}}). \quad (5.3)$$

Cette approche aura les mêmes limitations que pour le cas statique : l'évolution stationnaire des GFs avec la géométrie de la faille est peut être fortement non linéaire. Cela reste à analyser pour chaque

évènement. La pertinence de cette approche est toutefois à démontrer avec des tests synthétiques.

En théorie, il serait aussi possible de calculer l'incertitude des fonctions de Green de manière empirique. On pourrait comparer le signal émis par des séismes (équivalents à des points source) pour une même région de faille. Ces séismes-équivalents-points-source pourraient, par exemple, être des répliques de grands séismes de subduction. La différence entre les deux signaux correspondrait à la signature sismique de cette région de faille. Cette signature pourrait être évaluée pour chaque prédiction, et pour plusieurs régions de faille de manière à couvrir l'ensemble des sous-failles considérées. Il suffirait ensuite de transposer cette signature dans le domaine des prédictions à l'aide d'un modèle de source choisi *a priori*. En pratique, cette approche est sûrement assez complexe à mettre en œuvre, car la signature sismique de la faille sera très dépendante des enregistrements et de leur traitement : filtrage, échantillonnage, etc.

### 5.3 Approche CTW : perspectives

Dans le chapitre d'introduction, nous suggérons que l'approximation temporelle du problème direct pourrait être restreinte, notamment grâce à l'amélioration de la résolution temporelle de nos données. Nous évoquons la mise en place de GNSS haute fréquence à bas coût, ou encore l'utilisation d'interférogrammes Sentinel 1 (avec une répétitivité de 6 jours). Toutefois, nous montrons dans le Chapitre 4 qu'une contamination du signal co-sismique par 6 jours de déformation post-sismique peut avoir une large influence sur les modèles co et post-sismiques estimés. Nous montrons aussi que la mise en place de quelques stations GNSS haute fréquence en champs proche (4-5 pour le séisme de L'Aquila) ne suffit pas pour imager de manière robuste le glissement co-sismique sur la faille : le nombre de stations ne permet pas d'obtenir une résolution correcte.

L'approche CTW est donc une réponse pertinente, et suffisante, pour imager les glissements co- et post-sismiques avec les types de données à notre disposition : quelques stations GNSS HF en champs proche, complétées avec des données GNSS journalières et InSAR. Nous montrons aussi que cette approche est nécessaire. Si elle n'est pas mise en œuvre, non seulement les modèles co- et post-sismiques sont biaisés, mais notre compréhension de la déformation post-sismique précoce est négligée, et les interprétations des processus ayant lieu sur la faille peuvent être inexacts (par exemple, pour le séisme de L'Aquila, plusieurs études faisaient état d'une corrélation entre la localisation des répliques et du glissement post-sismique. Nous montrons que ce n'est pas le cas.).

L'approche CTW nécessite l'information apportée par quelques données strictement co-sismiques, de préférence situées en champs proche. Bien que ces données soient encore rares, l'avènement des GNSS HF à bas coût pourrait permettre d'instrumenter de nombreuses régions sismogènes. Nos résultats confirment l'intérêt du développement de tels instruments, et la nécessité de leur déploiement à grande échelle.

Mais un autre type de données existe, qui enregistre les séismes avec un temps d'échantillonnage inférieur au dixième de seconde, et qui est déjà déployé dans la plupart des régions sismogènes : les accéléromètres. Ces instruments enregistrent l'accélération du sol. En théorie, il suffit donc d'intégrer deux fois l'accélération mesurée pour obtenir le déplacement du sol en fonction du temps. En pratique toutefois, l'intégration du signal s'avère plus complexe, parce que les enregistrements sont perturbés par différentes sources de bruit. Entre autre, ce bruit empêche la double intégration du signal en accélération, parce qu'il provoque des décalages dans les valeurs moyennes (*baseline*) des signaux en vitesse et en déplacement (e.g., Boore, 2001; Graizer, 2010). Plusieurs techniques ont été proposées pour corriger ces décalages (e.g., Boore, 2001; Boore & Bommer, 2005; Chao et al., 2010; Wang et al., 2011), mais ces corrections ne sont généralement pas suffisantes. Par exemple, Wang et al. (2011) montrent que le déplacement intégré et corrigé des accéléromètres a généralement entre 10 et 20% d'écart avec celui

enregistré par des GNSS HF aux mêmes emplacements. Le déplacement dérivé d'un signal d'accélération par Wang et al. (2013) montre d'ailleurs des différences significatives avec celui mesuré par GNSS HF. Ainsi, le déplacement du sol obtenu par double intégration d'enregistrements accélérométriques ne semble, à ce jour, pas assez robuste pour être utilisé comme mesure strictement co-sismique dans notre approche CTW.

Toutefois, l'analyse récente de Madariaga et al. (2018) suggère que le déplacement strictement co-sismique pourrait être retrouvé après une intégration simple du signal en accélération. Ils montrent en effet que le spectre de Fourier de la vitesse du sol converge vers le déplacement statique co-sismique pour les basses fréquences. Cette convergence est valable pour des accéléromètres situés en champ proche, "au rocher" (pour éviter des effets de site non-linéaires), et avec un bon ratio signal sur bruit. Ils soulignent que pour cette application, les données en champ proche peuvent être situées assez loin de la source ; par exemple, jusque 200 km pour le séisme d'Iquique ( $M_w$  8.2, 2014, Chili). Pour certains séismes, quelques accéléromètres doivent satisfaire les critères précédents. L'approche CTW pourrait donc être appliquée aux anciens et futurs séismes qui ont été enregistrés par des accéléromètres bien placés.

La portée de l'approche CTW n'est pas limitée à la modélisation du glissement co-sismique. Nous suggérons déjà dans le Chapitre 4 que cette approche peut être utile pour modéliser différentes phases de la déformation post-sismique, avec ou sans le glissement co-sismique. Mais on pourrait aussi imaginer conjointement l'ensemble du cycle sismique, en incluant des données sur des périodes de temps variable, couvrant les périodes inter, pré-, co- et post-sismiques. De même, cette approche se révèle pertinente pour l'analyse des séquences de séismes, que les séismes soient séparés par quelques jours ou quelques mois. Par exemple, cette approche pourrait nous aider à comprendre plus précisément les interactions entre les séismes de la séquence italienne de 2018 (en raffinant les résultats de Walters et al., 2018), ou encore d'analyser les 4 séismes de  $M_w > 6.3$  qui ont frappé l'île de Lombok (Indonésie) en août 2018. Enfin, de nombreux séismes ont été enregistrés par des données couvrant des fenêtres temporelles de durée variable. Ils pourraient être ré-analysés plus finement avec l'approche CTW : les modèles estimés pourraient être significativement changés.

## 5.4 Retour sur l'intérêt des procédures d'inversion bayésiennes

En introduction, nous rappelions les quelques avantages à utiliser des méthodes d'inversion bayésiennes : exploration de l'ensemble de l'espace des solutions, estimation de l'incertitude *a posteriori* sur les paramètres du modèle, régularisation ou lissage *a priori* non nécessaire, etc. Les analyses conduites dans les différents chapitres de cette thèse ont été facilitées et affinées grâce aux méthodes probabilistes. D'une part, l'information obtenue sur la distribution de probabilité des paramètres (et donc sur leur incertitude) améliore la qualité de l'interprétation par rapport à des méthodes classiques. Il est possible de déterminer quels sont les caractéristiques du modèle les plus probables, ceux qui sont crédibles et ceux qui ont peu de chance de l'être. Ce gain d'information est particulièrement utile lorsque la résolution sur la faille est limitée, comme c'est le cas pour des glissements de faible amplitude, par exemple pour le glissement post-sismique. D'autre part, les méthodes probabilistes sont particulièrement efficaces pour analyser l'effet de l'introduction des incertitudes dans la procédure d'inversion. L'impact des incertitudes est analysé pour l'ensemble de l'espace des solutions, et non pour un modèle unique. Ces méthodes sont aussi probablement plus sensibles à l'introduction des incertitudes, pour les mêmes raisons. Finalement, la quantité d'information utile apportée par les méthodes bayésiennes n'est pas négligeable, car elle conditionne nos interprétations. Ce gain d'information compense largement les potentiels points négatifs des méthodes bayésiennes, notamment le coût élevé en terme de ressources informatiques ou de temps de calcul.

Un apport non négligeable de l'algorithme AI-Tar (et d'autres approches probabilistes, e.g. Nocquet,

2018) réside dans la spécification de distributions *a priori* pour les paramètres du modèle. Ces distributions *a priori* peuvent notamment servir de contrainte de positivité pour chacune des fenêtres temporelles de l'approche CTW. Cette caractéristique pourrait par exemple être exploitée pour imager l'évolution temporelle des glissements transitoires inter-sismiques avec une contrainte de positivité ; contrainte qui est quelquefois manquante, résultant en des modèles de glissement avec des fortes composantes négatives (e.g., Schmidt & Gao, 2010; Bartlow et al., 2011, 2014).

On peut conclure que l'emploi de procédures bayésiennes est particulièrement indiqué si l'on désire réaliser une interprétation poussée des modèles estimés, et de leur fiabilité. Ces méthodes pourraient paraître moins intéressantes (dans le sens du gain d'information) dans certains cas : par exemple pour des séismes très bien résolus. Mais même lorsque l'incertitude *a posteriori* est limitée, alors les méthodes probabilistes ont été nécessaires pour montrer que le modèle est crédible et bien contraint. On pourrait aussi penser que les méthodes bayésiennes ne sont pas nécessaires pour l'estimation rapide du glissement. Pourtant, c'est peut être pour cette application que ce type de méthodes a le plus de potentiel : parce que pour l'estimation rapide, les données sont en nombre limité, les incertitudes épistémiques sont fortes et la résolution sur la faille est faible. Le risque est donc grand de tomber dans un minimum local. Les méthodes probabilistes permettent d'évaluer la crédibilité d'un modèle, et d'éviter des interprétations basées sur des modèles invraisemblables.

## 5.5 Quel futur pour les modèles de source et de glissement ?

Notre connaissance des séismes est encore limitée. On peut citer quelques questions majeures pour lesquelles nous n'avons pas encore de réponse. Comment les séismes s'initient-ils ? Des signes précurseurs existent-ils pour certains de ces événements ? Comment les séismes évoluent, et s'arrêtent-ils ? Comment interagissent les séismes, entre eux et avec la déformation asismique ?

La modélisation et l'imagerie des processus se produisant sur les failles nous aideront à répondre à ces questions. Mais pour cela, nos modèles doivent devenir plus complets, et plus complexes, pour se rapprocher de la réalité. Notamment, c'est notre description du problème direct qui doit devenir plus réaliste, en intégrant de manière systématique les hétérogénéités en 3D de l'intérieur de la terre, la topographie de la région, sans oublier la zone d'endommagement autour des failles. L'architecture des failles sera aussi plus fidèle, en reflétant au moins en surface l'état de nos connaissances. Ce problème direct plus réaliste servira de support à des inversions cinématiques ou dynamiques, qui décriront plusieurs échelles temporelles et spatiales. Par exemple, ces inversions s'intéresseront à modéliser un séisme, une séquence, ou même le cycle sismique dans son intégralité. L'impact de structures à grande échelle, mais aussi des hétérogénéités microscopiques (comme la rugosité des failles par exemple) pourra être analysé. On pourrait même imaginer modéliser l'évolution dynamique de la friction sur la faille, intégrer l'influence potentielle des fluides sur les différents mécanismes en jeu, ou encore considérer qu'il n'y a pas qu'un seul front de rupture, mais plusieurs.

On l'a montré dans cette thèse, la quête de réalisme ne peut que s'accompagner d'une estimation exhaustive des incertitudes qui contaminent la procédure de modélisation. Quelques méthodes ont été proposées pour prendre en compte diverses sources d'incertitudes, y compris dans cette thèse, mais ces solutions restent encore limitées à quelques cas particuliers. Par exemple, les incertitudes épistémiques ne sont pas prises en compte dans les inversions dynamiques. Cette estimation exhaustive des incertitudes doit aussi se faire *a posteriori* : une interprétation fiable ne peut se passer de l'analyse des incertitudes affectant les paramètres estimés. Espérons que les approches bayésiennes deviendront la norme.

Le réalisme et l'exhaustivité de nos modélisations ne pourront s'améliorer qu'avec la qualité de nos mesures et de leur traitement. Celles-ci devront être plus nombreuses, avec un meilleur échantillonnage temporel et spatial. Ce progrès est déjà en cours et les capteurs à bas coût (GNSS HF et sismomètres),

la fibre optique (e.g., Lindsey et al., 2017; Jousset et al., 2018), les Mermaids<sup>3</sup> (e.g., Hello et al., 2011; Nolet et al., 2019) et OBS<sup>4</sup> (e.g., Operto et al., 2006; Singha et al., 2019), amélioreront la couverture des données à terre et en mer. L'augmentation du nombre de données, du nombre de dimensions du problème inverse et de la complexité du problème direct est envisageable, parce que les capacités de calcul informatique sont en constante amélioration.

Enfin, une meilleure compréhension des séismes sera bien-sûr possible grâce à l'analyse des événements à venir. Mais elle dépendra aussi de la révision d'événements passés. En effet, le développement de nouvelles techniques peut aider à remettre en perspective d'anciens résultats. Par exemple, nous suggérons au Chapitre 4 que les modèles de glissement co-sismiques estimés avec des mesures contenant de la déformation post-sismique pouvaient être biaisés d'environ 30%. Quelles seraient les implications pour notre compréhension si les modèles de séismes concernés étaient tous biaisés de 30% ?

---

<sup>3</sup>Les Mermaids, ou *Mobile Earthquake Recording in Marine Areas by Independent Divers*, sont des flotteurs équipés d'hydrophones, capables d'enregistrer les ondes acoustiques générées par l'arrivée des ondes sismiques sur le plancher océanique.

<sup>4</sup>Les OBS, ou *Ocean-Bottom Seismometer*, sont des sismomètres fixés sur le fond de mer.



# Conclusion Générale

Les séismes, ainsi que les autres mécanismes ayant lieu sur les failles, sont des phénomènes mal connus dont les propriétés changent dans le temps et l'espace, et dont la dynamique imprévisible est influencée par de multiples paramètres. C'est pour mieux analyser ces phénomènes complexes que nous cherchons à les modéliser, pour peut-être un jour parvenir à saisir l'ensemble des mécanismes qui les régissent. La modélisation d'un séisme repose sur trois étapes. L'observation du phénomène à partir de mesures réalisées à la surface de la Terre. Le choix d'un environnement reflétant nos connaissances du système terrestre, et sur lequel notre modèle de séisme viendra se greffer. Enfin, la modélisation du phénomène considéré, qui consiste à en trouver une ou plusieurs représentations permettant de reproduire fidèlement les mesures effectuées.

Ces étapes sont corrompues. D'abord, par les erreurs de mesures et de traitement des données. Ensuite, parce que nos connaissances du globe terrestre sont sommaires. Enfin, parce que plusieurs représentations d'un même séisme sont capables d'expliquer nos observations disparates. Nos modèles de séismes sont donc altérés, peut être au point de ne plus refléter la réalité. Mais des solutions existent : les erreurs de mesures peuvent être estimées et prises en compte, et la diversité des modèles possibles peut être évaluée, notamment grâce à des méthodes de modélisation probabilistes. Toutefois, les incertitudes dérivant de notre médiocre description de l'environnement terrestre sont négligées. L'architecture des failles sismogènes, la composition de l'intérieur du globe, la complexité temporelle des phénomènes sismiques ; tout est simplifié, et notre description du système Terre ne reflète pas la réalité, mais est considérée comme telle.

Avec cette thèse, je m'attache à palier aux incertitudes émanant de notre mauvaise connaissance de la physique du globe terrestre. Quelques solutions ont été proposées, mais concernent seulement les propriétés élastiques de la croûte et du manteau terrestre. Ce n'est pourtant pas la seule caractéristique du globe que nous approximons. Les failles ont une architecture hétérogène et complexe. Nos données superficielles peinent à les caractériser en profondeur, mais elles sont sûrement rugueuses, sinueuses, et peuvent se diviser en multiples ramifications. Pourtant, elles sont généralement considérées comme planes, lisses, simples. Et nos mesures sont aussi limitées par leur résolution temporelle. Un séisme dure quelques secondes, mais son enregistrement contient souvent des informations sur la déformation qui le précède, ainsi que sur celle qui le suit. Ces informations superflues pourraient contaminer nos modèles, et ne sont pas utilisées pour caractériser les processus qui précèdent et suivent les séismes. Dans cette thèse, je m'intéresse donc à ces deux sources d'approximation majeures : l'architecture des failles, et la complexité temporelle des processus en jeu sur celles-ci.

Nous proposons deux méthodes permettant de contrer l'influence de ces approximations sur notre représentation des séismes. L'une permet d'estimer, et d'introduire dans la procédure de modélisation, l'incertitude dérivant de notre mauvaise connaissance de la géométrie des failles. Cette méthode est basée sur l'analyse de la déformation produite en surface par des petites variations de l'architecture d'une faille. L'autre consiste à réorganiser notre manière de décrire le déplacement à la surface de la Terre, pour imager simultanément des données de différentes résolutions temporelles. Cette méthode là



nous permet d'exploiter l'information temporelle de chaque mesure pour caractériser indépendamment chaque étape de la déformation ; par exemple, les quelques secondes du séisme et les quelques jours de déformation qui suivent.

Ces méthodes servent de support pour analyser l'impact de nos approximations sur l'imagerie des séismes. Nous démontrons notamment que ces approximations, et les incertitudes qu'elles impliquent, détériorent nos modèles, et que ceux-ci ne sont pas réalistes si les incertitudes sont négligées. Au contraire, si les incertitudes sont prises en compte dans la procédure d'imagerie, les modèles estimés sont plus crédibles et potentiellement plus à même de refléter la réalité. Enfin, nous montrons que si notre vision de la physique terrestre est pervertie par plusieurs approximations, il est nécessaire de toutes les prendre en compte pour espérer obtenir une estimation fiable du séisme.

La quête de réalisme ne peut que s'accompagner d'une estimation exhaustive des incertitudes qui contaminent la procédure de modélisation, sans oublier d'analyser la diversité des modèles possibles. Nous confirmons, une fois de plus, la nécessité de se tourner vers des procédures de modélisation probabilistes, qui permettent d'échantillonner l'ensemble des solutions possibles.

Les méthodes proposées dans ce manuscrit permettent d'améliorer notre compréhension des phénomènes affectant les failles. Nos résultats sont principalement issus de l'analyse de séismes ayant frappé l'Italie Centrale avec des magnitudes modérées, très bien instrumentés, et dont l'environnement est relativement bien connu – garantissant que notre approximation du système Terre est restreinte. Outre avoir permis de souligner quelques caractéristiques spécifiques à ces séismes, nos résultats attirent l'attention sur une perspective troublante. Puisque les modèles de ces séismes bien connus et bien instrumentés se révèlent altérés par nos approximations, qu'en est-il des modèles censés représenter des séismes de magnitude plus importante, moins bien mesurés, ayant frappé des régions moins connues ? A quel point les altérations potentielles de nos modèles ont-elles influencé nos interprétations ?

Finalement, ces résultats confirment la nécessité de poursuivre les efforts vers une modélisation plus réaliste de la source sismique. Cela passera par le développement de nouvelles méthodes permettant de prendre en compte les incertitudes dérivant de nos approximations de la physique du globe terrestre, notamment pour la modélisation de l'évolution temporelle des séismes. Enfin, notre compréhension des séismes se perfectionnera par la multiplication des données, ainsi que par l'amélioration de leur qualité et de leur résolution temporelle.





# Annexe A – Suppléments du Chapitre 2

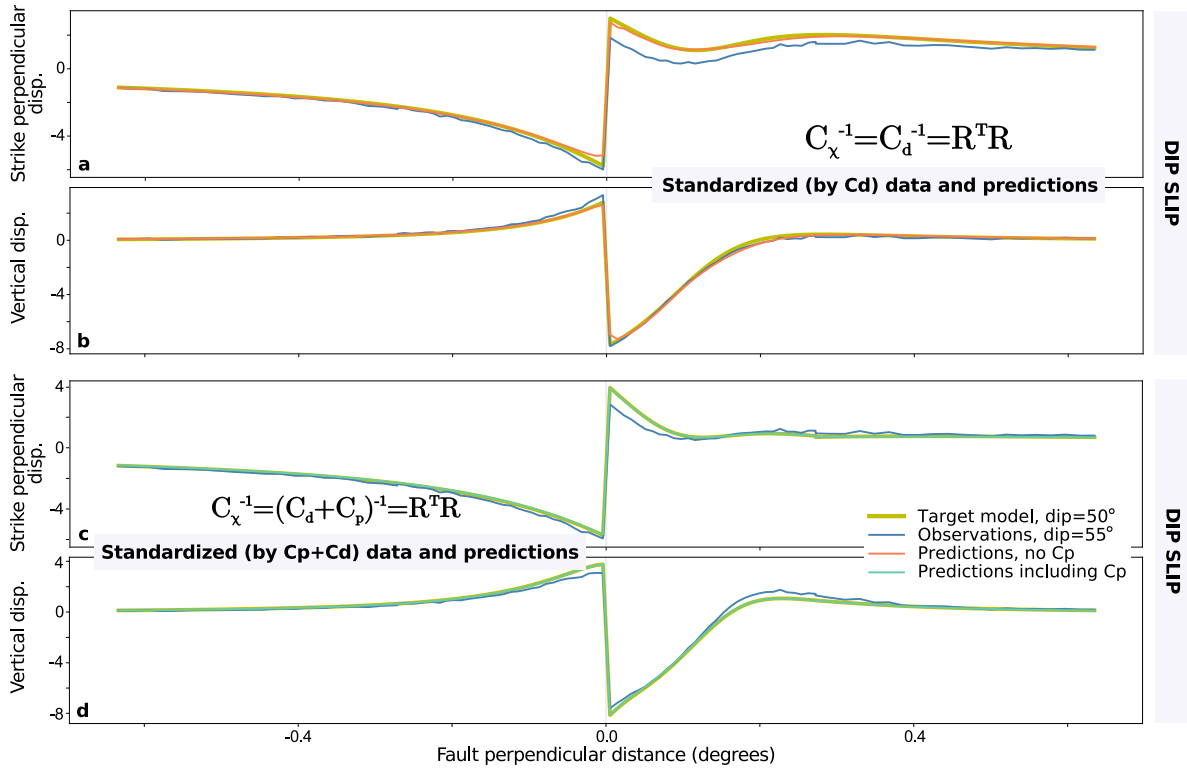
## A.1 Influence of uncertainty on fault dip for an optimization approach

As in the Bayesian approach (Section 2.3.2), we assume a fault with a 20 km down-dip extent that prolongs infinitely along strike, and with a true dip of  $55^\circ$  for the dip-slip case we investigate. The 100 data points follow an irregular distribution and are calculated from a uniform target slip model of 1 meter from the surface to 20 km down dip. To precompute the prediction covariance matrix, we use the result of the optimization neglecting  $C_p$  as initial model (see Section 2.3.1). We perform a non-negative least squares inversion and include spatial smoothing following the approach of Tarantola (2005). The choice of regularization parameters is explained in Fig. A.9.

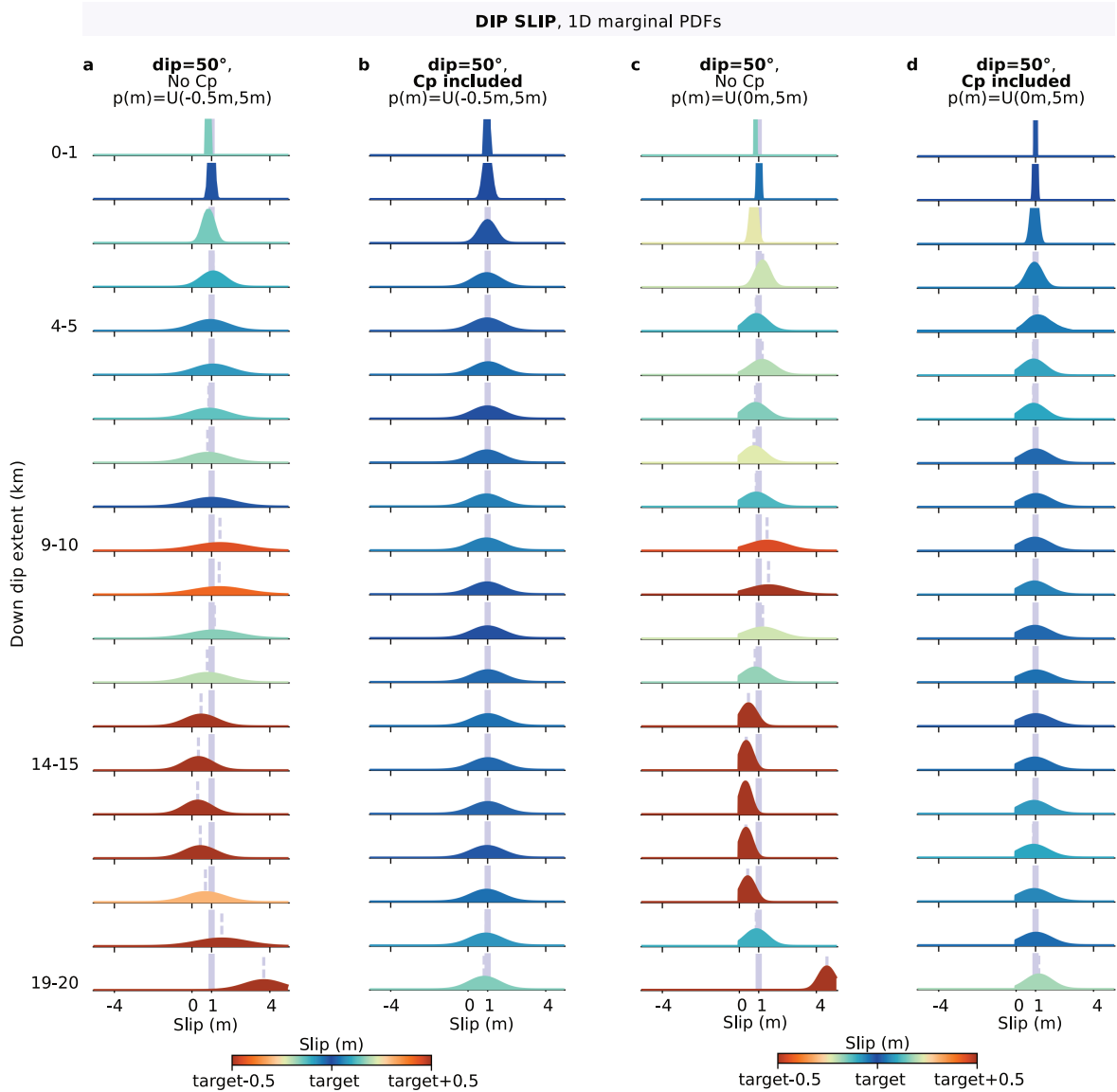
The inferred parameters and their posterior uncertainty  $C_m = (\mathbf{G}^T \cdot C_x^{-1} \cdot \mathbf{G})^{-1}$  are presented in Fig. A.12. Similarly to the Bayesian tests, the ability of the optimization algorithm to approach the target slip model depends on the inclusion of  $C_p$ . If the assumed fault geometry is incorrect and related uncertainties not accounted for (Fig. A.12a), the inferred model is at odds with the target model. Conversely, the inclusion of  $C_p$  in the optimization allows the quasi-perfect approximation of the target model (Fig. A.12b). Comparably to the Bayesian approach, the posterior uncertainty of model parameters increases with depth. For shallowest subfaults, posterior uncertainty is limited. Yet, for deeper subfaults, posterior PDFs become quasi-uniform, similarly to the Bayesian case. This large posterior uncertainty comes from the depth limited model resolution of our fault parametrization (Tarantola, 2005; Menke, 2012). The closer the model resolution is to 1 for a subfault, the better the model is resolved. For our 20-subfaults parametrization, the model resolution falls to almost 0 at depth (Figs A.12a,b). To compensate for this limited resolution, a possibility is to increase the size of subfaults (as discussed in Pritchard et al., 2002; Page et al., 2009) which allows to have a model resolution close to 1 everywhere on the fault (Figs A.12c,d). Figs A.12(c) and (d) show the resulting slip models for a fault discretization coarsening with depth from 1 km-wide subfaults at the surface, to 2 km-wide subfaults and then to 4 km-wide subfaults on the deepest parts of the fault. In this case, the impact of an incorrect fault geometry on inferred parameters is lower (Fig. A.12c) as the problem becomes less under-determined. With  $C_p$  included, the posterior uncertainty is even more reduced and the target model is approached with an uncertainty that does not exceed 20 cm (Fig. A.12d). We could use the same approach to reduce the posterior uncertainty of Bayesian estimations. Qualitatively, the predictions of surface displacement for both models including and neglecting  $C_p$  are identical to the Bayesian approach predictions. RMS of residuals between observations and predictions are smaller for models neglecting  $C_p$  than for models including  $C_p$  : 1.1 mm, 2.5 mm and 0.66 mm respectively for strike-perpendicular, strike-parallel and vertical displacements with no  $C_p$ , while the almost perfectly solved slip distribution with  $C_p$  has RMS of 2.6 mm, 3.7 mm and 1.9 mm. These RMS values are about 2 mm less than the ones found with a Bayesian inversion. Indeed, with the optimization approach, the inversion is based on the minimization of the misfit between observations and predictions. Instead, with a Bayesian approach the misfit is part of likelihood and the algorithm is not strictly driven by misfit minimization. Additionally, the RMS calculated in the Bayesian case is based on the posterior mean model, and not the model minimizing the misfit. Whatever the source

inversion method employed, we show that the inclusion of a dip uncertainty covariance matrix in the inversion is critical to retrieve a more realistic slip distribution model.

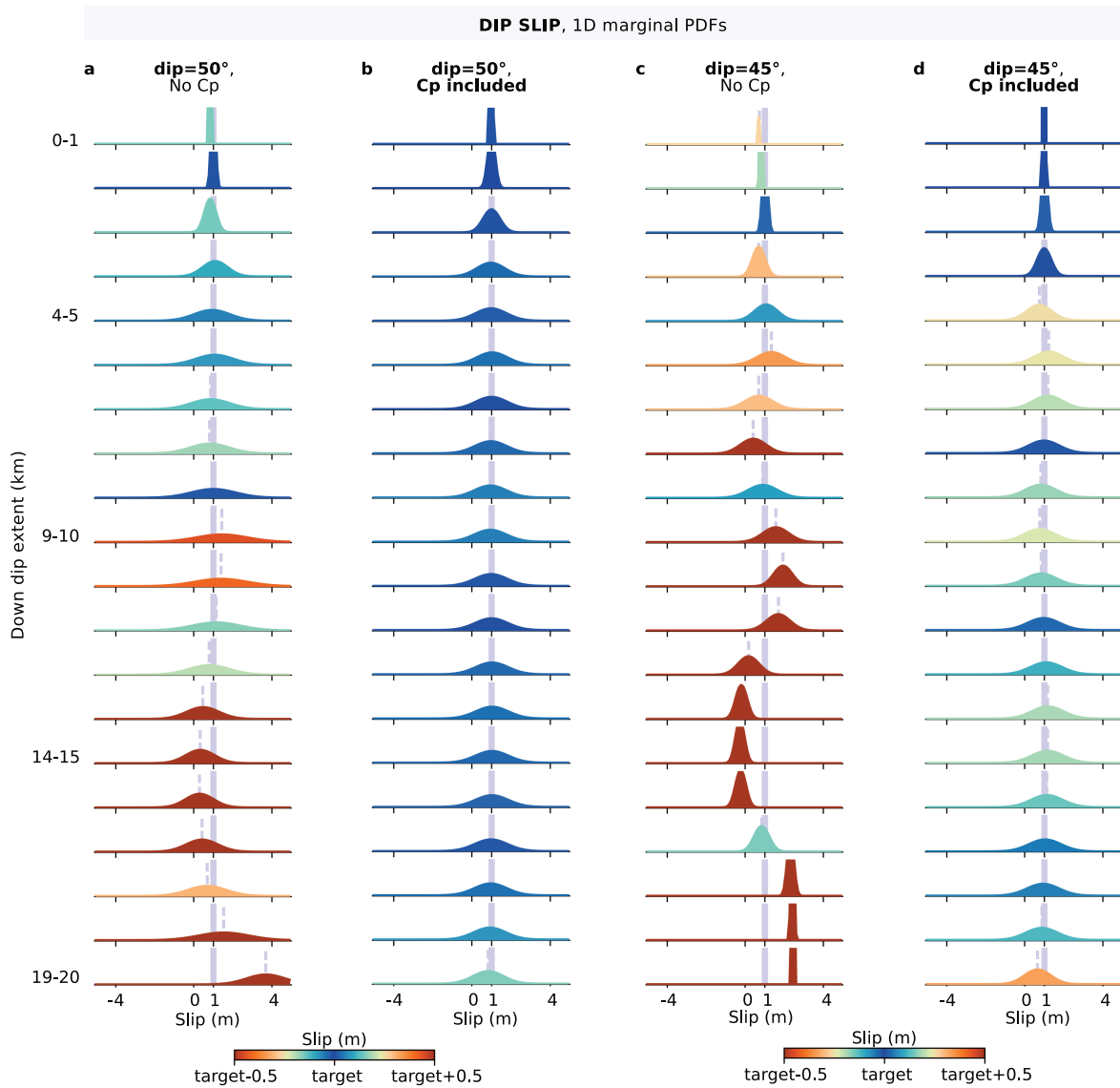
## A.2 Supplementary Figures



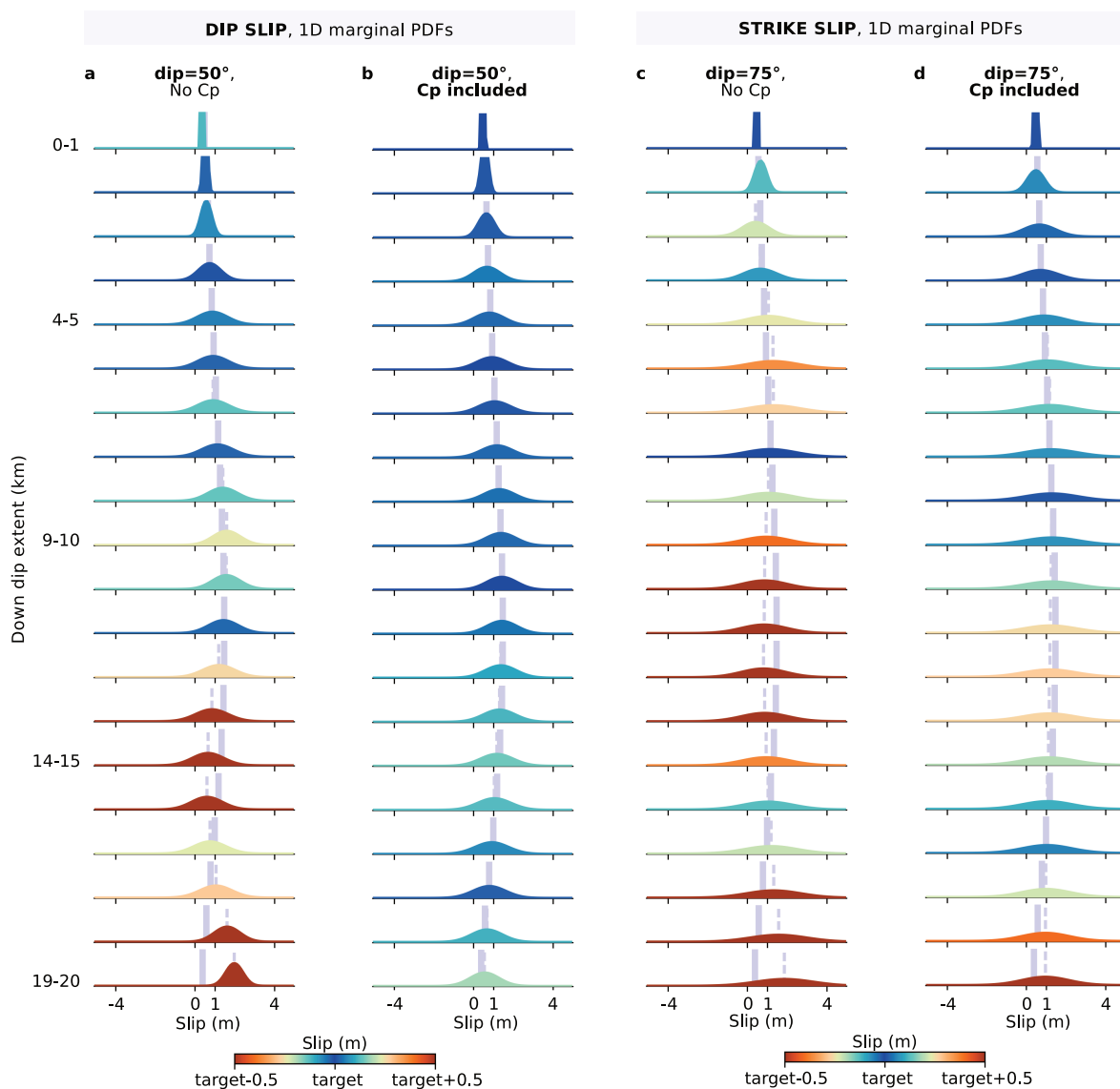
**FIGURE A.1 – Comparisons between standardized data and predictions with and without accounting for  $C_p$ , for a fault with dip-slip motion and assuming an incorrect dip angle.** The location of the fault surface rupture is shown with gray vertical line. Standardized data and predictions without accounting for  $C_p$  (i.e.  $C_\chi = C_d$ ) are shown in (a) and (b), respectively for strike perpendicular and vertical surface displacements. Standardized data and predictions accounting for  $C_p$  (i.e.  $C_\chi = C_p + C_d$ ) are shown in (c) and (d). The standardized observations  $\mathbf{Rd}_{\text{obs}}$  (with  $C_\chi^{-1} = \mathbf{R}^T \mathbf{R}$ ) are shown in blue. The standardized displacements in khaki green are produced by the 1 m uniform target model assuming an incorrect fault dip. The standardized predictions  $\mathbf{Rd}_{\text{pred}}$  shown in orange and green are calculated from the posterior mean model, respectively without and with  $C_p$  included (and thus with a different  $\mathbf{R}$  matrix).



**FIGURE A.2 – Comparison of inversion results with and without neglecting the prediction uncertainty, for a dip-slip scenario with varying assumed prior.** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. In (a) and (b), the assumed prior allows for 50 cm of up dip slip, whereas in (c) and (d) the prior is strictly positive. The posterior PDFs are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if C<sub>p</sub> is included in the inversion. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50cm.



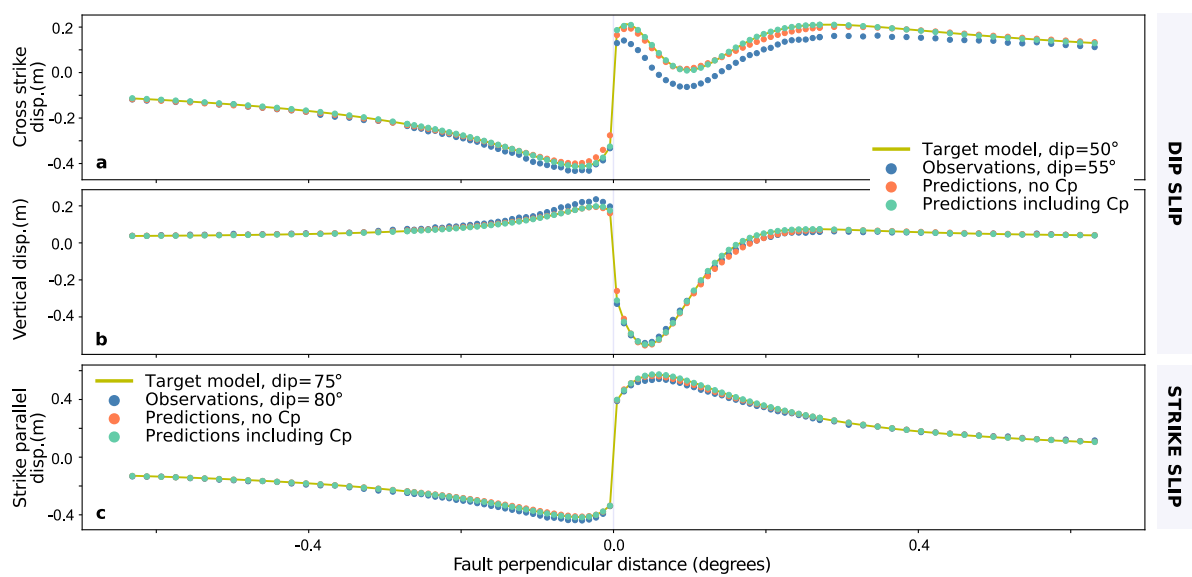
**FIGURE A.3 – Comparison of inversion results with and without neglecting the prediction uncertainty, for a dip-slip scenario.** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The correct fault is of 55° dip, whereas the assumed fault for inversion is of 50° dip in (a) and (b) and of 45° dip in (c) and (d). The posterior PDFs are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if  $C_p$  is included in the inversion. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50cm.



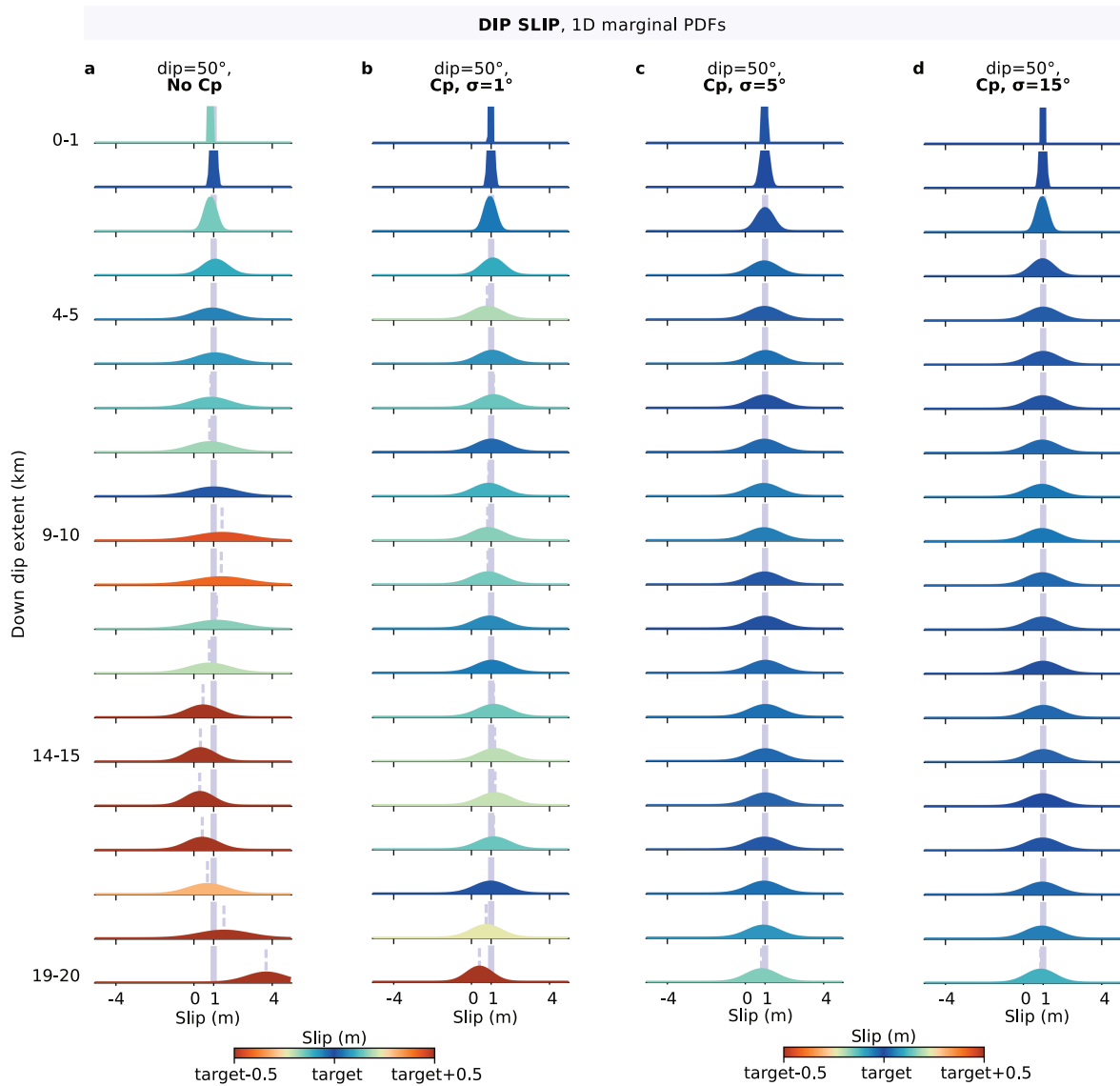
**FIGURE A.4 – Comparison of inversion results with and without neglecting the prediction uncertainty.**

The non-uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The posterior PDFs are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if  $C_p$  is included in the inversion, respectively for dip-slip and strike-slip behavior. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50cm.

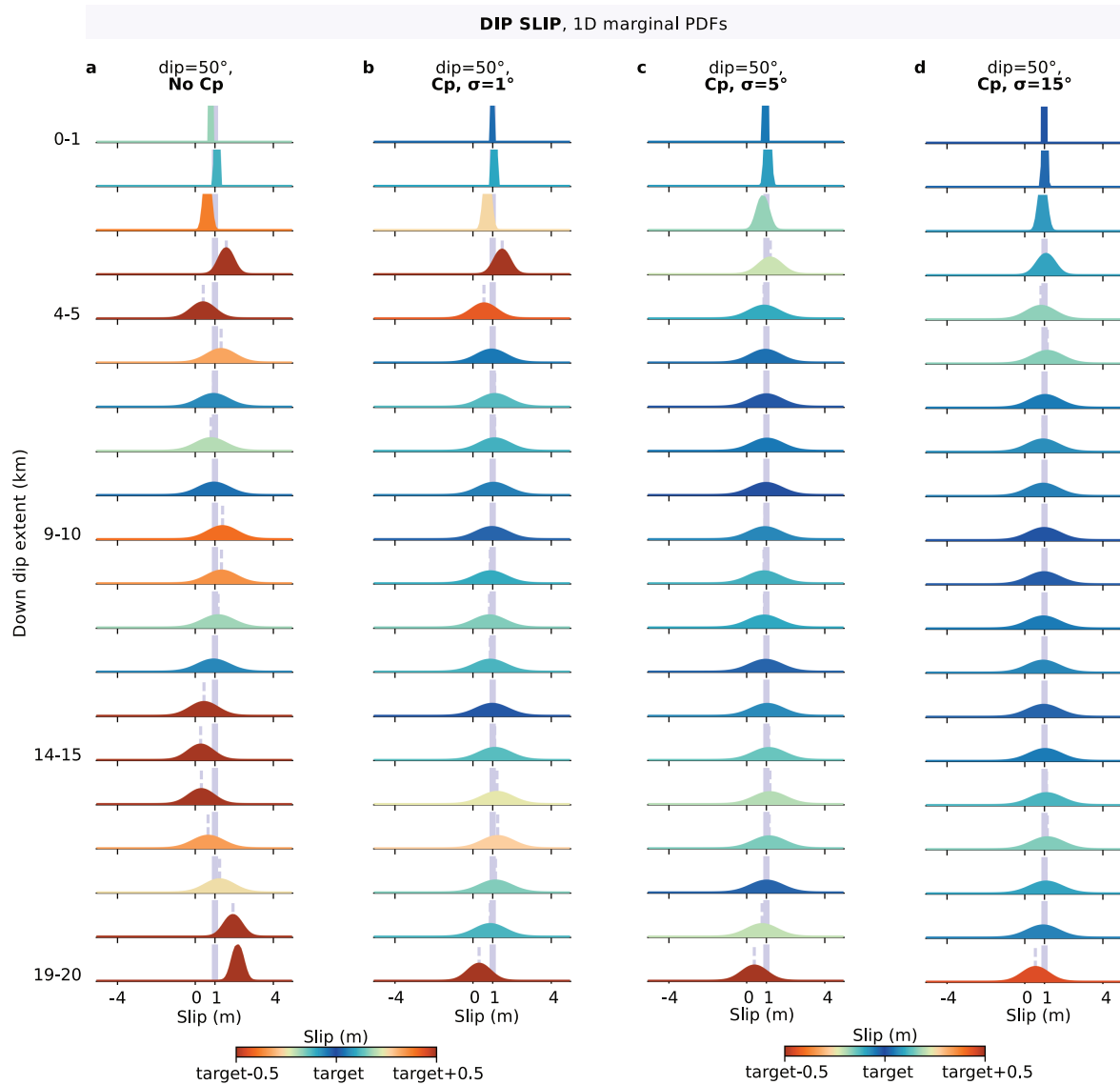




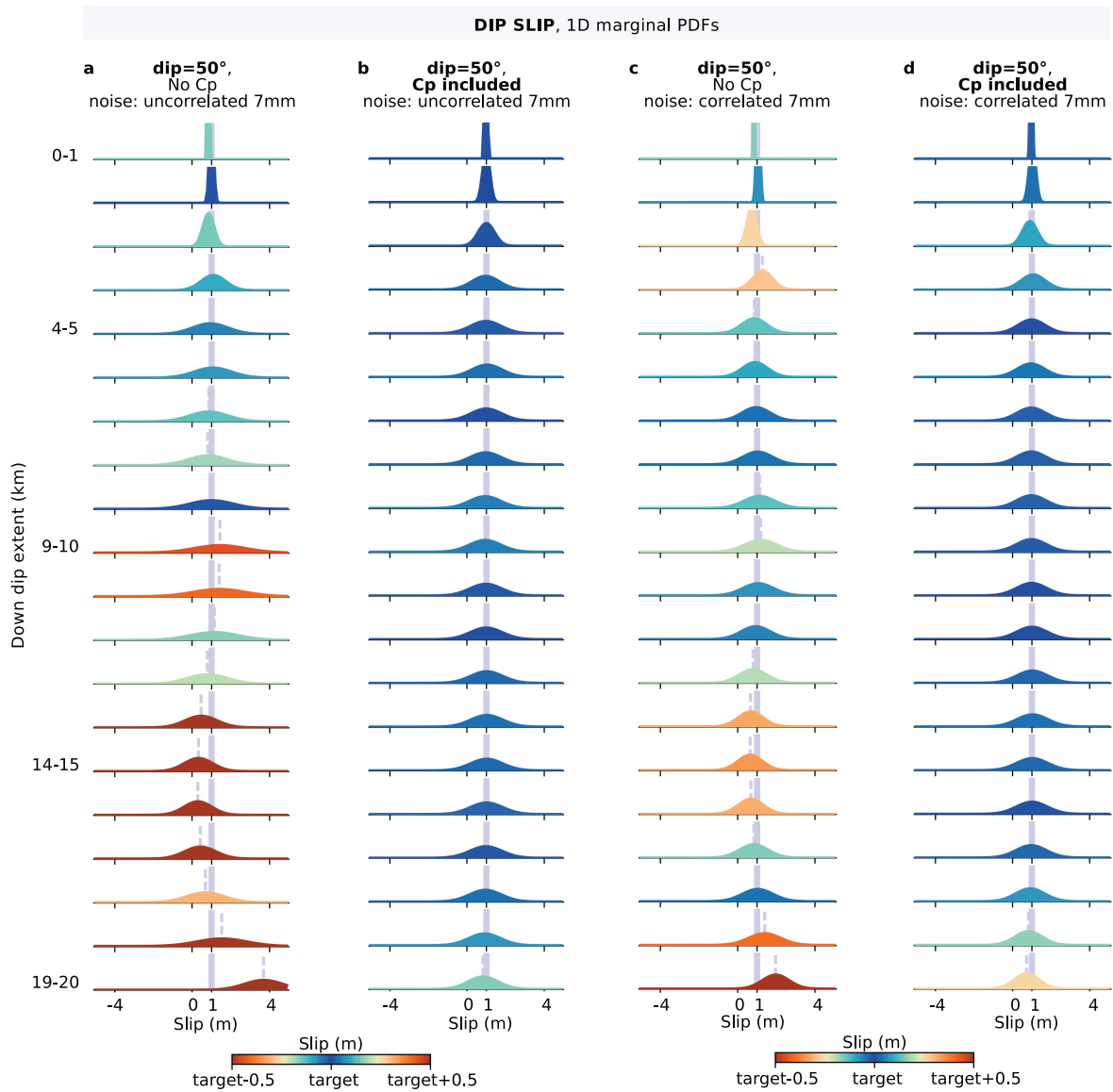
**FIGURE A.5 – Comparisons between synthetic data and predictions with and without accounting for  $C_p$ .** We assume the slip on the fault to be non-uniform. The location of the fault surface rupture is shown with gray vertical line. Dip-slip behavior (assumed fault dip of  $50^\circ$ ) generates cross strike surface displacement (a) and vertical surface displacement (b), whereas strike-slip (assumed fault dip of  $75^\circ$ ) behavior produces only strike parallel displacement (c). The data points (i.e. generated by a slip on the true fault) are shown in blue. The displacements in khaki green are produced by the 1 m uniform target model assuming an incorrect fault dip. The predictions shown in orange and green are calculated from the posterior mean model, respectively without and with  $C_p$  included.



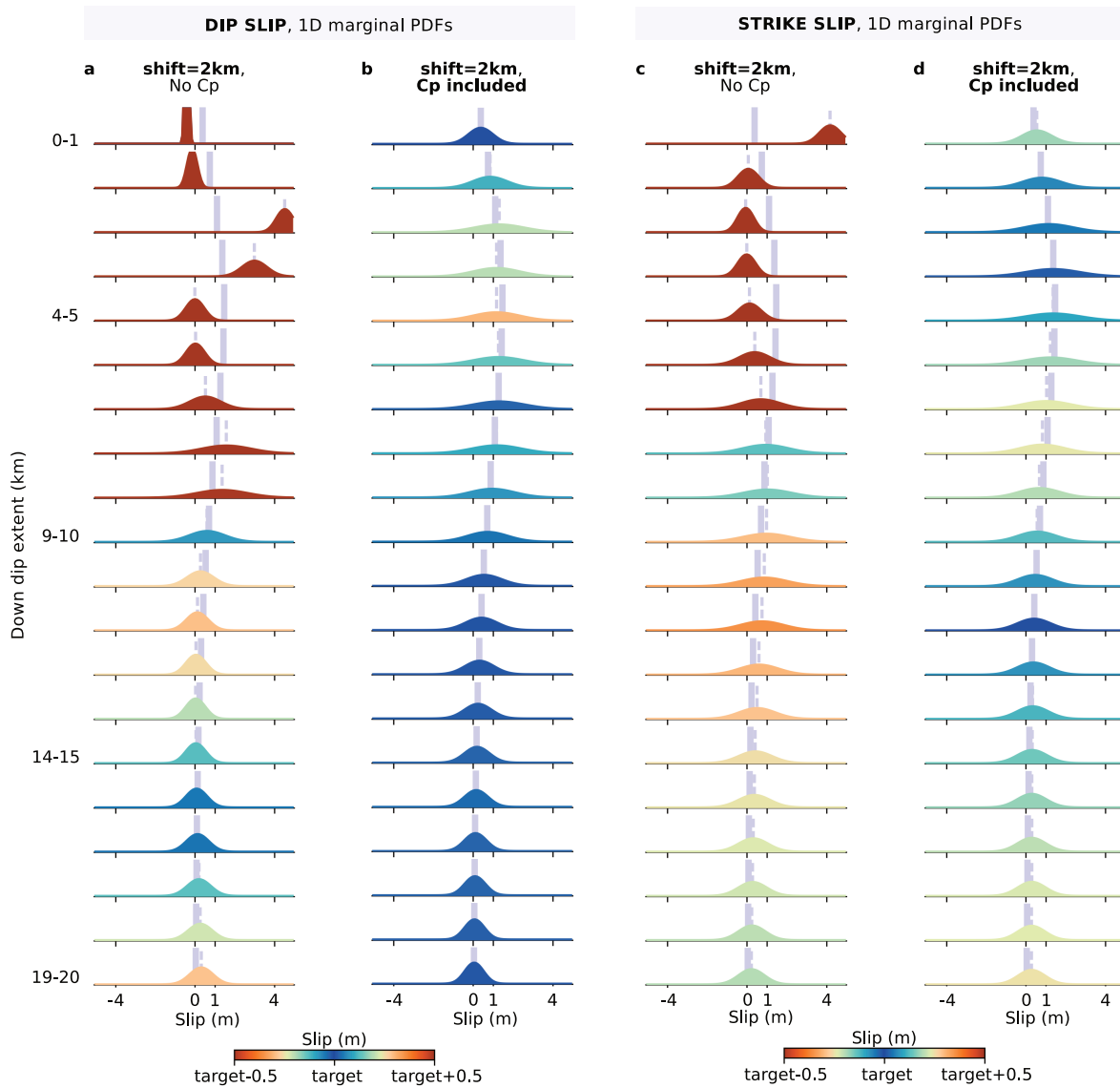
**FIGURE A.6 – Comparison of inversion results with or without neglecting for the prediction uncertainty for a dip-slip scenario.** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The posterior PDFs are shown in (a) when the prediction uncertainty is neglected. When  $C_p$  is included in the inversion, the assumed standard deviation varies from  $1^\circ$ ,  $5^\circ$  to  $10^\circ$  respectively in (b), (c) and (d). The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50cm.



**FIGURE A.7 – Comparison of inversion results with or without neglecting for the prediction uncertainty for a dip-slip scenario.** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The posterior PDFs are shown in (a) when the prediction uncertainty is neglected. When  $C_p$  is included in the inversion, the assumed standard deviation varies from  $1^\circ$ ,  $5^\circ$  to  $10^\circ$  respectively in (b), (c) and (d). In this case, the observational errors are assumed of 4 mm, and are thus underestimated as the added noise is of 7 mm. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50cm.

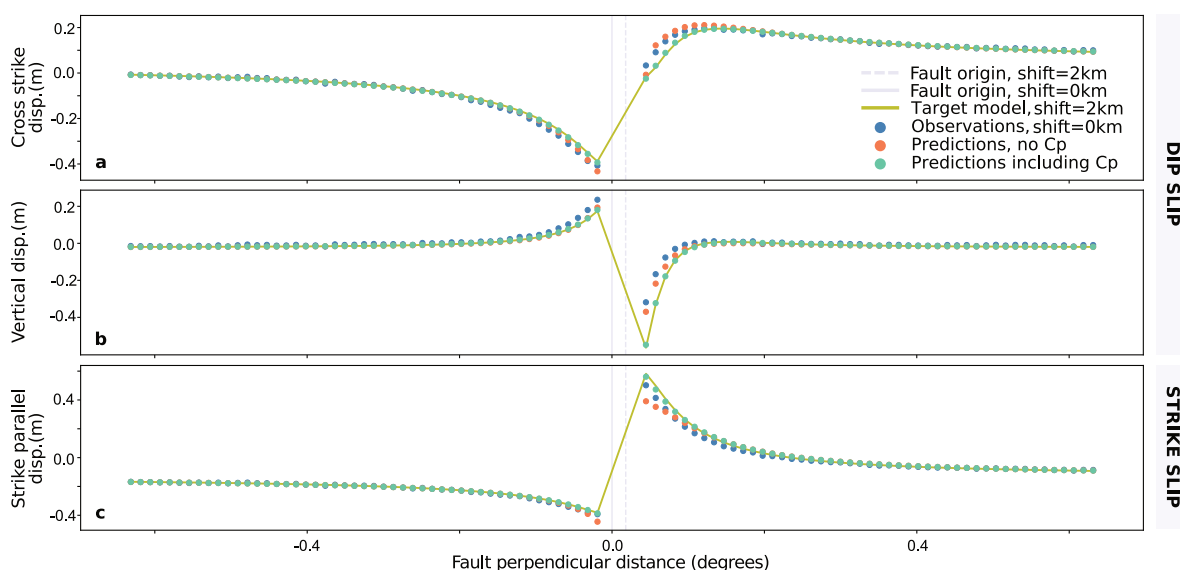


**FIGURE A.8 – Comparison of inversion results with or without neglecting for the prediction uncertainty for a dip-slip scenario.** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The posterior PDFs are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if  $C_p$  is included. In (a) and (b), the noise added to the data has an amplitude of 7 mm. In (c) and (d), the noise has an amplitude of 7 mm and is correlated spatially. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50cm.

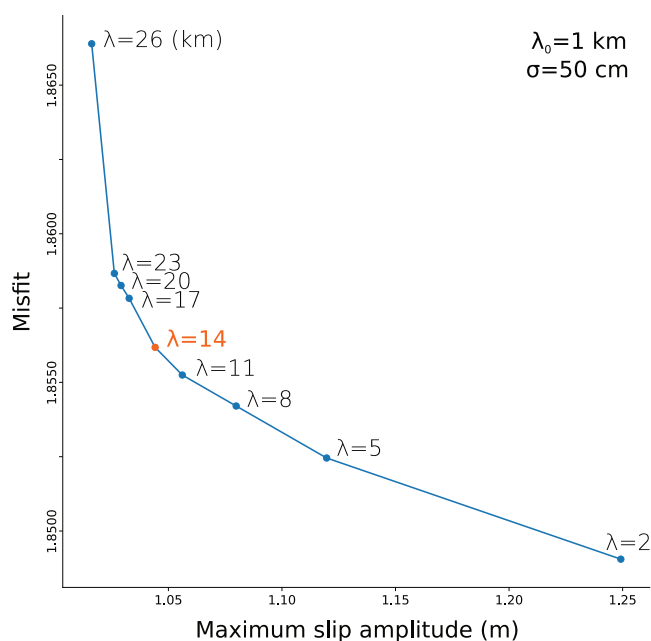


**FIGURE A.9 – Comparison of inversion results with and without neglecting the prediction uncertainty.**

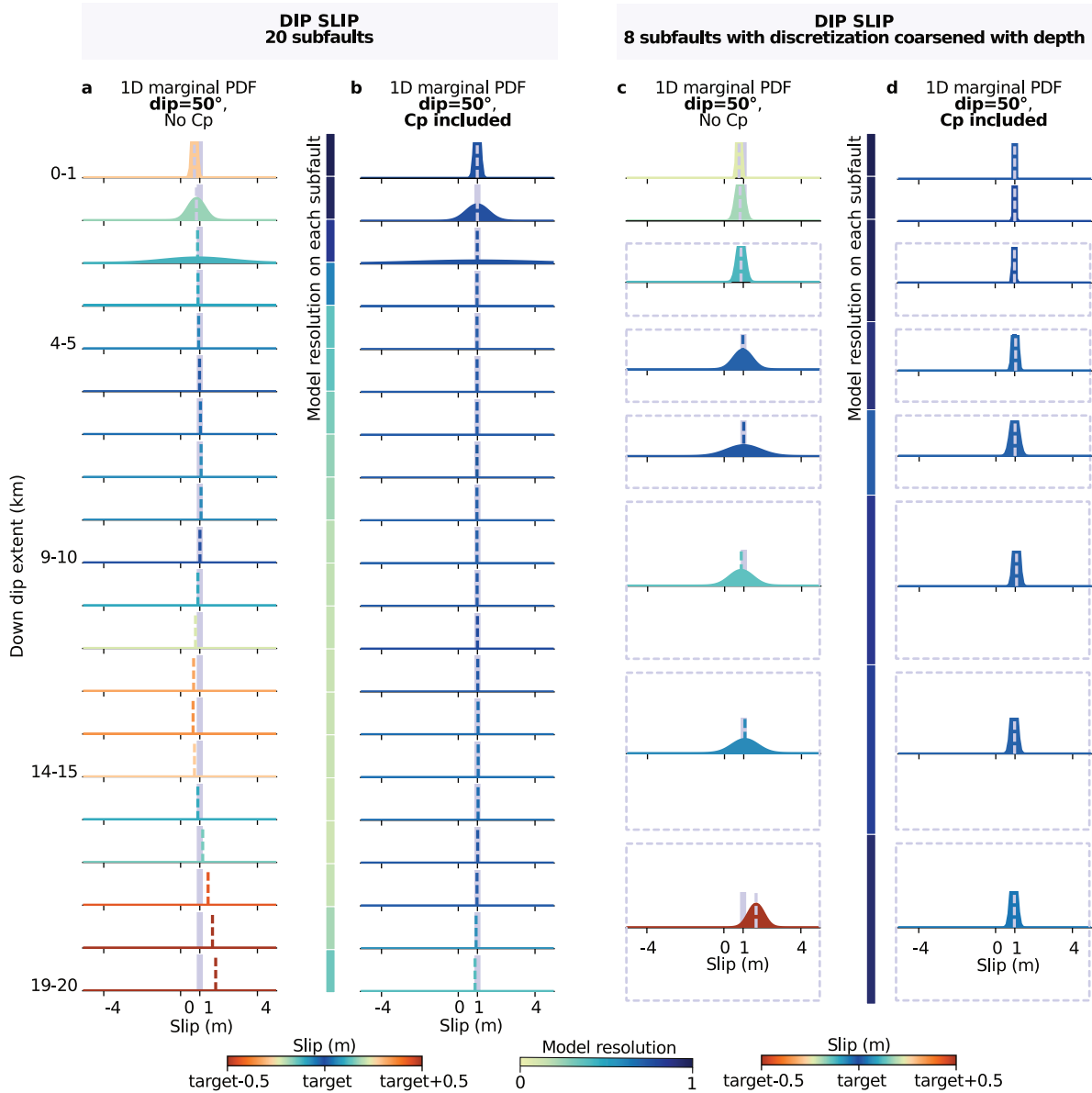
The non-uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The offset between correct and assumed faults is of 2 km. The posterior PDFs are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if  $C_p$  is included in the inversion, respectively for dip-slip and strike-slip behavior. The posterior mean model is indicated with a vertical grey dotted line. The offset between target model and posterior mean is displayed with a colorscale saturated at 50cm.



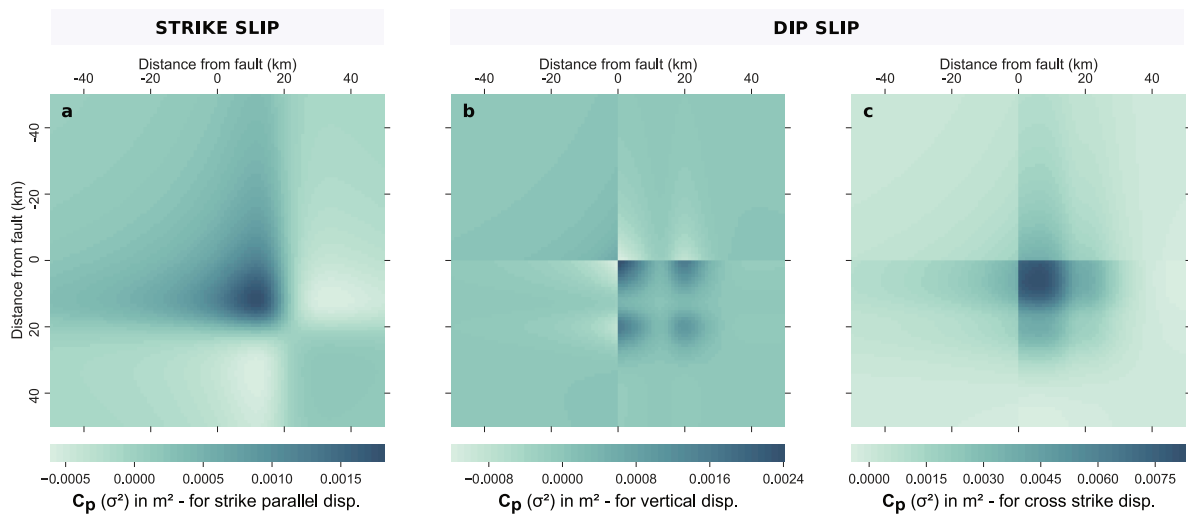
**FIGURE A.10 – Comparisons between synthetic data and predictions with and without accounting for  $C_p$ .** We assume the slip on the fault to be non-uniform. The correct location of the fault surface rupture is shown with gray vertical line, whereas the assumed fault position is shown by a dotted grey vertical line. Dip-slip behavior generates cross strike surface displacement (a) and vertical surface displacement (b), whereas strike-slip behavior produces only strike parallel displacement (c). The data points (i.e. generated by a slip on the true fault) are shown in blue. The displacements in khaki green are produced by the 1 m uniform target model assuming an incorrect fault dip. The predictions shown in orange and green are calculated from the posterior mean model, respectively without and with  $C_p$  included. The 5 missing data points around the faults position have been removed to simulate a real case.



**FIGURE A.11 – Misfit (see equation 2.2.1, with  $C_x(m) = C_d$ ) as a function of maximum slip amplitude (indication of model roughness) for different optimizations made assuming correlation lengths varying from 2 to 26 km.** We finally assume for our optimizations the value of 14 km. The a priori standard deviation of model parameters  $\sigma$  has been chosen from the posterior standard deviation of model parameters of a Bayesian optimization (see Fig. 2.5). Our assumed  $\sigma$  is of 50 cm. The scaling factor  $\lambda_0$  is usually chosen as average distance between subfaults, and is thus assumed here of 1 km.



**FIGURE A.12 – Comparison of results for a positive least squares optimization, with and without incorporating  $C_p$ .** The uniform target slip model is shown as a grey vertical bar. The inversion results are shown in (a) and (c) when the prediction uncertainty is neglected and in (b) and (d) if  $C_p$  is included in the inversion, respectively for a 20 subfaults or a 8 subfaults fault parametrization. The inferred model corresponds to the mean of the posterior gaussian distribution, the standard deviation being the uncertainty on inferred parameters  $\mathbf{C}_m = (\mathbf{G}^T \cdot \mathbf{C}_x^{-1} \cdot \mathbf{G})^{-1}$ . The posterior mean model is indicated with a grey vertical dotted line, or with a colored dotted line if the posterior distribution is almost uniform (i.e the posterior uncertainty is high). The offset between target and resulting model is displayed with a colorscale saturated at 50 cm.



**FIGURE A.13 –  $C_p$  due to imprecise fault dip in a simplified 2D application.** The assumed fault does not vary along strike, is 20 km large and is dipping of  $35^\circ$  while the correct fault is dipping  $30^\circ$ . The assumed model  $\mathbf{m}_{\text{prior}}$  is uniform at 1 m. The prediction covariance matrix  $C_p$  is shown for strike parallel, vertical and cross strike surface displacement respectively in (a), (b) and (c).





## Annexe B – Suppléments du Chapitre 3

Satellite (orbit pass)	Track	Interferogram pair	Mean incidence angle
ALOS 2 (ascending)	A197	09/09/2015 - 08/24/2016	41.6°
ALOS 2 (descending)	D092	05/25/2016 - 08/31/2016	36.3°
Sentinel 1A (ascending)	TN117	08/15/2016 - 08/27/2016	24.8°
Sentinel 1A (descending)	TN095	08/14/2016 - 08/26/2016	17.5°

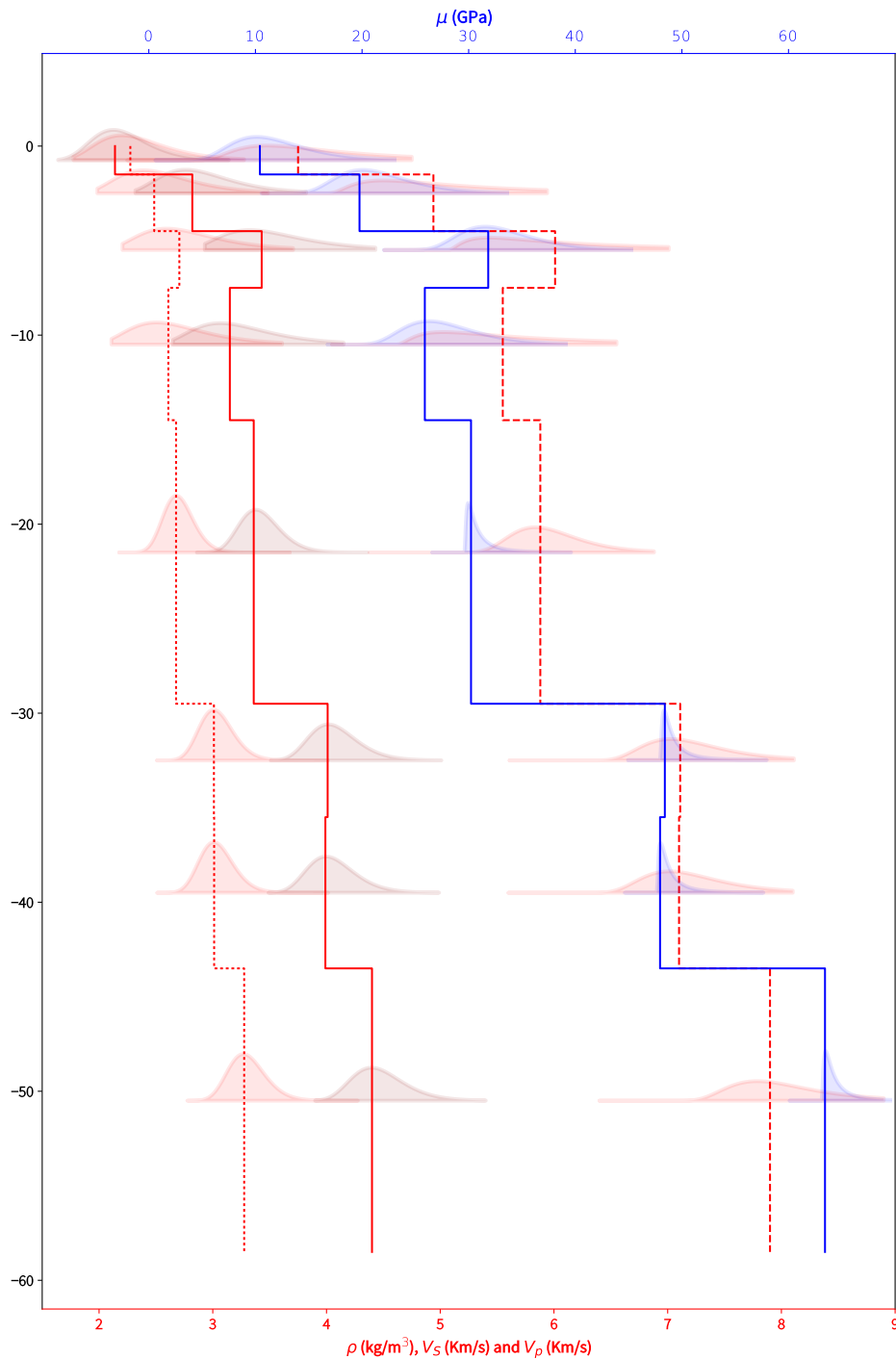
**Table B.1 – Interferometric pairs used in this study.**

	Fault geometry A no $C_p$	Fault geometry B no $C_p$	Fault geometry A $C_p$	Fault geometry B $C_p$
GPS	0.279	0.318	0.376	0.367
ALOS ascending	1.73	2.67	1.91	4.83
ALOS descending	2.62	3.48	3.33	5.08
Sentinel ascending	4.16	5.02	5.54	7.16
Sentinel descending	2.99	2.30	4.13	2.44

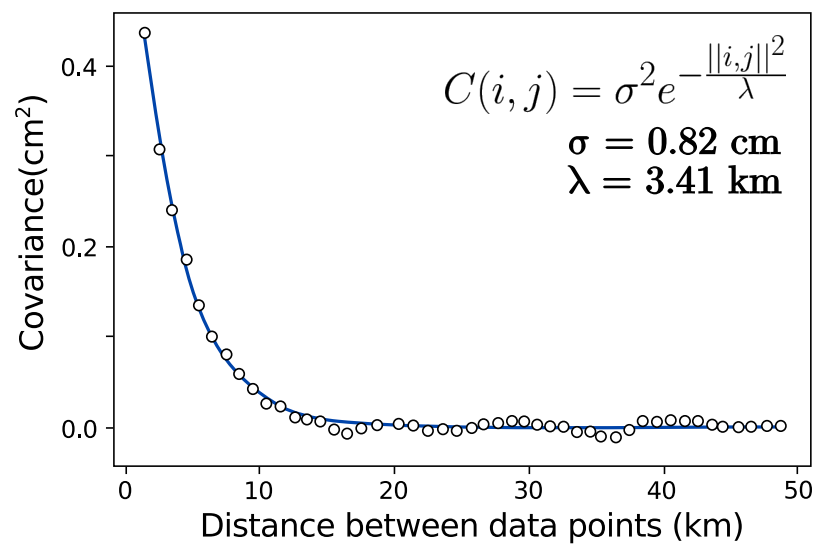
**Table B.2 – Residuals between observations and predictions (RMS in centimetre) for models inferred assuming fault geometries A and B, accounting or not for  $C_p$ .**

	no $C_p$	$C_p^{\text{fault}}$	$C_p^{\text{fault}} + C_p^{\text{earth}}$
Synthetic GPS	0.228	0.245	0.408
Synth. ALOS ascending	2.19	2.55	3.31
Synth. ALOS descending	1.77	2.48	2.84
Synth. Sentinel ascending	2.01	2.52	3.46
Synth. Sentinel descending	2.46	2.82	4.02

**Table B.3 – Residuals (RMS in centimetre) for the synthetic inversion with the first target model, assuming a wrong dip of 10° and an incorrect crustal structure, accounting or not for  $C_p$  in fault geometry or/and crustal structure.**



**FIGURE B.1 – Assumed elastic properties of the Earth and their associated uncertainties.**  $V_S$  is illustrated with a red line,  $V_P$  with a dashed red line,  $\rho$  with a dotted red line and their values are detailed in the bottom axis.  $\mu$  is illustrated by a blue line and legended in the top of the figure. The uncertainties associated with each parameter are also illustrated. The distribution of elastic parameters are log-normal, because the elastic parameters are Jeffrey's parameters (Tarantola, 2005; Duputel et al., 2014).

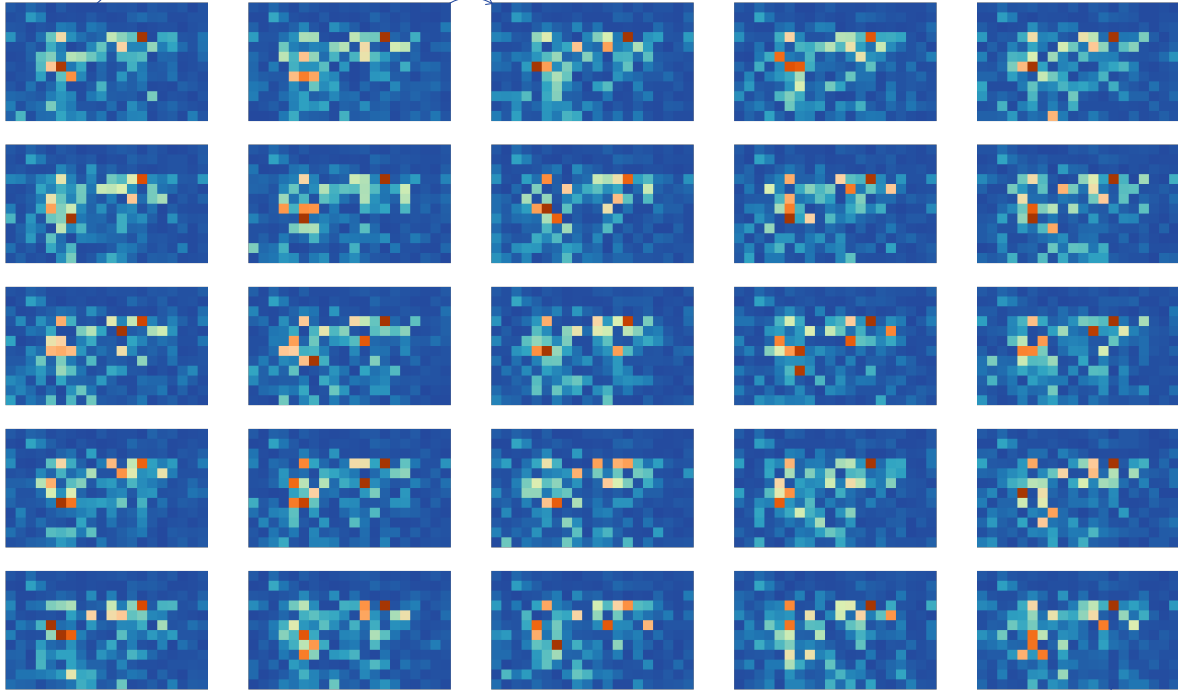


**FIGURE B.2 – Empirical covariance functions for the ALOS 2 descending interferogram.** Radially symmetric empirical covariance functions and associated best fit exponential functions for the displacements derived from InSAR data. For each interferogram, we compute the empirical covariance as a function of the inter-pixel distance and then fit an exponential function (Jolivet et al., 2012). The exponential function is used to build the data covariance matrix.

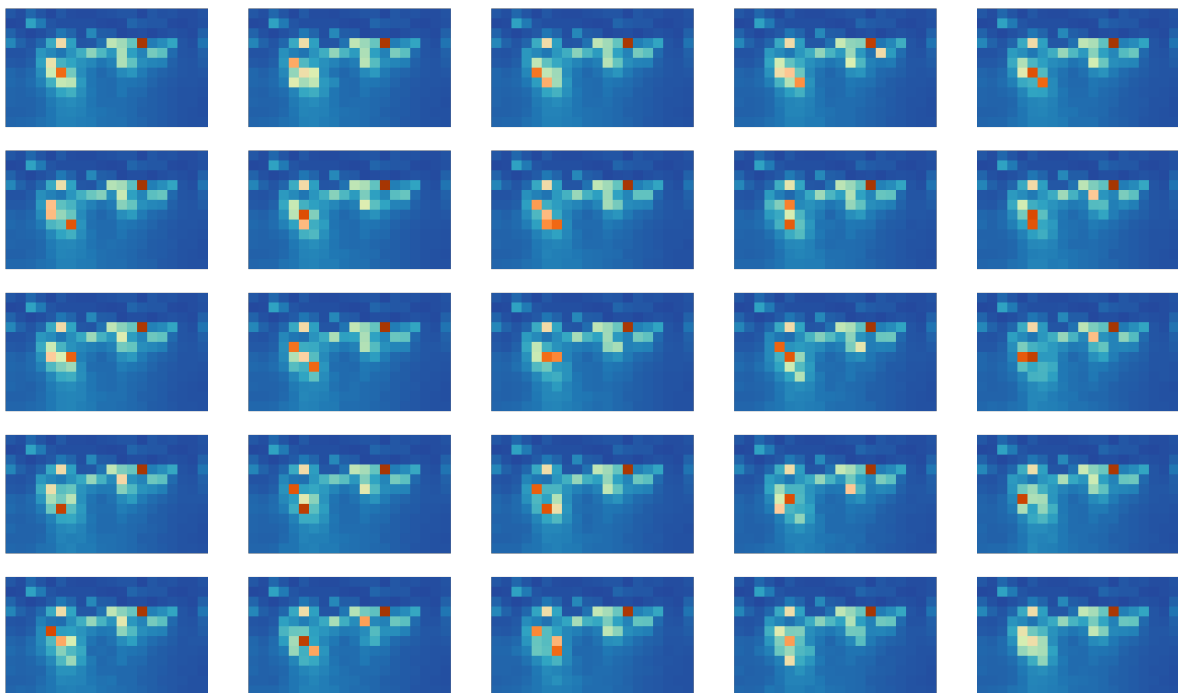
**a** 25 families of models for the fault geometry A without Cp: random sample

Each parameter of the models included in this family are less than 50cm from the median sample parameters

If one sample selected randomly does not belong to the previous families, it becomes the master of another family

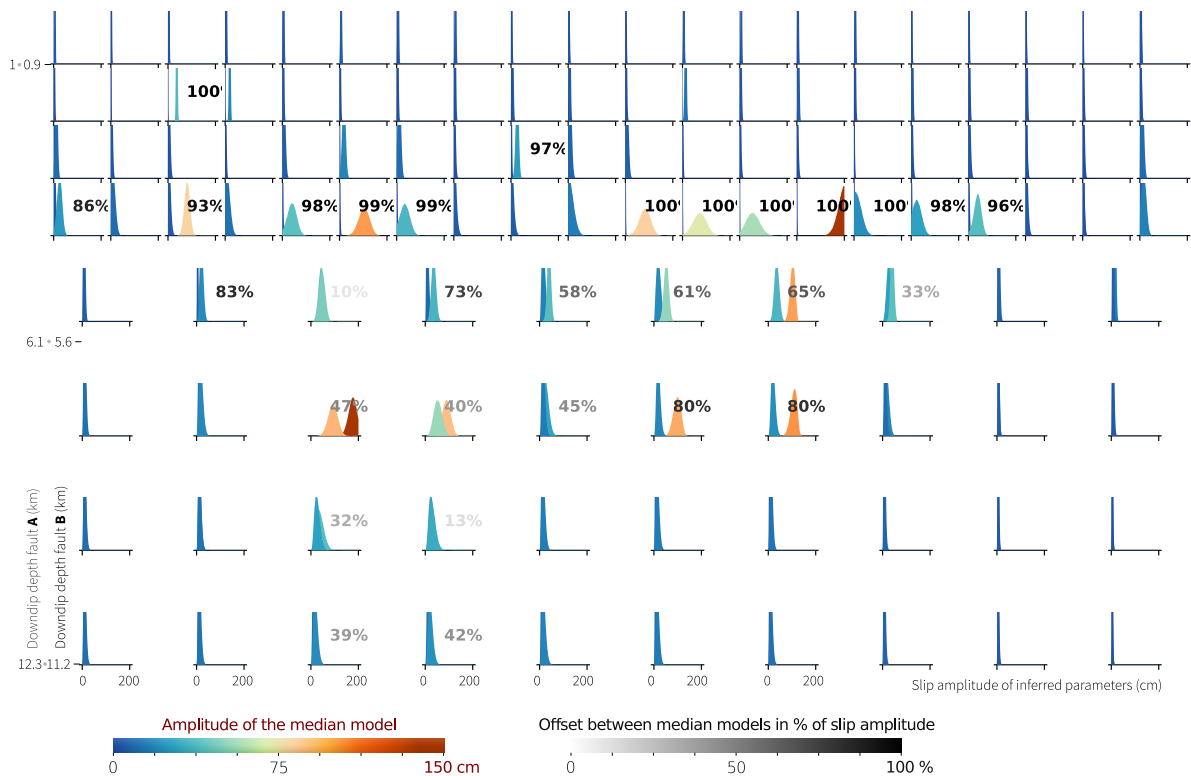


Family of orphaned samples

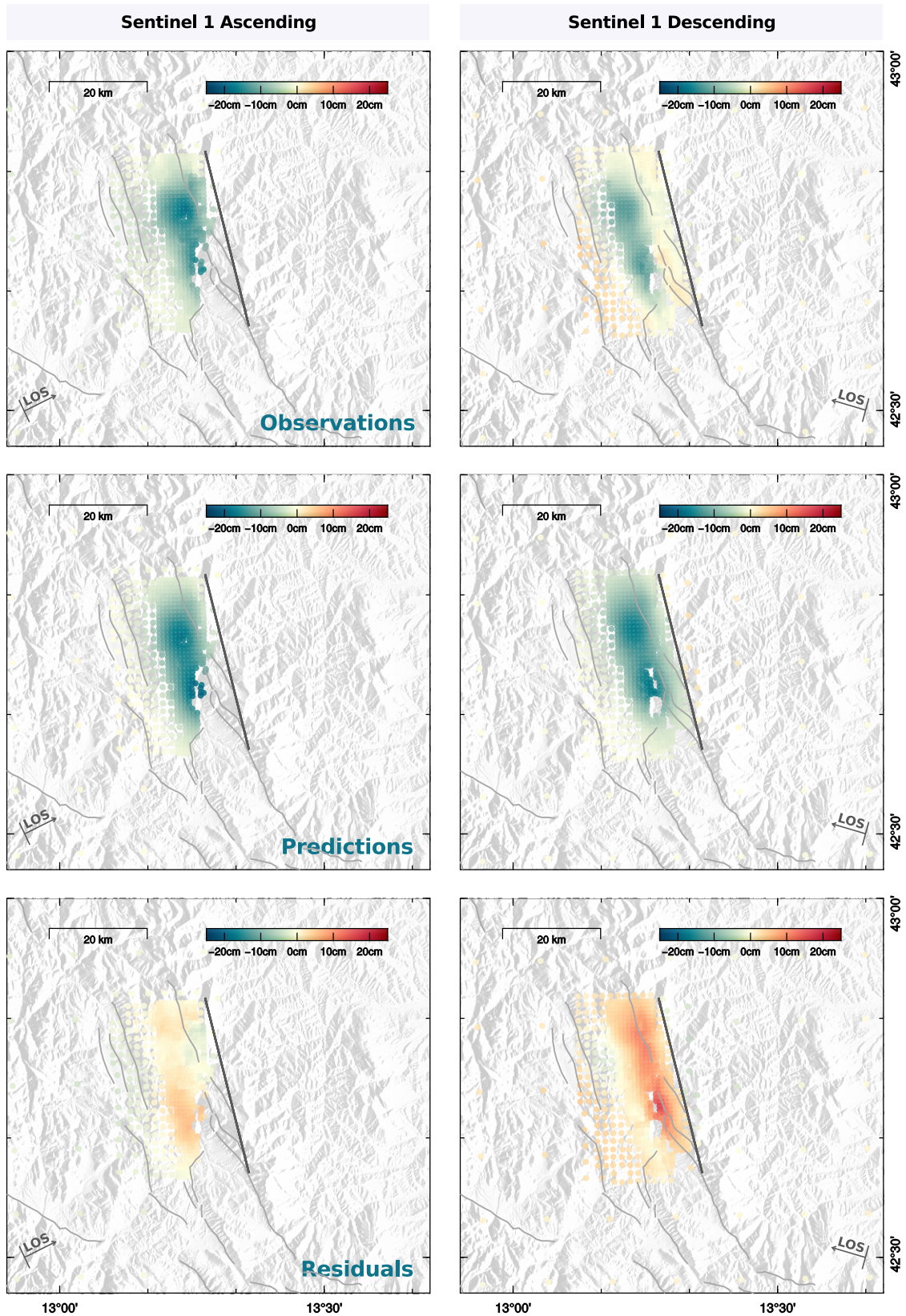
**b** 25 families of models for the fault geometry A without Cp: mean model

**FIGURE B.3 – The set of samples inferred from an inversion is divided into 25 subsets.** The first family gathers samples whose parameters are of less than 50 cm offset from the median model parameters. (continued)

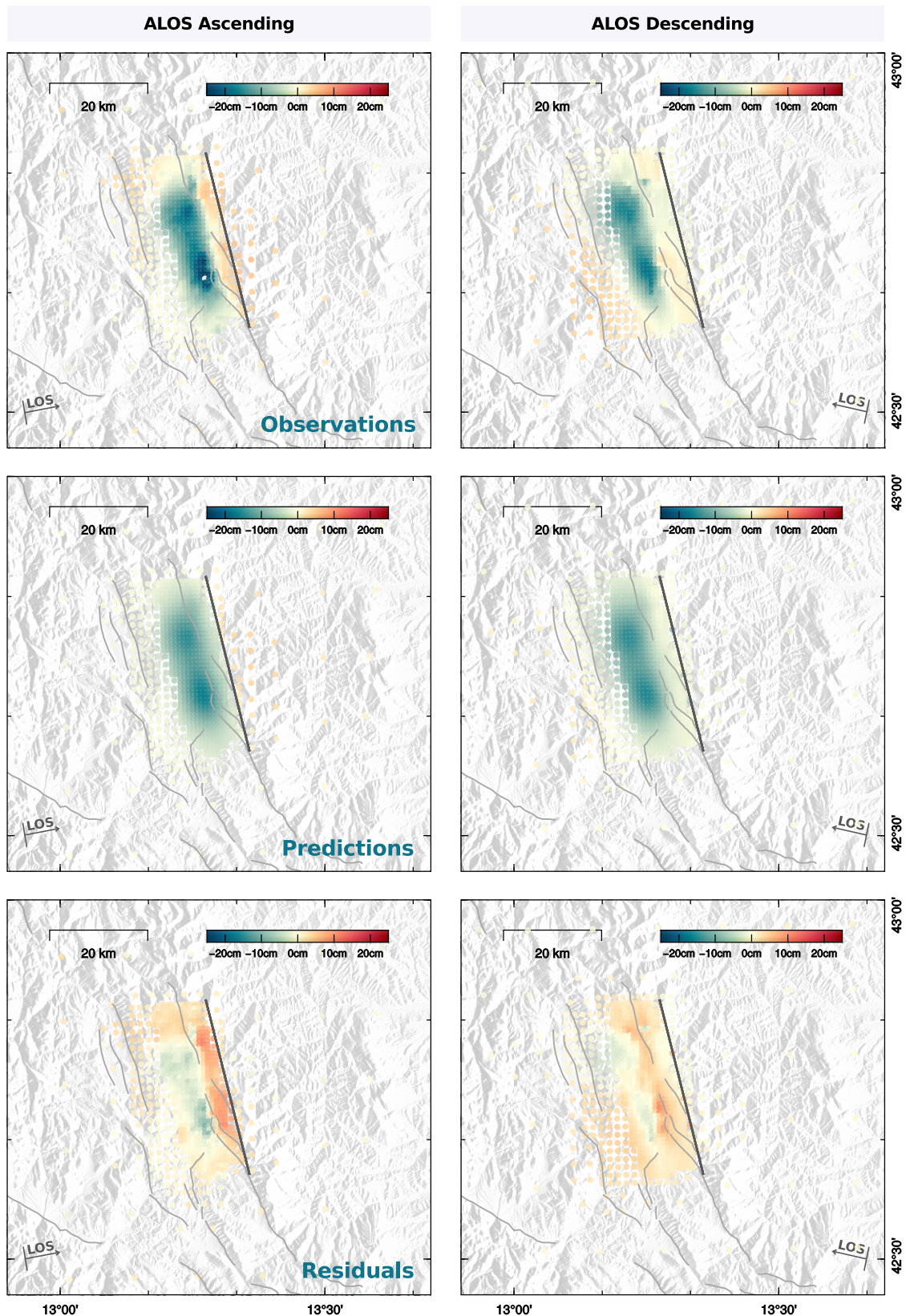
**FIGURE B.3 – (Previous page.)** In detail, a model is added to the first family if the selected model and the median model are parameter-wise equal within a relative tolerance of 20% added to an absolute tolerance of 50 cm for the co-seismic slip, and a relative tolerance of 10% added to an absolute tolerance of 25 cm for the post-seismic slip. Other families are built iteratively around a randomly selected model that has not fitted within antecedent families, except for the last family which regroups orphan samples. In (a), one model of each subset inferred without accounting for  $C_p$  and assuming fault geometry A is selected randomly. In (b), the median model of each of the 25 subsets is shown. In the main text, Figs 3.3c-d, 3.5a-h, 3.6a-b and 3.7c-d derive from the combination of random models --as in (a)-- while Figs 3.11a-f are obtained from the combination of median models -- as in (b).



**FIGURE B.4 – Comparison between posterior marginal probability density functions of the dip-slip parameters inferred with fault geometry A and B.** Parameters inferred assuming fault geometry A are in the foreground. In the last four rows, the PDFs show the repartition of parameters for patches covering 2 subfaults along strike and 2 subfaults along dip (i.e. patches two times bigger than for the first four rows). The offset between the median models is shown as percentage with a different color scale.

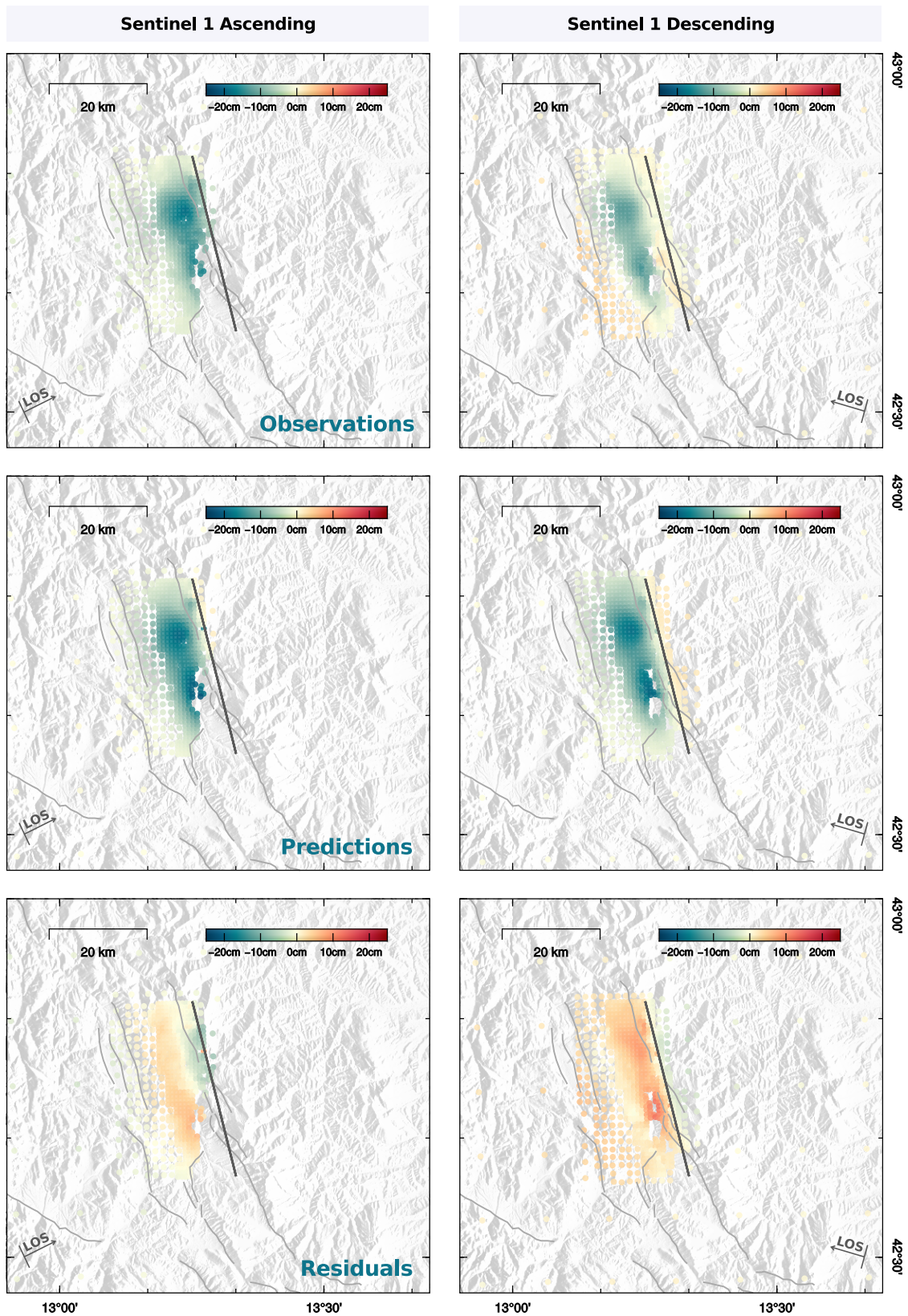


**FIGURE B.5 – Fit of the InSAR Sentinel dataset for an inversion made assuming fault geometry B and no  $C_p$ .** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for Sentinel 1 ascending and descending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dark gray line. Seismogenic faults are shown in light gray.

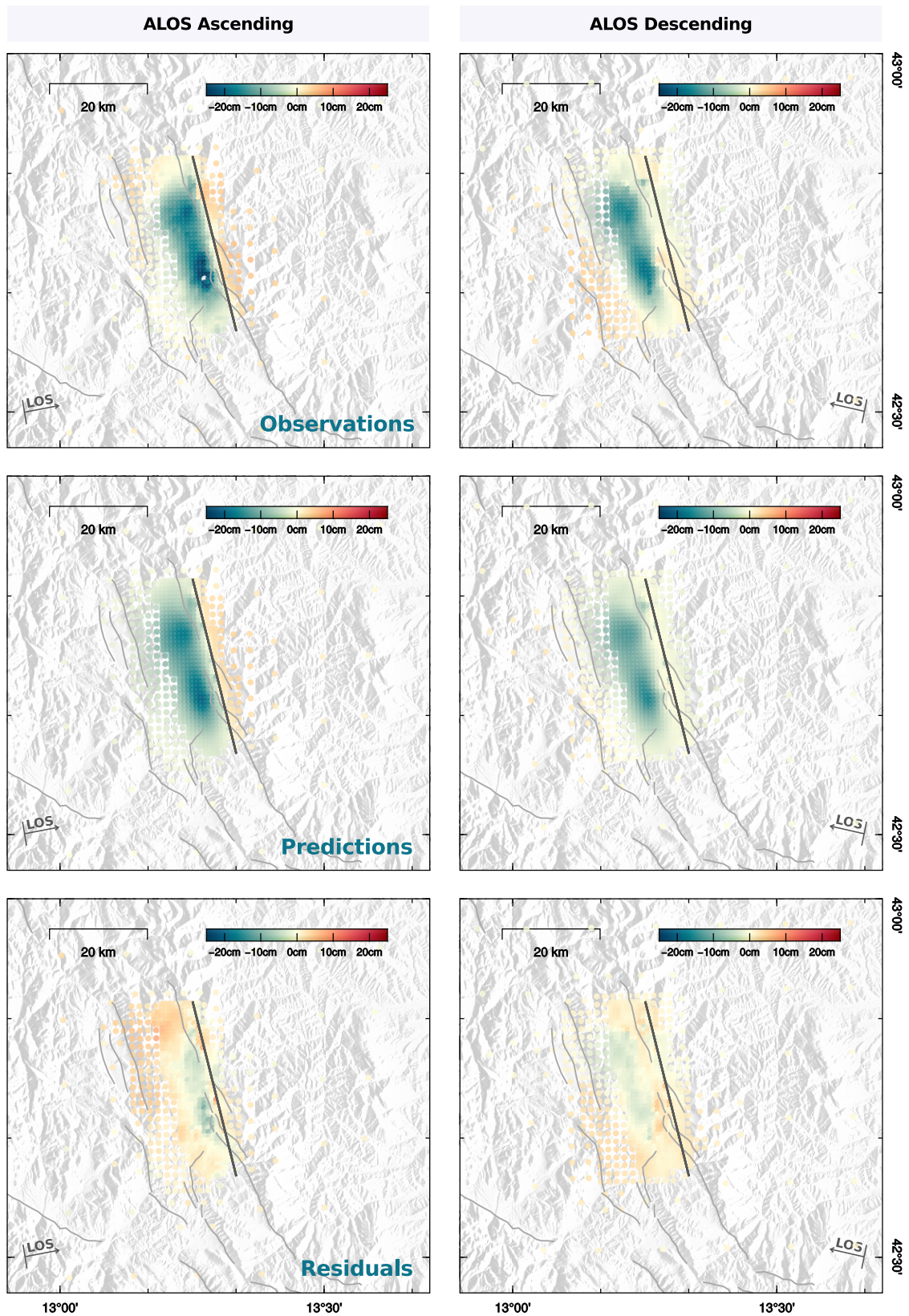


**FIGURE B.6 – Fit of the InSAR ALOS dataset for an inversion made assuming fault geometry B and no  $C_p$ .** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for ALOS 2 ascending and descending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dark gray line. Seismogenic faults are shown in light gray.

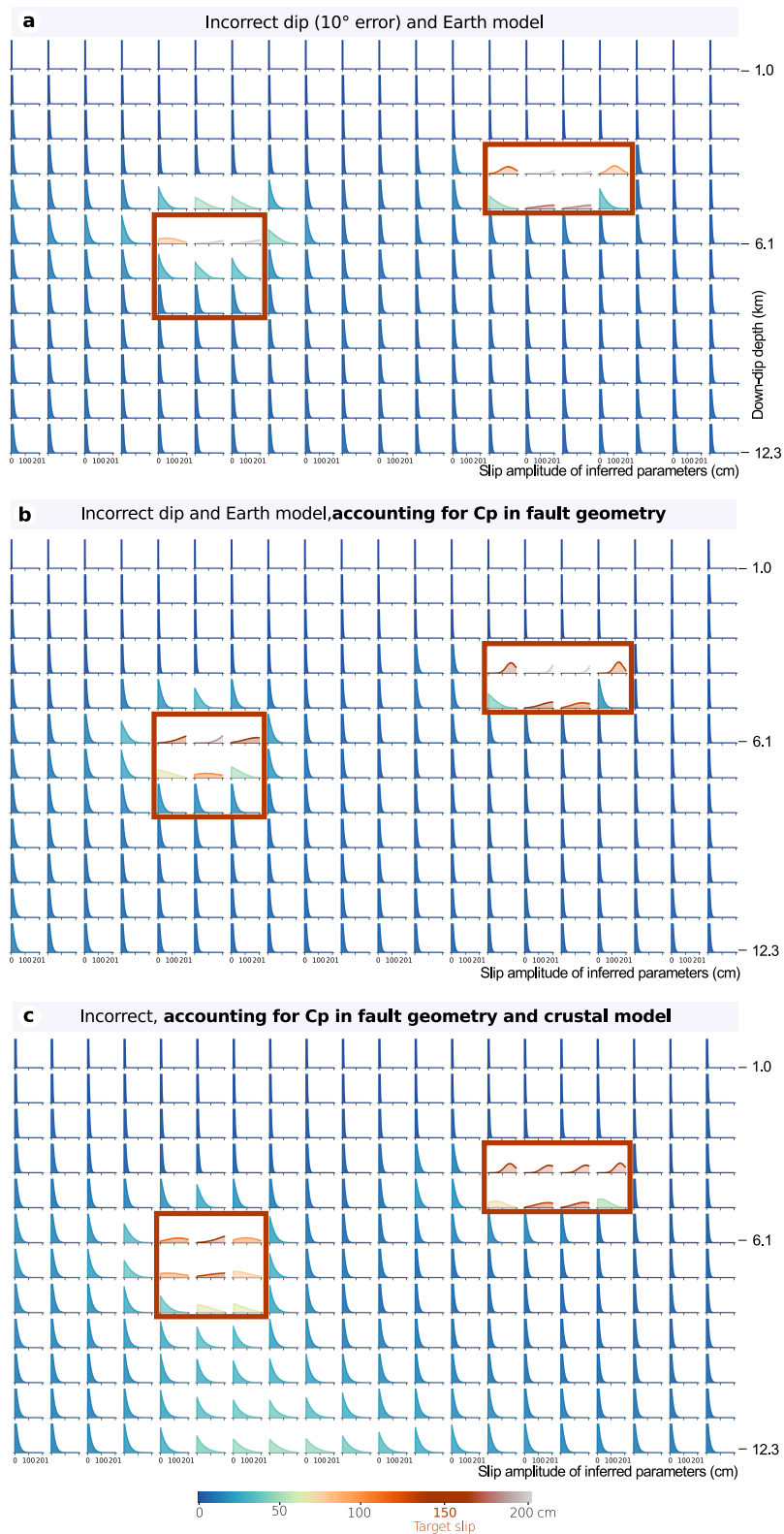




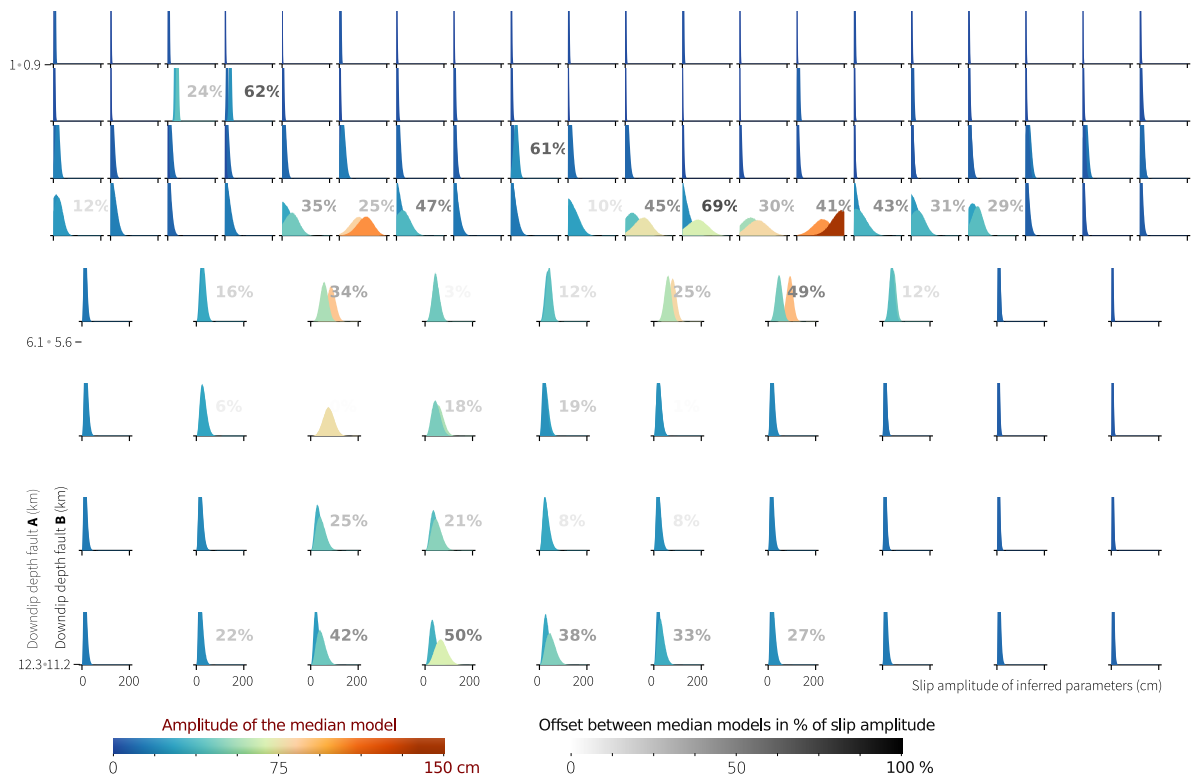
**FIGURE B.7 – Fit of the InSAR Sentinel dataset for an inversion made assuming fault geometry A and no  $C_p$ .** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for Sentinel 1 ascending and descending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dark gray line. Seismogenic faults are shown in light gray.



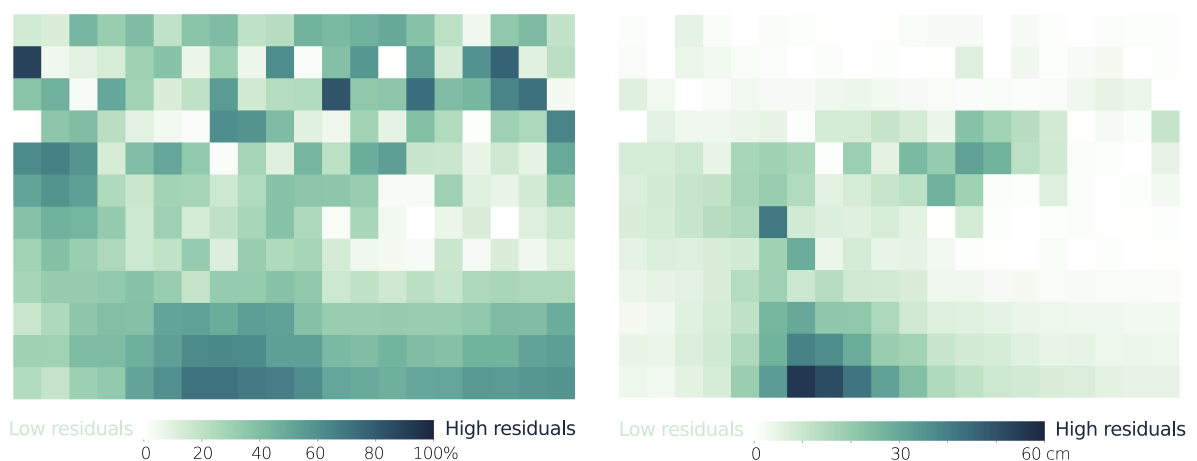
**FIGURE B.8 – Fit of the InSAR ALOS dataset for an inversion made assuming fault geometry A and no  $C_p$ .** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for ALOS 2 ascending and descending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dark gray line. Seismogenic faults are shown in light gray.



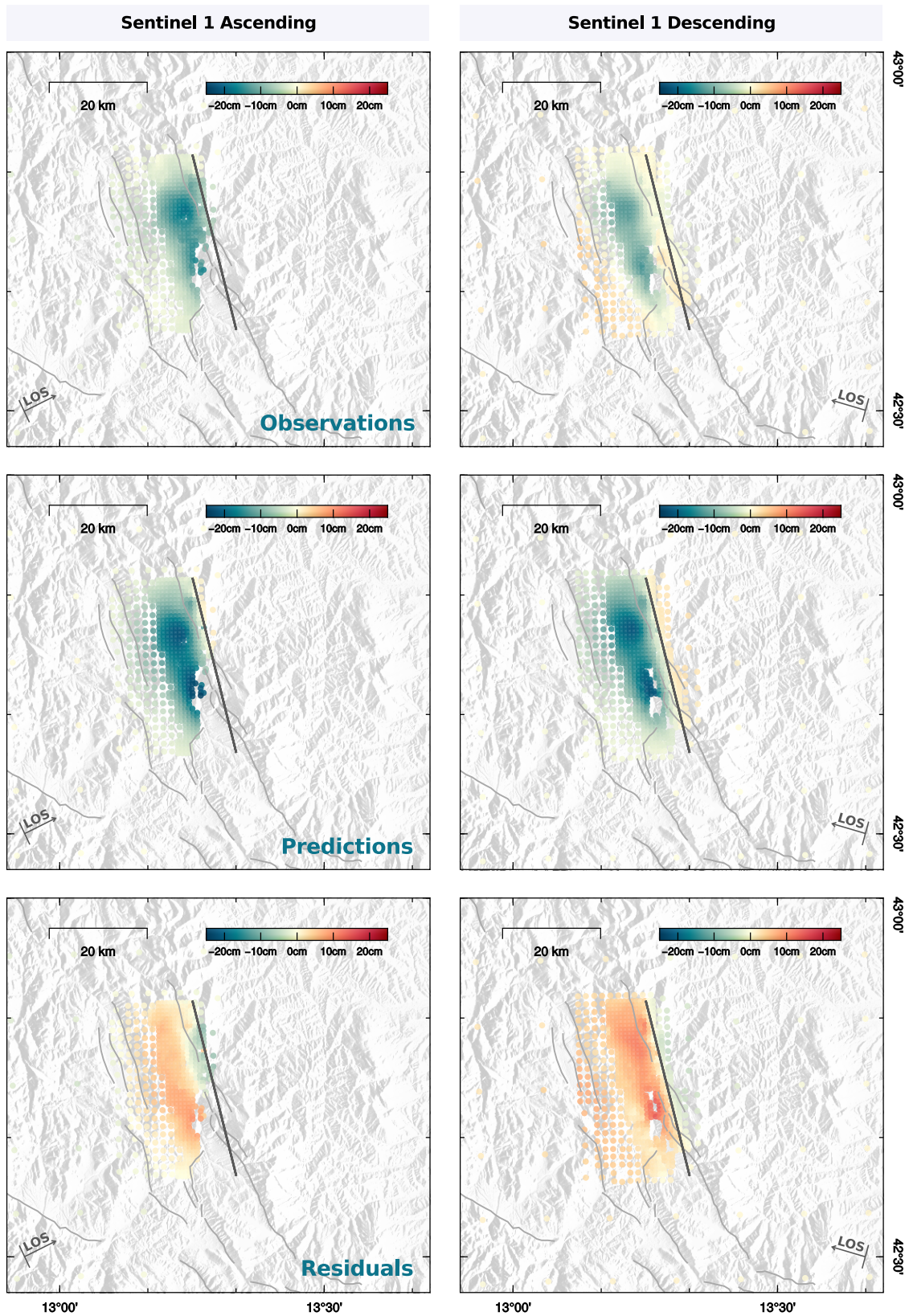
**FIGURE B.9 – Comparison of three finite-fault slip models inferred from the target model illustrated in Fig. fig :synth(a), assuming an incorrect fault dip of  $10^\circ$  (with the position of fault A) and an incorrect elastic structure. In (a), we do not assume any uncertainties. In (b), we account for  $C_p^{\text{fault}}$  and in (c) for  $C_p^{\text{fault+earth}}$ . Each figure illustrate the posterior marginal probability density functions of the inferred models, and the target slip model is delineated with a red line.**



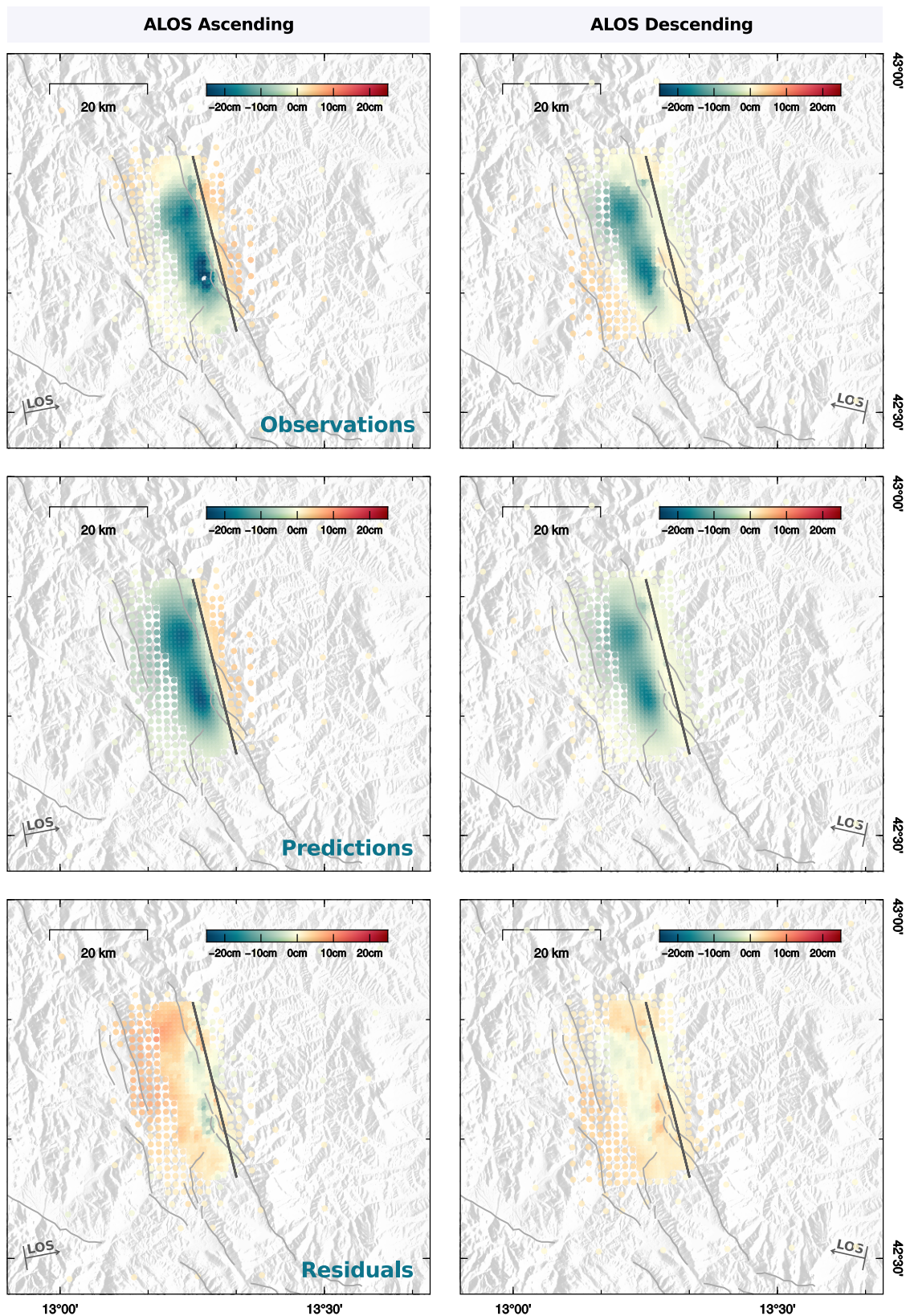
**FIGURE B.10 – Comparison between posterior marginal probability density functions of the dip-slip parameters inferred with fault geometry A and B, accounting for  $C_p$  in fault geometry.** Parameters inferred assuming fault geometry A are in the foreground. In the last four rows, the PDFs show the repartition of parameters for patches covering 2 subfaults along strike and 2 subfaults along dip (i.e. patches two times bigger than for the first four rows). The offset between the median models is shown as percentage with a different color scale.



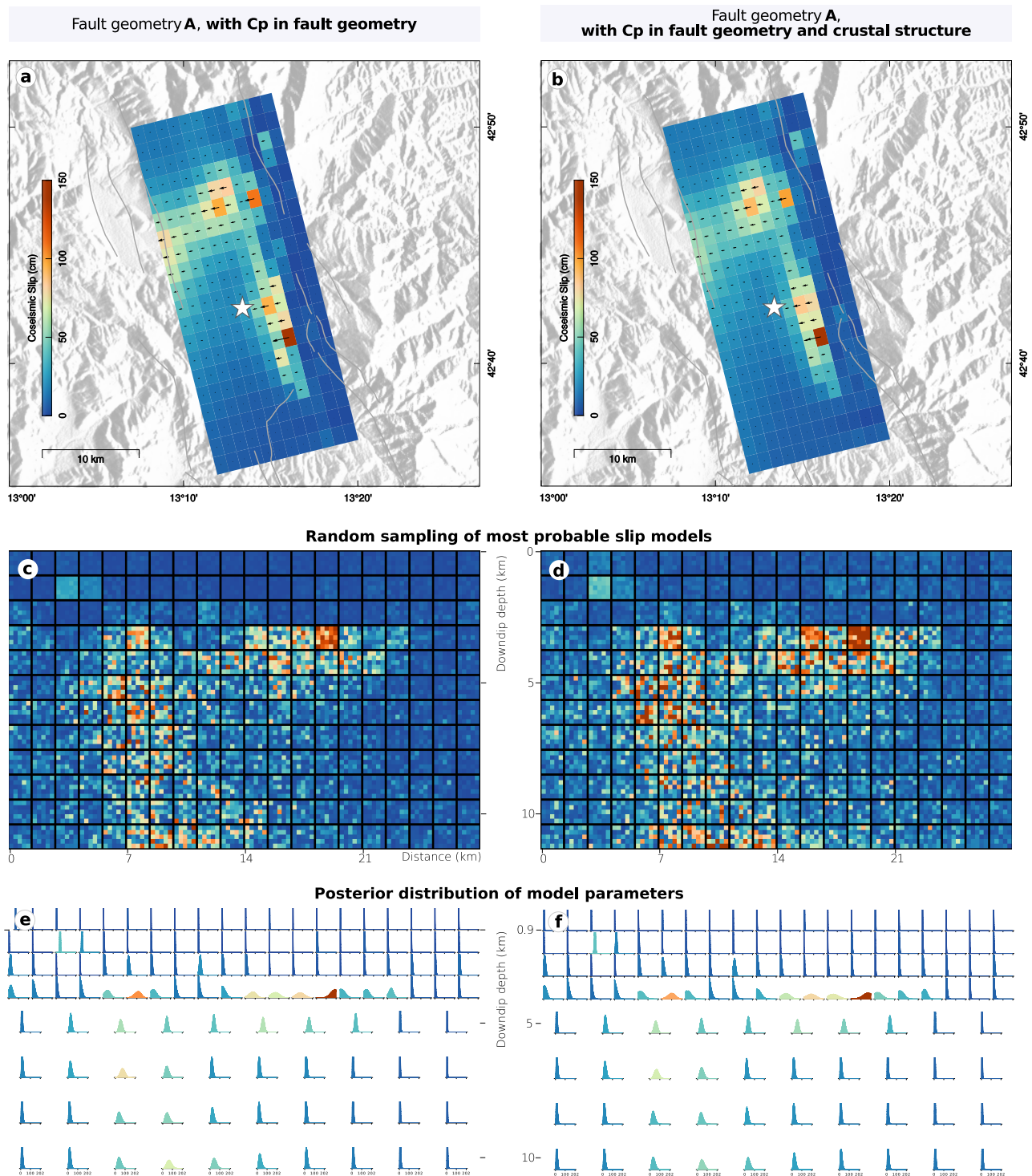
**FIGURE B.11 – Comparison of the residuals between inversion accounting or not for  $C_p$  and with fault geometry A as reference.** The residuals corresponding to dip-slip amplitudes of average models are presented in terms of percentage of slip (left) or as absolute values (right).

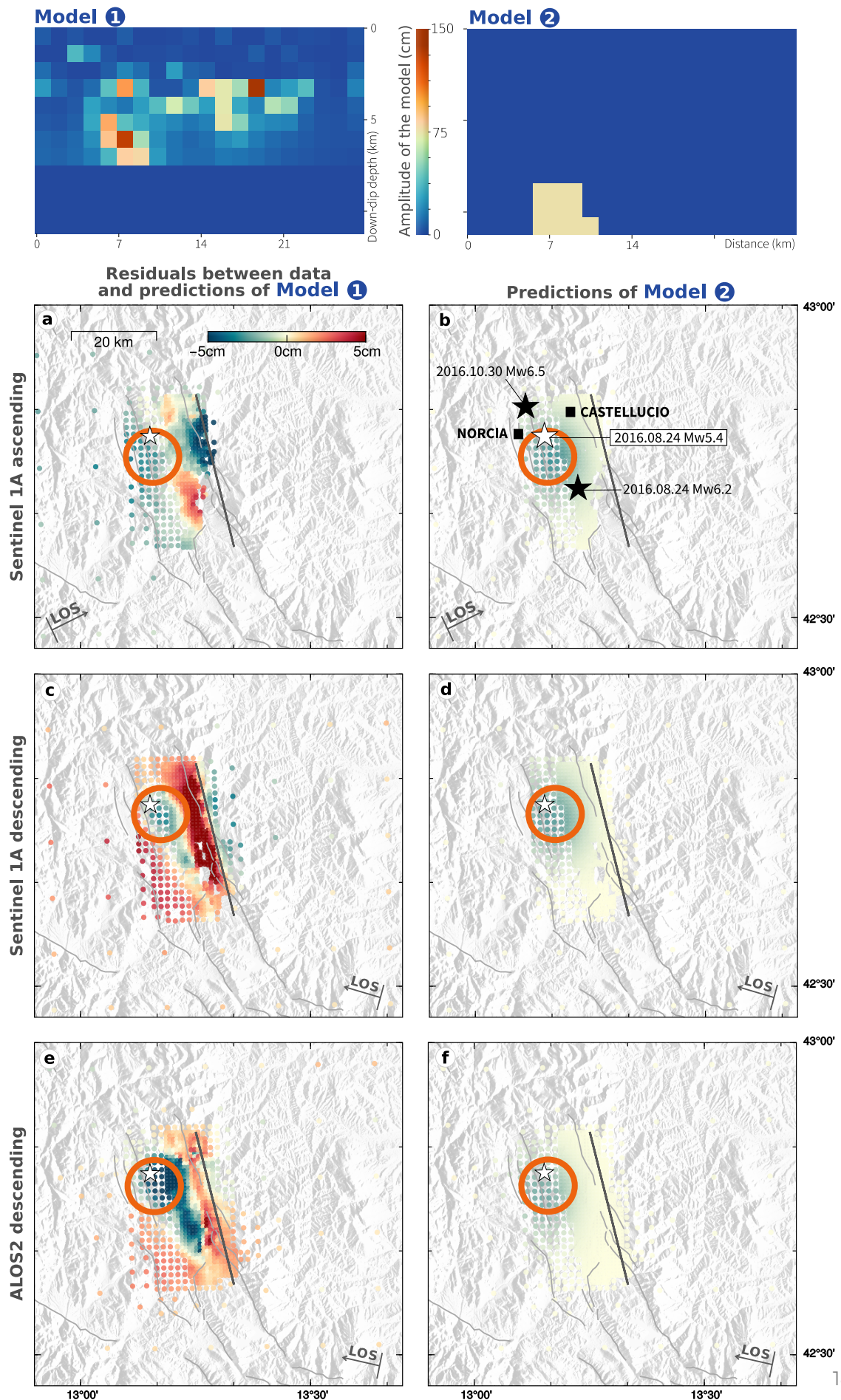


**FIGURE B.12 – Fit of the InSAR Sentinel dataset for an inversion made assuming fault geometry A and accounting for  $C_p$ .** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for Sentinel 1 ascending and descending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dark gray line. Seismogenic faults are shown in light gray.



**FIGURE B.13 – Fit of the InSAR ALOS dataset for an inversion made assuming fault geometry A and accounting for  $C_p$ .** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for ALOS 2 ascending and descending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dark gray line. Seismogenic faults are shown in light gray.

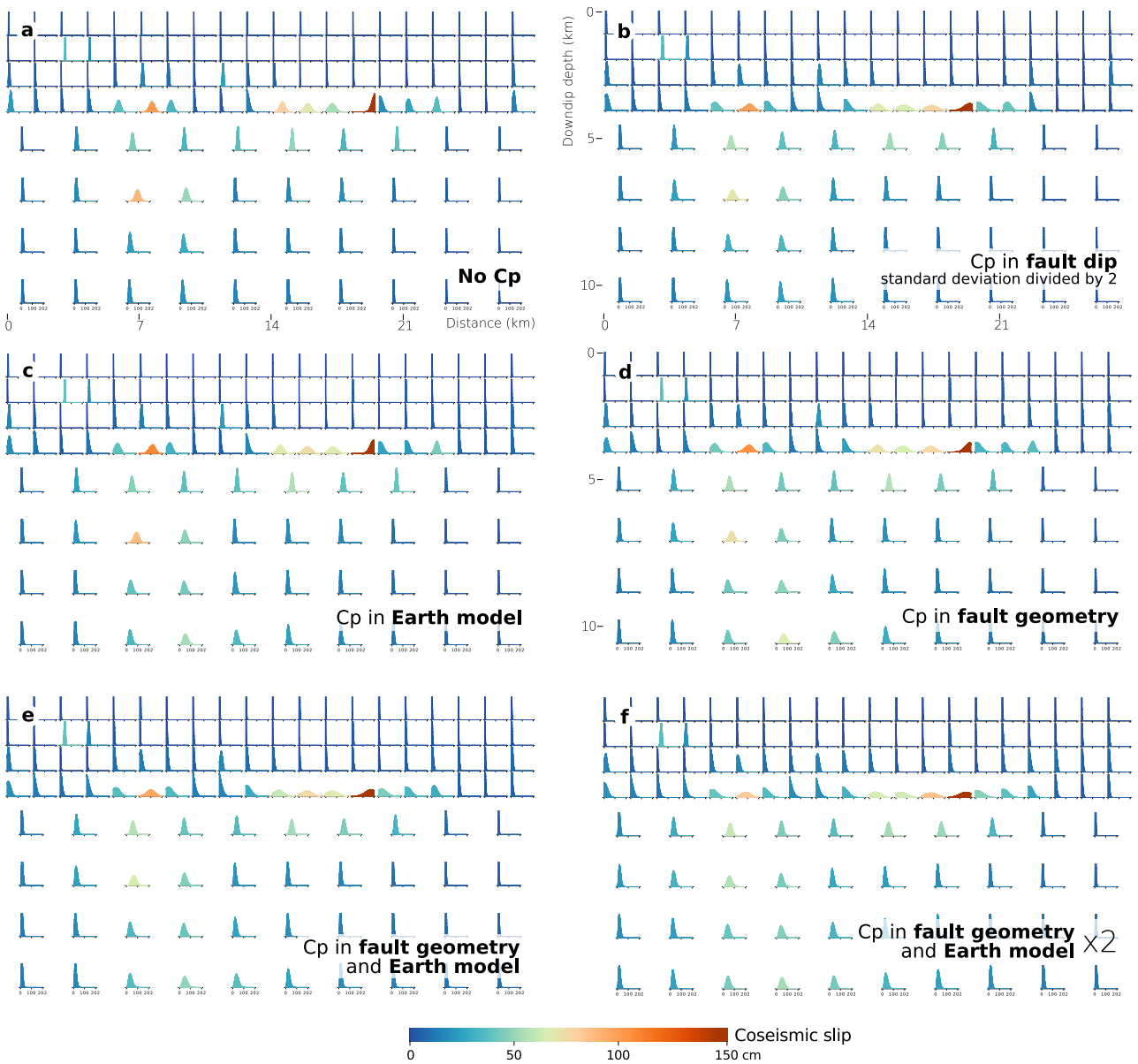




**FIGURE B.15 – The deep high slip area is required to explain some features of the InSAR data.** (continued)



**FIGURE B.15 – (Previous page.)** Model (1) corresponds to the average model estimated assuming geometry A and without  $C_p$ , but with zero slip below 7 km depth. In contrast, Model (2) has subfaults slipping of 75 cm below 7 km depth, at the location of the deep high slip area, and no slip in other subfaults. (a), (c) and (e) show the residuals between the interferograms and the predictions of Model (1). (b) (d) and (f) show the predictions of Model (2) for the same interferograms and color-scale as in (a), (c) and (e). The red circle delineates the area with the largest predicted surface deformation using Model (2) --as in (b), (d) and (f)--, which corresponds to a deficit of surface deformation in the residuals plotted in (a), (c) and (e).



**FIGURE B.16 – Comparison of finite-fault slip models inferred accounting for different  $C_p$  matrices (b-f) or not (a), assuming geometry A.** Figures illustrate the posterior marginal PDFs for the 4 first rows and the mean of the posterior marginal PDFs over 2 subfaults along dip and two sub-faults along strike for the 4 last rows (i.e. the PDFs for doubled size subfaults). (a) No  $C_p$  is accounted for (same model as in Fig. 3.3a). (b) Only  $C_p^{\text{dip}}$  is included, and the matrix has been computed with a prior standard deviation of  $2.5^\circ$ . (c) Only  $C_p^{\text{earth}}$  is introduced. (d) Only  $C_p^{\text{fault}}$  is accounted for (same model as in Fig. 3.7a). (e) Both  $C_p^{\text{fault}}$  and  $C_p^{\text{earth}}$  are accounted for (same model as in Fig. B.14b). (f) Both  $C_p^{\text{fault}}$  and  $C_p^{\text{earth}}$  are accounted for such that  $C_p = 2 \times (C_p^{\text{fault}} + C_p^{\text{earth}})$ .





# Annexe C – Suppléments du Chapitre 4

## C.1 Description of the observations

The strictly co-seismic dataset contains static offsets analyzed from the 31 1 Hz-sampled and the two 10 Hz-sampled high rate GPS stations located in the earthquake area. Strictly co-seismic offsets have been calculated from the difference on the 3 components between mean position before the event ( $[t_0-5 \text{ s} : t_0]$ ) and after the event ( $[t_0+25 \text{ s} : t_0+30 \text{ s}]$ ) (Avallone et al., 2011). Data errors are used to build a diagonal covariance matrix  $\mathbf{C}_d^{\text{gps}}$  describing observational uncertainties.

The 6 days of co and early post-seismic dataset contains 40 static GPS offsets and 2 InSAR frames. We consider the continuous GPS sites included in Cheloni et al. (2010) and 2 survey style GPS sites. Offsets have been calculated from the difference on the 3 components between mean position before the event and 6 days after the event. Mean values and relative uncertainties have been calculated for a time interval of 7 days before  $t_0$  and on the period between 5 and 7 days after  $t_0$ . This approach mirrors the high rate GPS analysis (Avallone et al., 2011) and allows to calculate reliable uncertainties on the 3 days period around the 6th day after earthquake. Uncertainties are added to the observational errors matrix  $\mathbf{C}_d^{\text{gps}}$ . Additionally, two post-seismic COSMO-SkyMed and ENVISAT images have been acquired the October 12th 2009, 6 days after the mainshock. Two differential interferograms have thus been generated, each containing co-seismic displacement and 6 days of post-seismic signal : an ascending COSMO-SkyMed frame and a descending Envisat frame (Tab. S1). The interferograms have been processed using the JPL/Caltech ROI\_PAC software (Rosen et al., 2004). To improve computational efficiency, we resample InSAR observations based on model resolution (Lohman & Simons, 2005) with windows ranging from 12 km to 1 km. We account for measurement uncertainties by building a data covariance matrix. To do so, we mask the area of coseismic displacement and estimate empirical covariograms as a function of distance between data points (Figure C.1). Then, the InSAR covariance matrix  $\mathbf{C}_d^{\text{insar}}$  is calculated from the best fitting exponential function to empirical covariograms (Jolivet et al., 2012).

## C.2 Supplementary Tables

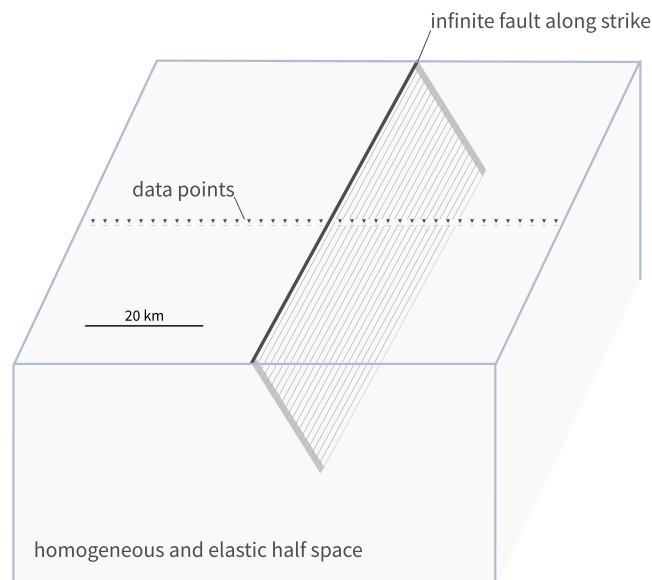
Satellite (orbit pass)	Interferogram pair	Mean incidence angle
COSMO-SkyMed (ascending)	04/04/2009 - 12/04/2009	35.9°
Envisat (descending)	24/04/2008 - 12/04/2009	23°

**Table C.1 – Interferometric pairs used in this study.**

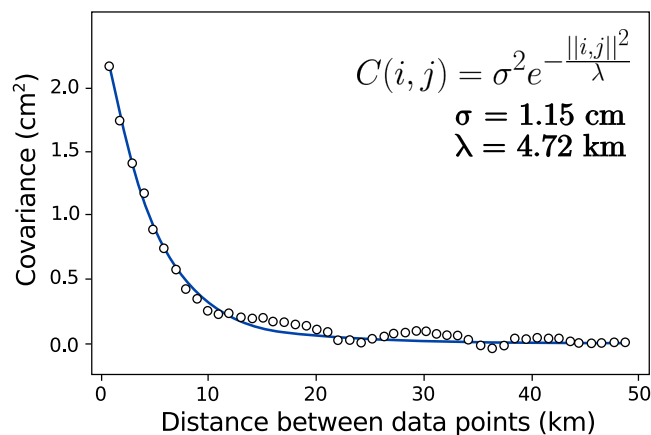
	CTW approach, with $C_p$ COpref and POSTpref	CTW approach, no $C_p$ sCO and sPOST	Strictly Coseismic, no $C_p$ COgps	Co+post-seismic no $C_p$ CO+POST
GPS, co-seismic	1.19	1.14	1.13	1.43
GPS, 6 days offset	0.899	0.697	1.22	0.826
COSMO-SkyMed asc.	4.11	3.98	8.82	3.96
Envisat dsc.	1.76	2.02	10.1	1.88

**Table C.2 – Residuals between observations and predictions (RMS in centimetre) for slip models inferred within the CTW approach, accounting or not for  $C_p$ , and for slip models inferred independently : strictly co-seismic slip model and co and post-seismic slip model, without accounting for  $C_p$ .**

### C.3 Supplementary Figures



**FIGURE C.1 – Schematic view of the 2D simplified toy model we use to explore the impact of the CTW approach on the inferred models.** The assumed fault extends infinitely along strike, but is discretized into 20 subfaults of 1 km width. The synthetic data are distributed along a profile line perpendicular to the fault strike, centred on the fault at the surface. There are 100 data points that are spaced every kilometer. The medium is a homogeneous and elastic half space.

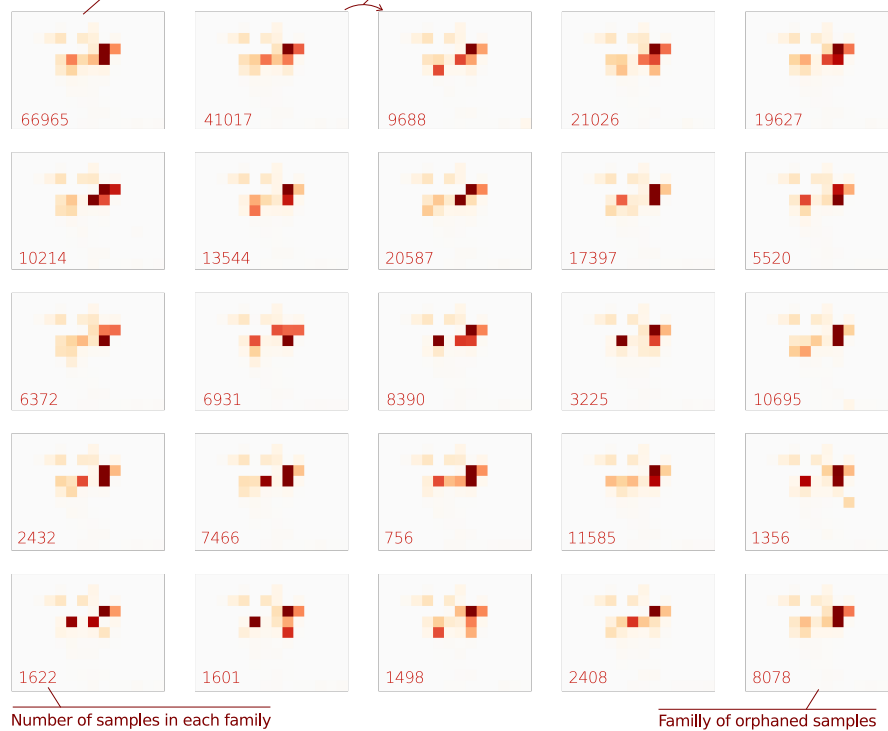


**FIGURE C.2 – Empirical covariance functions for the Envisat descending interferogram.** One dimensional empirical covariance functions and associated best fit exponential functions for the displacements derived from InSAR data. For each interferogram, we compute the empirical covariance as a function of the inter-pixel distance and then fit an exponential function (Jolivet et al. 2012). The exponential function is used to build the data covariance matrix.

**Median model of the 25 families of models**

Each parameter of the models included in this family are less than 50cm from the median sample parameters

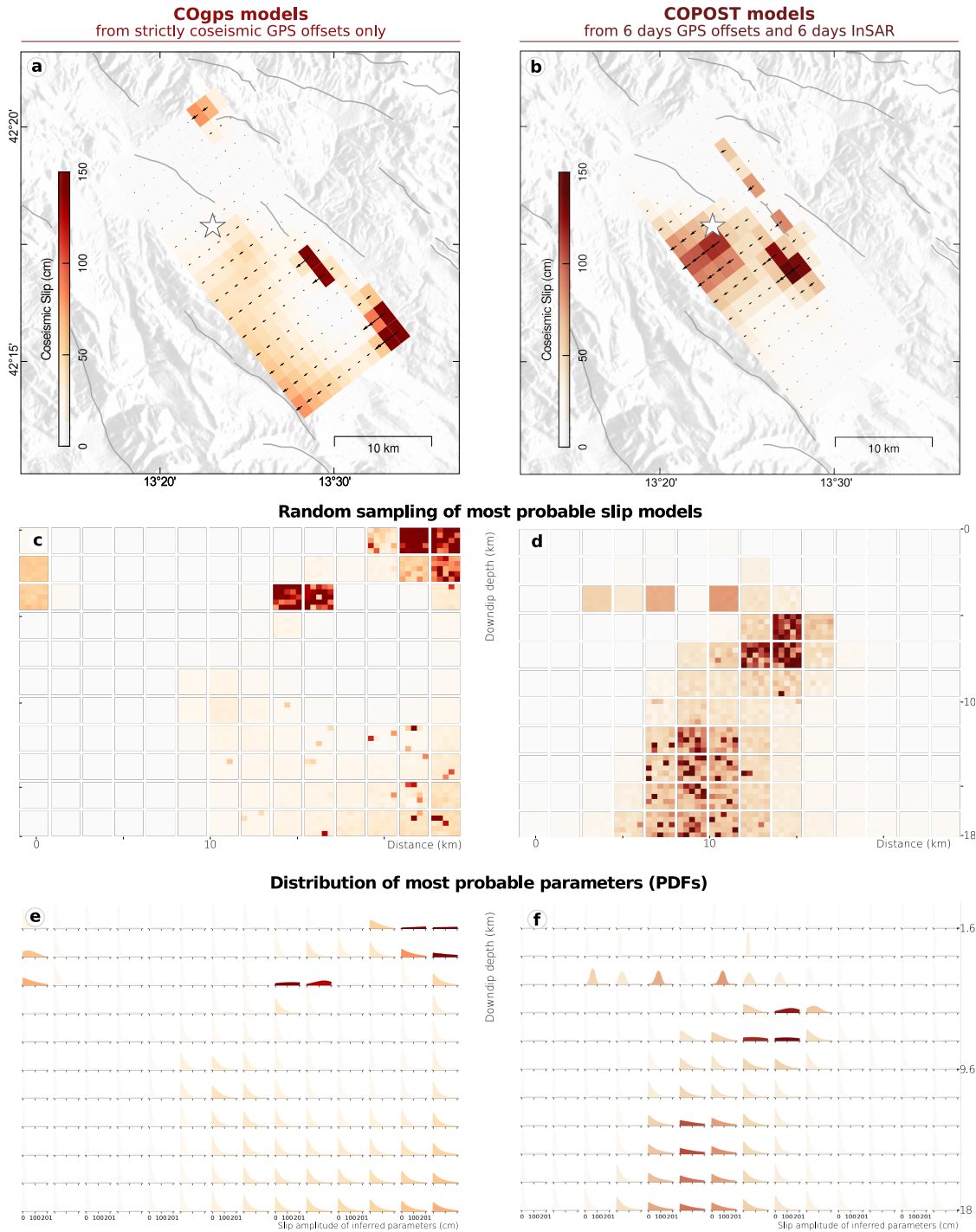
If one sample selected randomly does not belong to the previous families, it becomes the master of another family

**One random sample selected among the samples of the 25 families of models**

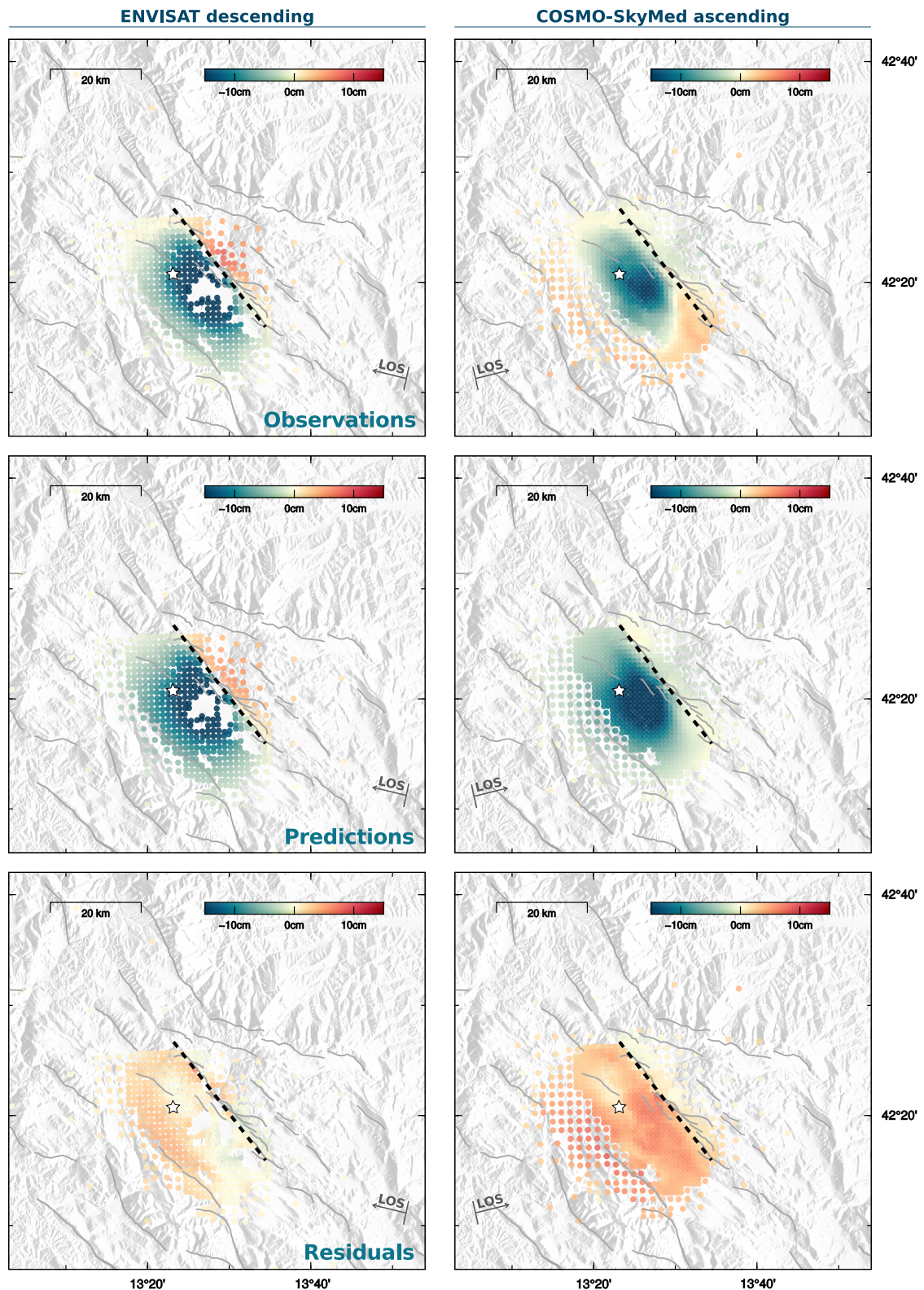
**FIGURE C.3 – The set of samples inferred from an inversion is divided into 25 families.** The first family gathers samples whose parameters deviate of less than 50 cm from the median model parameters (for the co-seismic slip). In detail, a model is added to the first family if the selected model and the median model are parameter-wise equal within a tolerance of 50 cm for the co-seismic slip, and a tolerance of 25 cm for the post-seismic slip. Other families are built iteratively around a randomly selected model that has not fitted within antecedent families, except for the last family which gathers orphan samples. (continued)

**FIGURE C.3 – (Previous page.)** In (a), the median model of each family is shown for the co-seismic slip model inferred accounting for  $C_p$  with the CTW approach. In (b), one sample is selected randomly in each of the 25 subsets. Figures 3a-d and 5a-b illustrate the median parameters of the 25 families of (a) for each subfault: for instance, the top right pixels of each subfault in Figure 5a correspond to the parameters of the median model of the first family shown in (a).

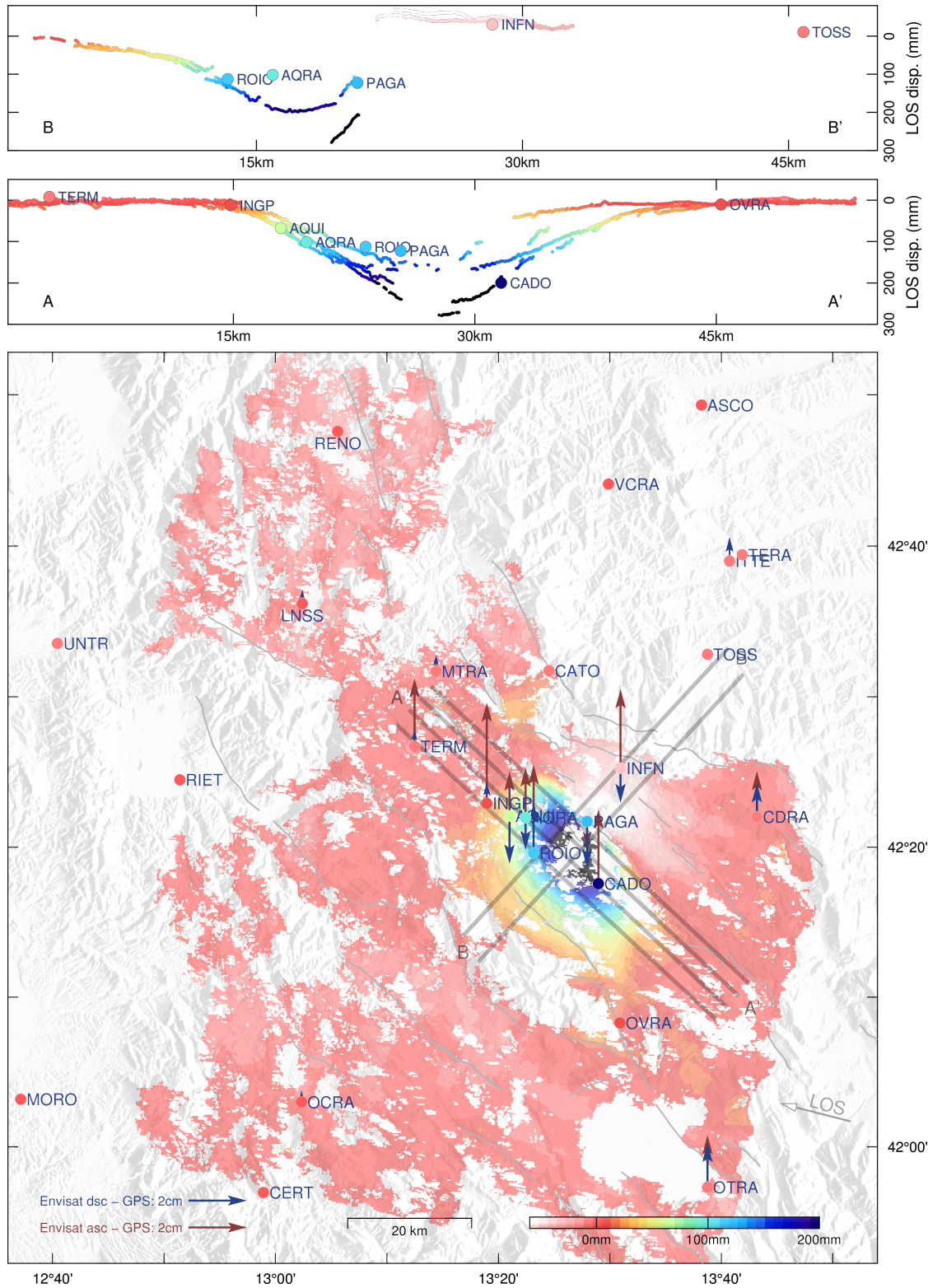




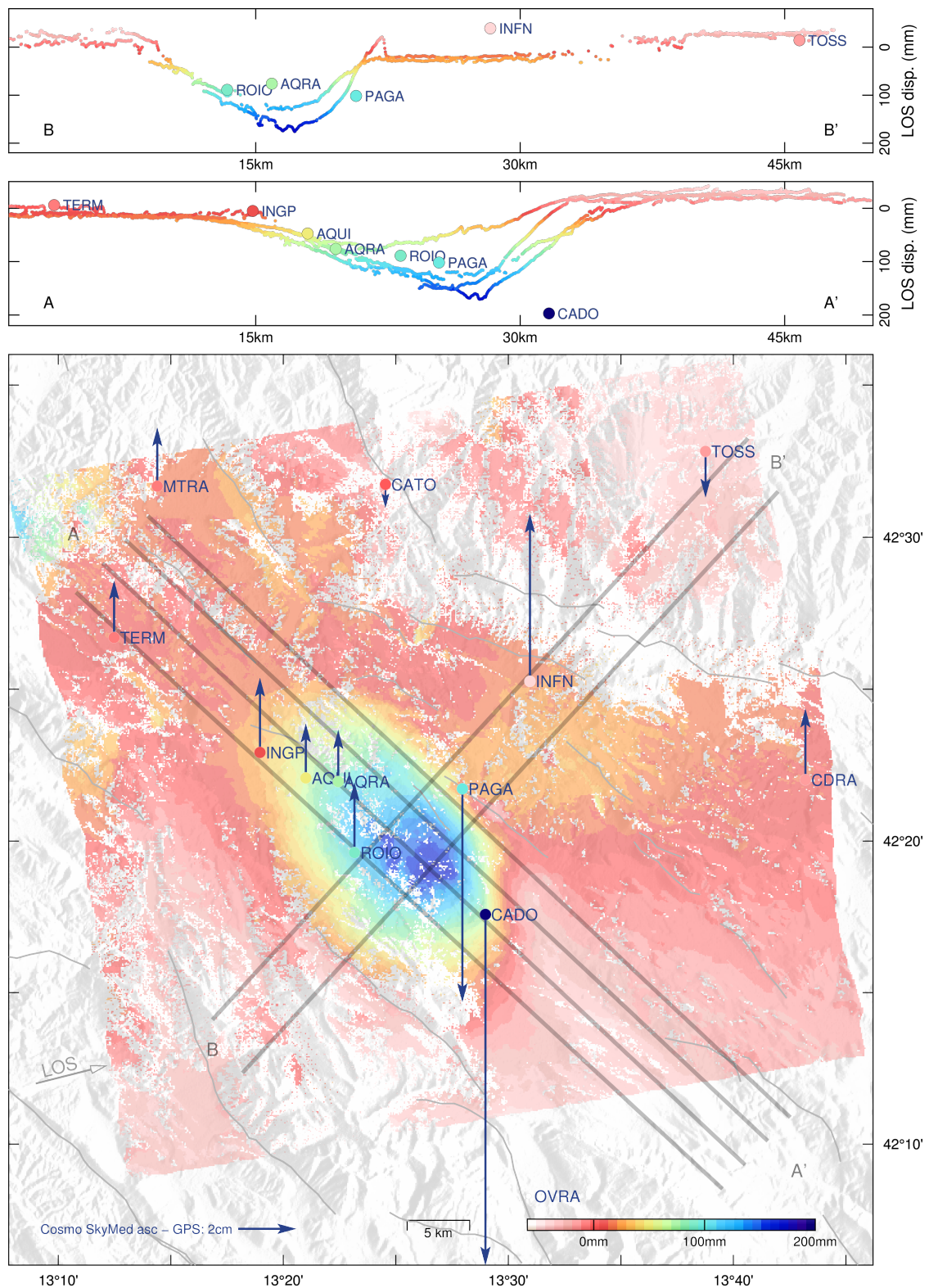
**FIGURE C.4 – Finite-fault slip models inferred from strictly co-seismic data (model COgps) or data including the co-seismic phase plus some early post-seismic deformation (model COPOST).** (a) and (b) show the slip amplitude and rake of the median model, the epicenter being the white star. The color scale is the same for all the figures. (c) and (d) illustrate the slip amplitude of the median models of 25 families of inferred models (more information in the text and Figure S4). This presentation allows a visual estimation of the covariance between probable models at the scale of subfaults. (e) and (f) represent the posterior probability density functions of the 300000 samples for each model parameter, and thus the amount of samples that have inferred slip values for each subfault. The PDFs are colored from the median model, the color-scale being the same as in (a) and (b) respectively.



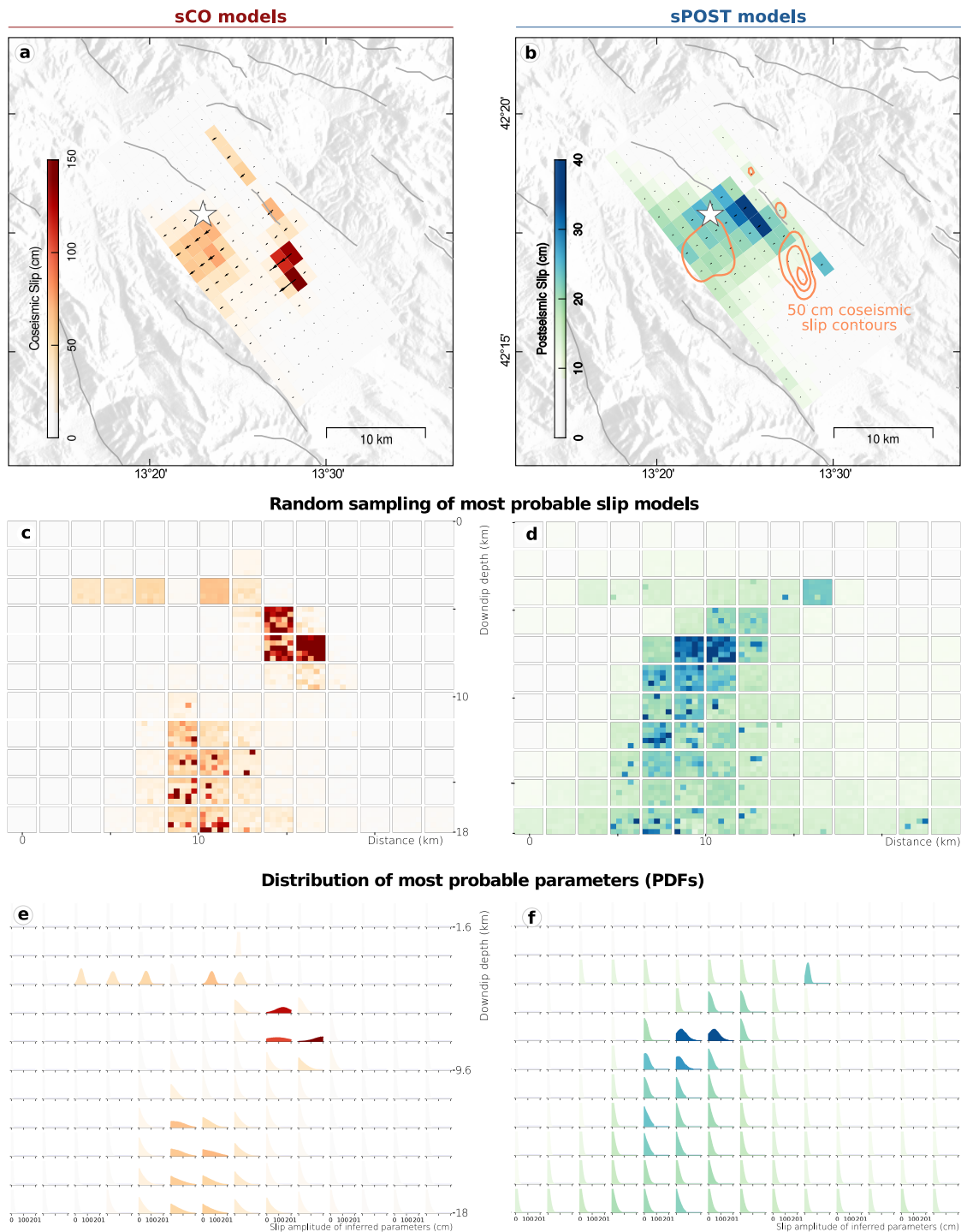
**FIGURE C.5 – Fit to the InSAR dataset for the median COPOST model.** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for ENVISAT descending and COSMO-SkyMed ascending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dotted black line. The epicenter is the white star. Seismogenic faults are shown in light gray.



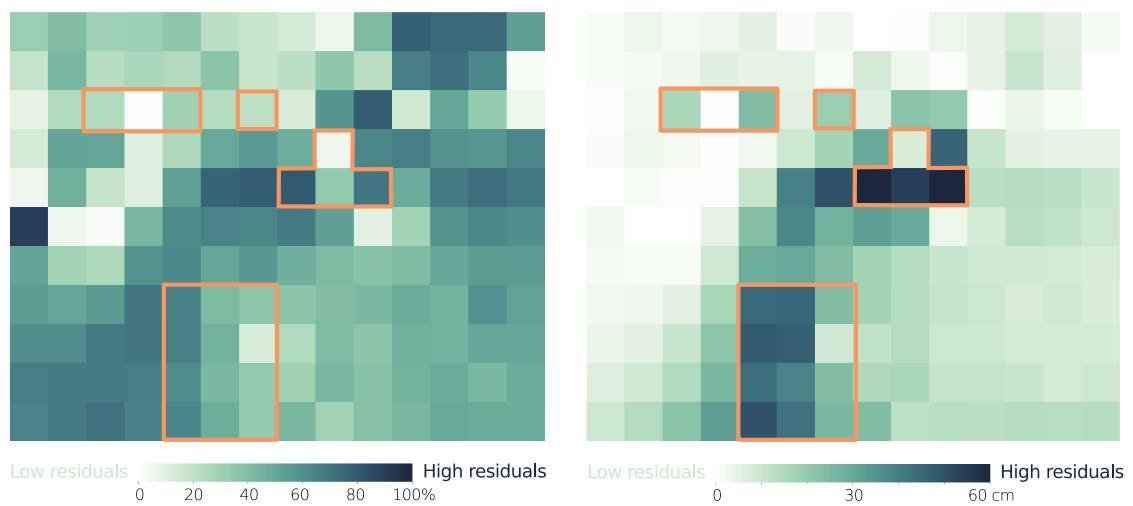
**FIGURE C.6 – Comparison between co+post GPS and InSAR datasets.** The ENVISAT interferogram is shown in background. GPS offsets between mainshock and 6 days after in the Line of Sight (LOS) direction are shown in colored dots in the same colorscale. The offset between surface displacement in the LOS direction of ENVISAT interferogram and GPS is shown with dark blue arrows. Four NW-SE profiles (A - A') and two SW-NE profiles (B - B') represent the LOS displacement of InSAR points along these profiles and of adjacent GPS stations.



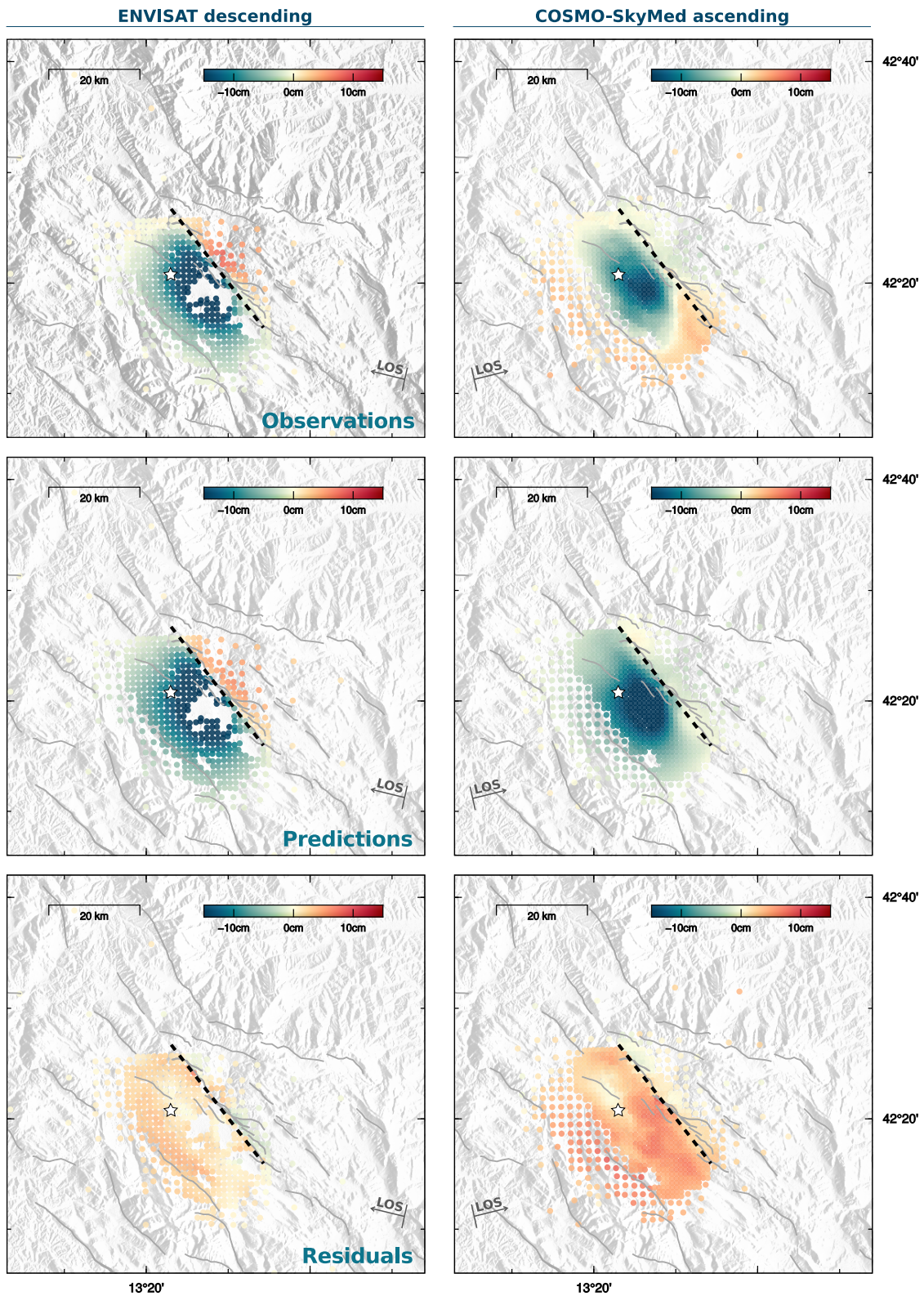
**FIGURE C.7 – Comparison between co+post GPS and InSAR datasets.** The COSMO-SkyMed interferogram is shown in background. GPS offsets between mainshock and 6 days after in the Line of Sight (LOS) direction are shown in colored dots in the same colorscale. The offset between surface displacement in the LOS direction of COSMO-SkyMed interferogram and GPS is shown with dark blue arrows. Four NW-SE profiles (A - A') and two SW-NE profiles (B - B') represent the LOS displacement of InSAR points along these profiles and of adjacent GPS stations.



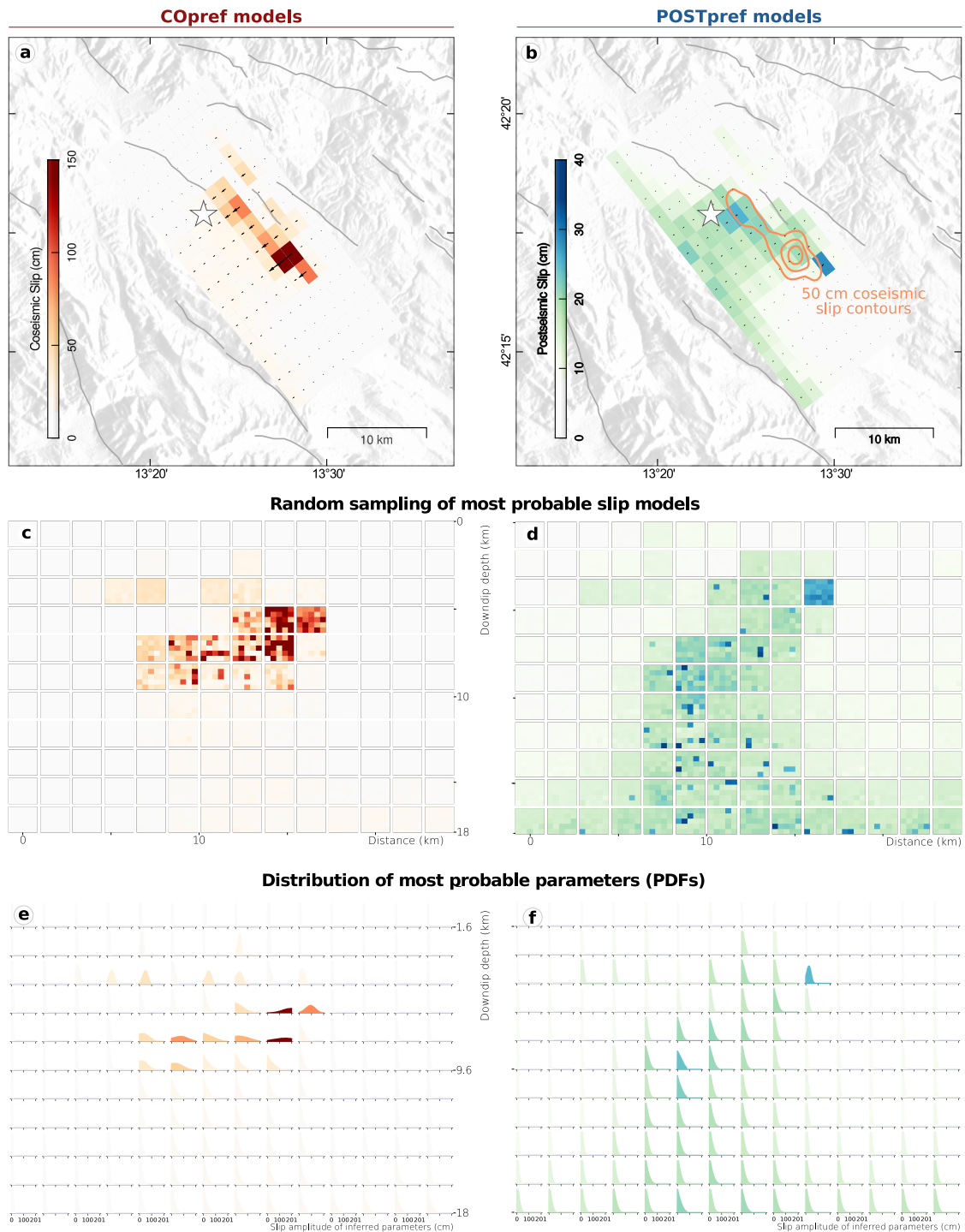
**FIGURE C.8 – Strictly co-seismic (model sCO) and early postseismic (model sPOST) finite fault slip models, inferred with the CTW approach and without accounting for epistemic uncertainties.** (a) and (b) show the slip amplitude and rake of the median model, the epicenter being the white star. In (b), orange lines also show the 50 cm co-seismic slip contours. The color scale is the same for all the figures. (c) and (d) illustrate the slip amplitude of the median models of 25 families of inferred models. (e) and (f) represent the posterior probability density functions of the 300000 samples for each model parameter. The PDFs are colored from the median model, the color-scale being the same as in (a) and (b) respectively.



**FIGURE C.9 – Comparison between the median models sCO and COPOST.** Left, the residuals in percentage of slip amplitude for each subfault are shown. Right, the residuals in cm are shown. The orange lines delimit the area in which slip amplitude is greater than 60 cm.

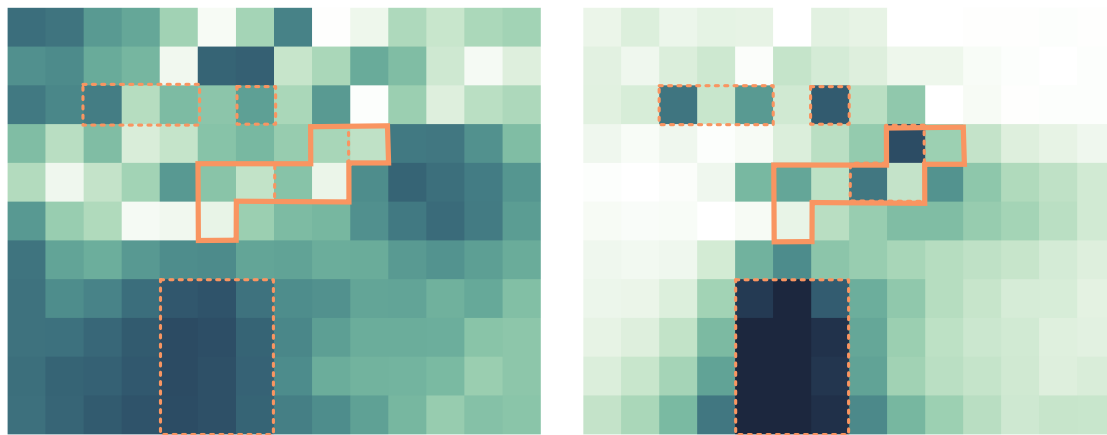
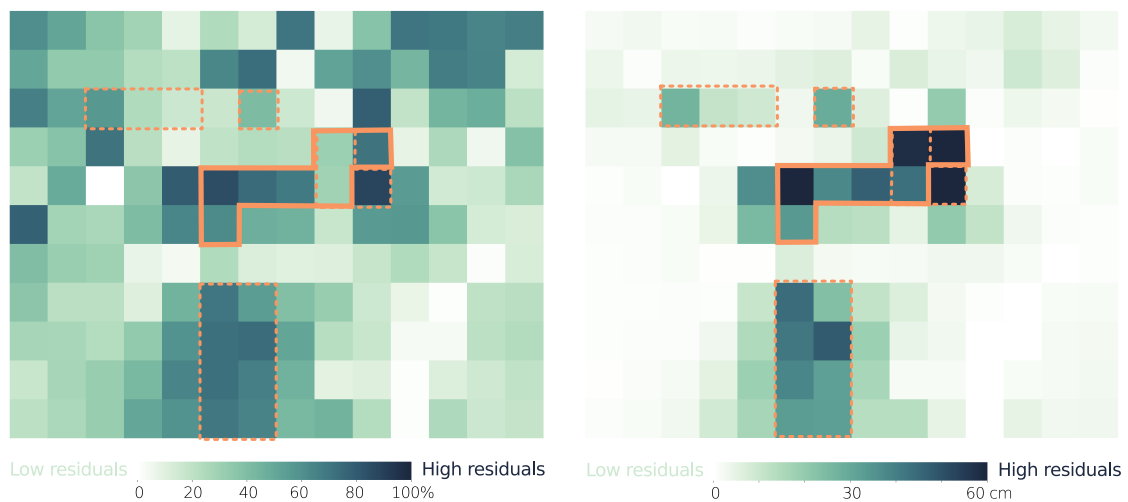


**FIGURE C.10 – Fit to the InSAR dataset for the median models sCO and sPOST.** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for ENVISAT descending and COSMO-SkyMed ascending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dotted black line. The epicenter is the white star. Seismogenic faults are shown in light gray.

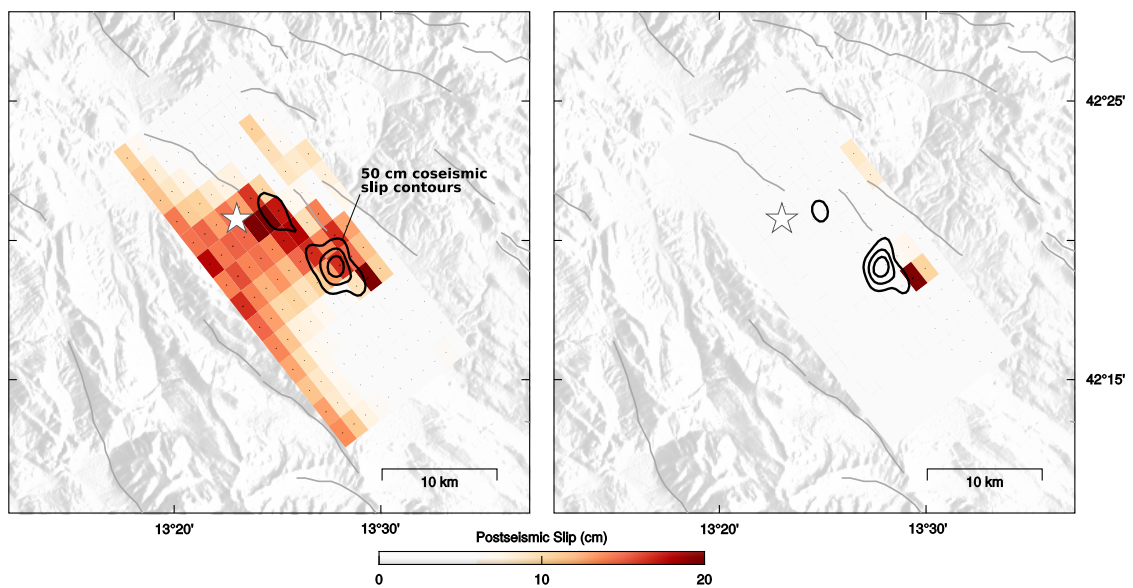


**FIGURE C.11 – Our preferred models COpref and POSTpref, inferred with the CTW approach and accounting for epistemic uncertainties.** (a) and (b) show the slip amplitude and rake of the average model, the epicenter being the white star. In (b), orange lines also show the 50 cm co-seismic slip contours. The color scale is the same for figures a,c,e and b,d,f. (c) and (d) illustrate the slip amplitude of the median models of 25 families of inferred models. (e) and (f) represent the posterior probability density functions of the 300000 samples for each parameter, and thus the amount of samples that have inferred slip values for each subfault. The PDFs are colored from the median model, the color-scale being the same as in (a) and (b) respectively.

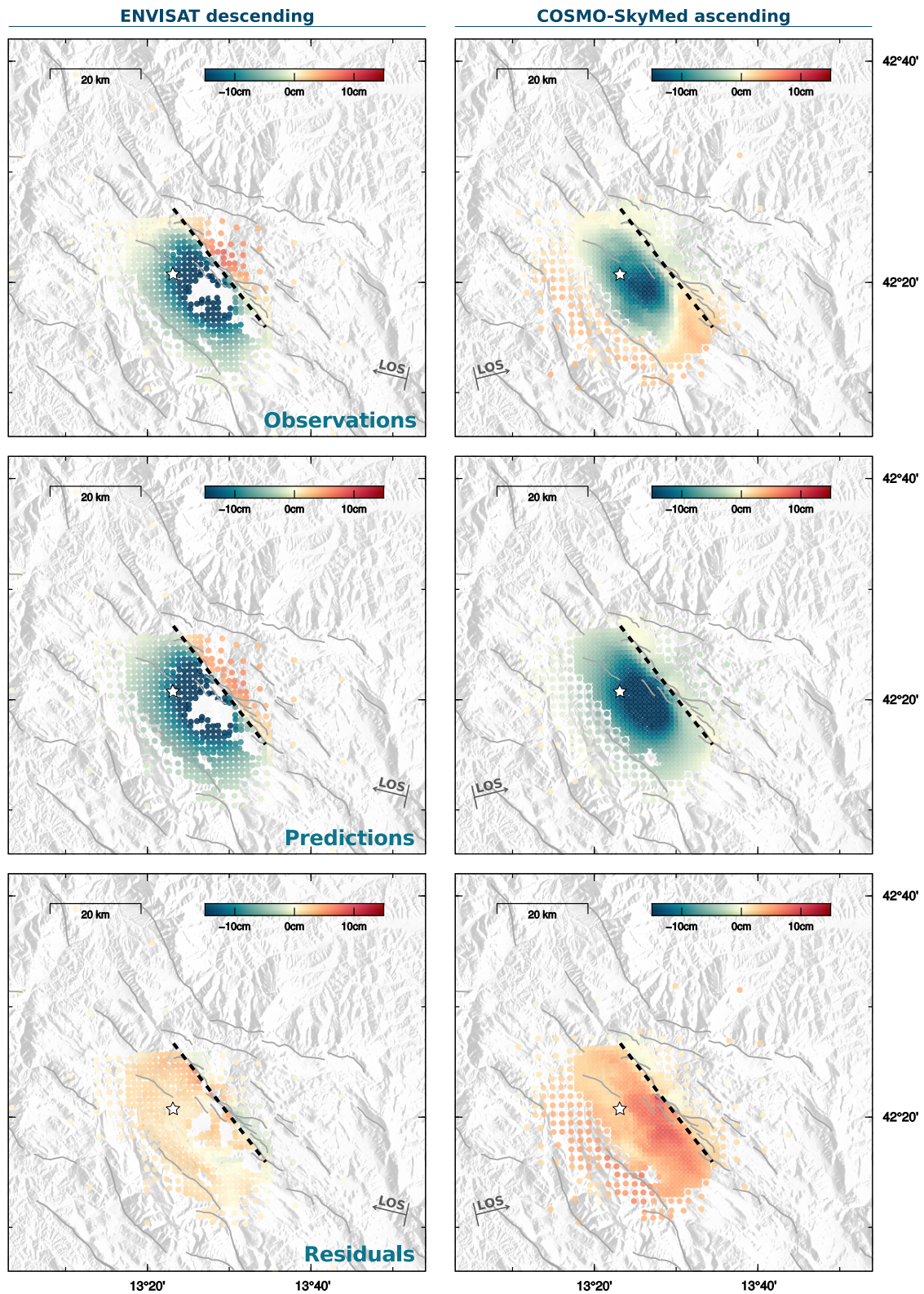


Residuals between **COpref** and **COPOST** median modelsResiduals between **COpref** and **sCO** median models

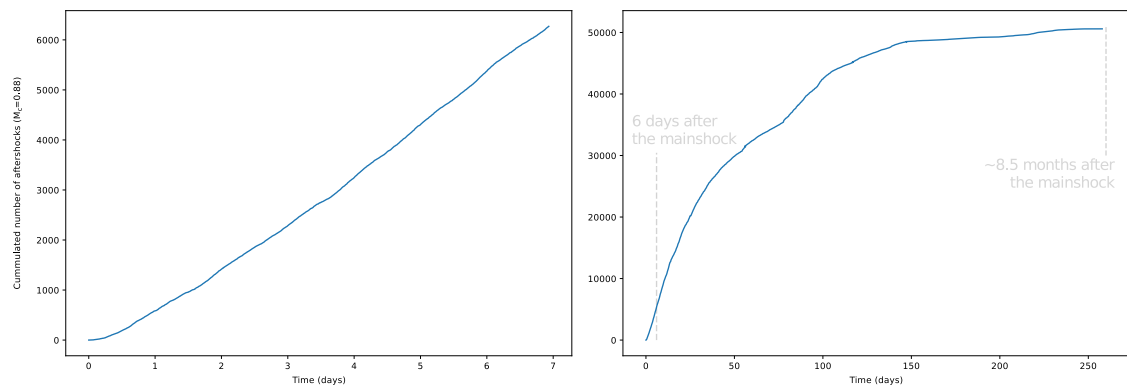
**FIGURE C.12 – Comparison between our median model COpref and COPOST (top) or sCO (bottom).** Left, the residuals in percentage of slip amplitude for each subfault are shown. Right, the residuals in cm are shown. The orange lines delimit the area in which the slip amplitudes of model COpref exceed 50 cm. The dotted orange line delimit these area for model COPOST (top) or model COpref (bottom). The residuals with the COPOST model (top) are largest for the deepest parts of the fault, reaching 90%. The residuals with the sCO model (bottom) exceed 60% for high slip area.



**FIGURE C.13 – Comparison between two POSTpref models.** The coseismic slip is well constrained and do not vary between the median model (left) and the maximum a posteriori (right, mode of the gaussian posterior distributions of inferred samples) model : the 50 cm contours are shown in black lines. In contrast, the posterior uncertainty of the post-seismic slip is large at depth, and median model (left) differs largely from the maximum a posteriori model (right). The most probable post-seismic slip area are the ones imaged by the model to the right, as shared by most inferred samples. The area of large slip as imaged by the median model and with a small posterior uncertainty are also as probable.



**FIGURE C.14 – Fit to the InSAR dataset for the median COpref and POSTpref models.** Observations, predictions inferred from the average model and residuals are shown for ENVISAT descending and COSMO-SkyMed ascending interferograms, respectively to the left and to the right. The assumed fault trace is shown with a dotted black line. The epicenter is the white star. Seismogenic faults are shown in light gray.



**FIGURE C.15 – Cumulative number of events versus time for 6 days after the mainshock (left) or the year 2009 (right).** The magnitude of completeness is of 0.88 (Valoroso et al., 2013). The increase around 80 days corresponds to the nucleation of several earthquakes of  $M_w \approx 4$  (Chiaraluze et al., 2011).



# Références Bibliographiques

- Aarts, E. & Van Laarhoven, P., 1985. Statistical cooling : A general approach to combinatorial optimization problems., *Philips Journal of Research*, **4**(40), 193–226. 17, 46
- Adams, B. M., Osborne, N. M., & Taber, J. J., 2003. The Basin-Edge Effect from Weak Ground Motions Across the Fault-Bounded Edge of the Lower Hutt Valley, New Zealand, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **93**(6), 2703–2716. 38
- Aki, K., 1969. Analysis of the seismic coda of local earthquakes as scattered waves, *Journal of Geophysical Research*, **74**(2), 615–631. 10
- Aki, K. & Lee, W. H. K., 1976. Determination of three-dimensional velocity anomalies under a seismic array using first P arrival times from local earthquakes : 1. A homogeneous initial model, *Journal of Geophysical Research*, **81**(23), 4381–4399. 38
- Aki, K. & Richards, P. G., 2002. *Quantitative Seismology, 2nd Ed.*, University Science Books. 39
- Albano, M., Barba, S., Saroli, M., Moro, M., Malvarosa, F., Costantini, M., Bignami, C., & Stramondo, S., 2015. Gravity-driven postseismic deformation following the Mw 6.3 2009 L'Aquila (Italy) earthquake, *Scientific Reports*, **5**, 121
- Allam, A. A. & Ben-Zion, Y., 2012. Seismic velocity structures in the southern California plate-boundary environment from double-difference tomography, *Geophysical Journal International*, **190**(2), 1181–1196. 46
- Ameri, G., Gallovič, F., & Pacor, F., 2012. Complexity of the Mw 6.3 2009 L'Aquila (central Italy) earthquake : 2. Broadband strong motion modeling, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B4), B04308. 90
- Amoroso, O., Russo, G., Landro, G. D., Zollo, A., Garambois, S., Mazzoli, S., Parente, M., & Virieux, J., 2017. From velocity and attenuation tomography to rock physical modeling : Inferences on fluid-driven earthquake processes at the Irpinia fault system in southern Italy, *Geophysical Research Letters*, **44**(13), 6752–6760. 47
- Ampuero, J. P. & Mao, X., 2017. Upper Limit on Damage Zone Thickness Controlled by Seismogenic Depth, in *Fault Zone Dynamic Processes*, pp. 243–253, American Geophysical Union (AGU). 46
- Anderson, E. M., 1951. *The dynamics of faulting and dyke formation with applications to Britain*, Hafner Pub. Co. 42
- Anderson, H. & Jackson, J., 1987. Active tectonics of the Adriatic Region, *Geophysical Journal International*, **91**(3), 937–983. 85
- Antonoli, A., Piccinini, D., Chiaraluce, L., & Cocco, M., 2005. Fluid flow and seismicity pattern : Evidence from the 1997 Umbria-Marche (central Italy) seismic sequence, *Geophysical Research Letters*, **32**(10). 47, 135
- Anzidei, M., Boschi, E., Cannelli, V., Devoti, R., Esposito, A., Galvani, A., Melini, D., Pietrantonio, G., Riguzzi, F., Sepe, V., & Serpelloni, E., 2009. Coseismic deformation of the destructive April 6, 2009 L'Aquila earthquake (central Italy) from GPS data, *Geophysical Research Letters*, **36**(17), L17307. 121
- Aochi, H. & Fukuyama, E., 2002. Three-dimensional non-planar simulation of the 1992 Landers earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **107**(B2), ESE 4–1. 60
- Aochi, H. & Madariaga, R., 2003. The 1999 Izmit, Turkey, Earthquake : Nonplanar Fault Structure, Dynamic Rupture Process, and Strong Ground Motion, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **93**(3), 1249–1266. 45, 47, 60, 61
- Asano, K. & Iwata, T., 2009. Source Rupture Process of the 2004 Chuetsu, Mid-Niigata Prefecture, Japan, Earthquake Inferred from Waveform Inversion with Dense Strong-Motion Data, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **99**(1), 123–140. 33
- Aster, R. C., Borchers, B., & Thurber, C. H., 2005. *Parameter estimation and inverse problems*, no. 90 in International Geophysics Series, Academic Press, New York, NY. 17, 119
- Atzori, S. & Antonoli, A., 2011. Optimal fault resolution in geodetic inversion of coseismic data, *Geophysical Journal International*, **185**(1), 529–538. 47
- Atzori, S., Hunstad, I., Chini, M., Salvi, S., Tolomei, C., Bignami, C., Stramondo, S., Trasatti, E., Antonoli, A., & Boschi, E., 2009. Finite fault inversion of DInSAR coseismic displacement of the 2009 L'Aquila earthquake (central Italy), *Geophysical Research Letters*, **36**(15), L15305. 121, 133, 136
- Audet, P., 2015. Layered crustal anisotropy around the San Andreas Fault near Parkfield, California, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **120**(5), 3527–3543. 39
- Autin, J., Bellahsen, N., Leroy, S., Husson, L., Beslier, M.-O., & d'Acremont, E., 2013. The role of structural inheritance in oblique rifting : Insights from analogue models and application to the Gulf of Aden, *Tectonophysics*, **607**, 51–64. 44
- Avallone, A., Marzario, M., Cirella, A., Piatanesi, A., Rovelli, A., Di Alessandro, C., D'Anastasio, E., D'Agostino, N., Giuliani, R., & Mattone, M., 2011. Very high rate (10 Hz) GPS seismology for moderate-magnitude earthquakes : The case of the Mw 6.3 L'Aquila (central Italy) event, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **116**(B2), B02305. 34, 122, 191
- Aviles, C. A., Scholz, C. H., & Boatwright, J., 1987. Frac-

- tal analysis applied to characteristic segments of the San Andreas Fault, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **92**(B1), 331–344. 45
- Avouac, J.-P., Ayoub, F., Wei, S., Ampuero, J.-P., Meng, L., Leprince, S., Jolivet, R., Duputel, Z., & Helmberger, D., 2014. The 2013, Mw 7.7 Balochistan earthquake, energetic strike-slip reactivation of a thrust fault, *Earth and Planetary Science Letters*, **391**, 128–134. 36
- Bagh, S., Chiaraluce, L., De Gori, P., Moretti, M., Govoni, A., Chiarabba, C., Di Bartolomeo, P., & Romanelli, M., 2007. Background seismicity in the Central Apennines of Italy : The Abruzzo region case study, *Tectonophysics*, **444**(1–4), 80–92. 90
- Balestra, J. & Delouis, B., 2015. Reassessing the Rupture Process of the 2009 L’Aquila Earthquake (Mw 6.3) on the Paganica Fault and Investigating the Possibility of Coseismic Motion on Secondary Faults, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **105**(3), 1517–1539. 121, 133
- Barbot, S. & Fialko, Y., 2010. A unified continuum representation of post-seismic relaxation mechanisms : semi-analytic models of afterslip, poroelastic rebound and viscoelastic flow, *Geophysical Journal International*, **182**(3), 1124–1140. 116
- Barka, A. A. & Kadinsky-Cade, K., 1988. Strike-slip fault geometry in Turkey and its influence on earthquake activity, *Tectonics*, **7**(3), 663–684. 42, 45
- Barnhart, W. D., Brengman, C. M. J., Li, S., & Peterson, K. E., 2018. Ramp-flat basement structures of the Zagros Mountains inferred from co-seismic slip and afterslip of the 2017 Mw7.3 Darbandikhan, Iran/Iraq earthquake, *Earth and Planetary Science Letters*, **496**, 96–107. 47, 116
- Bartlow, N. M., Miyazaki, S., Bradley, A. M., & Segall, P., 2011. Space-time correlation of slip and tremor during the 2009 Cascadia slow slip event, *Geophysical Research Letters*, **38**(18). 152
- Bartlow, N. M., Wallace, L. M., Beavan, R. J., Bannister, S., & Segall, P., 2014. Time-dependent modeling of slow slip events and associated seismicity and tremor at the Hikurangi subduction zone, New Zealand, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **119**(1), 734–753. 152
- Bean, C. J., Marsan, D., & Martini, F., 1999. Statistical measures of crustal heterogeneity from reflection seismic data : The role of seismic bandwidth, *Geophysical Research Letters*, **26**(21), 3241–3244. 10
- Beeler, N. M., Simpson, R. W., Hickman, S. H., & Lockner, D. A., 2000. Pore fluid pressure, apparent friction, and Coulomb failure, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **105**(B11), 25533–25542. 46
- Beller, S., 2017. *Imagerie lithosphérique par inversion de formes d’ondes télésismiques – Application aux Alpes Occidentales*, Ph.D. thesis, Université Côte d’Azur. 38, 40
- Ben-Zion, Y. & Sammis, C. G., 2003. Characterization of Fault Zones, *pure and applied geophysics*, **160**(3–4), 677–715. 46
- Benavente, R., Cummins, P. R., & Dettmer, J., 2016. Rapid automated W-phase slip inversion for the Illapel great earthquake (2015, Mw = 8.3), *Geophysical Research Letters*, **43**(5), 1910–1917. 50
- Beresnev, I. A., 2003. Uncertainties in Finite-Fault Slip Inversions : To What Extent to Believe? (A Critical Review), *Bulletin of the Seismological Society of America*, **93**(6), 2445–2458. 17, 21, 28, 33, 47, 60, 76, 87, 104, 119
- Bianchi, I., Chiarabba, C., & Piana Agostinetti, N., 2010. Control of the 2009 L’Aquila earthquake, central Italy, by a high-velocity structure : A receiver function study, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **115**(B12), B12326. 90
- Bletery, Q., Sladen, A., Delouis, B., Vallée, M., Nocquet, J.-M., Rolland, L., & Jiang, J., 2014. A detailed source model for the Mw9.0 Tohoku-Oki earthquake reconciling geodesy, seismology, and tsunami records, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **119**(10), 7636–7653. 14, 36
- Bletery, Q., Sladen, A., Delouis, B., & Mattéo, L., 2015. Quantification of Tsunami Bathymetry Effect on Finite Fault Slip Inversion, *Pure and Applied Geophysics*, **172**(12), 3655–3670. 76
- Bletery, Q., Sladen, A., Jiang, J., & Simons, M., 2016a. A Bayesian source model for the 2004 great Sumatra-Andaman earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, p. 2016JB012911. 8, 24, 51, 61, 116, 130
- Bletery, Q., Thomas, A. M., Rempel, A. W., Karlstrom, L., Sladen, A., & Barros, L. D., 2016b. Mega-earthquakes rupture flat megathrusts, *Science*, **354**(6315), 1027–1031. 61
- Blewitt, G., 2000. Geodetic network optimization for geophysical parameters, *Geophysical Research Letters*, **27**(22), 3615–3618. 33
- Bodin, T., Sambridge, M., Tkalčić, H., Arroucau, P., Gallagher, K., & Rawlinson, N., 2012. Transdimensional inversion of receiver functions and surface wave dispersion, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B2). 19, 38
- Boncio, P., Lavecchia, G., Milana, G., & Rozzi, B., 2004a. Seismogenesis in Central Apennines, Italy : an integrated analysis of minor earthquake sequences and structural data in the Amatrice-Campotosto area, *Annals of Geophysics*, **47**(6), 1723–1742. 42, 86, 88, 124
- Boncio, P., Lavecchia, G., & Pace, B., 2004b. Defining a model of 3d seismogenic sources for Seismic Hazard Assessment applications : The case of central Apennines (Italy), *Journal of Seismology*, **8**(3), 407–425. 89, 91, 122
- Boncio, P., Pizzi, A., Brozzetti, F., Pomposo, G., Lavecchia, G., Di Naccio, D., & Ferrarini, F., 2010. Coseismic ground deformation of the 6 April 2009 L’Aquila earthquake (central Italy, Mw6.3), *Geophysical Research Letters*, **37**(6), L06308. 122, 124
- Bonini, L., Maesano, F. E., Basili, R., Burrato, P., Carafa, M. M. C., Fracassi, U., Kastelic, V., Tarabusi, G., Tiberti, M. M., Vannoli, P., & Valensise, G., 2016. Imaging the tectonic framework of the 24 August 2016, Amatrice (central Italy) earthquake sequence : new roles for old players?, *Annals of Geophysics*, **59**(0). 44, 90, 105, 106
- Boore, D. M., 2001. Effect of Baseline Corrections on Dis-

- placements and Response Spectra for Several Recordings of the 1999 Chi-Chi, Taiwan, Earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **91**(5), 1199–1211. 150
- Boore, D. M. & Bommer, J. J., 2005. Processing of strong-motion accelerograms : needs, options and consequences, *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **25**(2), 93–115. 150
- Borland, D. & Ii, R. M. T., 2007. Rainbow Color Map (Still) Considered Harmful, *IEEE Computer Graphics and Applications*, **27**(2), 14–17. 21, 22
- Bosworth, W., Huchon, P., & McClay, K., 2005. The Red Sea and Gulf of Aden Basins, *Journal of African Earth Sciences*, **43**(1), 334–378. 44
- Bouchon, M., 1981. A simple method to calculate Green's functions for elastic layered media, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **71**(4), 959–971. 39
- Bouchon, M. & Barker, J. S., 1996. Seismic response of a hill : The example of Tarzana, California, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **86**(1A), 66–72. 41
- Bouchon, M., Schultz, C. A., & Toksöz, M. N., 1996. Effect of three-dimensional topography on seismic motion, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **101**(B3), 5835–5846. 41
- Bouchon, M., Campillo, M., & Cotton, F., 1998. Stress field associated with the rupture of the 1992 Landers, California, earthquake and its implications concerning the fault strength at the onset of the earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **103**(B9), 21091–21097. 43, 45, 61
- Bouchon, M., Toksöz, M. N., Karabulut, H., Bouin, M.-P., Dietrich, M., Aktar, M., & Edie, M., 2002. Space and Time Evolution of Rupture and Faulting during the 1999 İzmit (Turkey) Earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **92**(1), 256–266. 15
- Bouchon, M., Karabulut, H., Aktar, M., Özalaybey, S., Schmittbuhl, J., & Bouin, M.-P., 2011. Extended Nucleation of the 1999 Mw 7.6 İzmit Earthquake, *Science*, **331**(6019), 877–880. 49
- Bozdağ, E., Peter, D., Lefebvre, M., Komatitsch, D., Tromp, J., Hill, J., Podhorszki, N., & Pugmire, D., 2016. Global adjoint tomography : first-generation model, *Geophysical Journal International*, **207**(3), 1739–1766. 38
- Brodsky, E. E., Kirkpatrick, J. D., & Candela, T., 2016. Constraints from fault roughness on the scale-dependent strength of rocks, *Geology*, **44**(1), 19–22. 45
- Brown, S. R. & Scholz, C. H., 1985. Broad bandwidth study of the topography of natural rock surfaces, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **90**(B14), 12575–12582. 45
- Bruhat, L., Fang, Z., & Dunham, E. M., 2016. Rupture complexity and the supershear transition on rough faults, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **121**(1), 210–224. 9, 45
- Brune, S., Corti, G., & Ranalli, G., 2017. Controls of inherited lithospheric heterogeneity on rift linkage : Numerical and analog models of interaction between the Kenyan and Ethiopian rifts across the Turkana depression, *Tectonics*, **36**(9), 2017TC004739. 44
- Byerlee, J., 1978. Friction of Rocks, in *Rock Friction and Earthquake Prediction*, Contributions to Current Research in Geophysics (CCRG), pp. 615–626, Birkhäuser, Basel. 9
- Bürgmann, R., Segall, P., Lisowski, M., & Svarc, J., 1997. Postseismic strain following the 1989 Loma Prieta earthquake from GPS and leveling measurements, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **102**(B3), 4933–4955. 116
- Bürgmann, R., Rosen, P. A., & Fielding, E. J., 2000. Synthetic Aperture Radar Interferometry to Measure Earth's Surface Topography and Its Deformation, *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, **28**(1), 169–209. 35
- Calais, E., Vergnolle, M., San'kov, V., Likhnev, A., Miroshnitchenko, A., Amarjargal, S., & Déverchère, J., 2003. GPS measurements of crustal deformation in the Baikal-Mongolia area (1994–2002) : Implications for current kinematics of Asia, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **108**(B10). 34
- Calamita, F., Cello, G., Deiana, G., & Paltrinieri, W., 1994. Structural styles, chronology rates of deformation, and time-space relationships in the Umbria-Marche thrust system (central Apennines, Italy), *Tectonics*, **13**(4), 873–881. 86
- Candela, T., Renard, F., Bouchon, M., Brouste, A., Marsan, D., Schmittbuhl, J., & Voisin, C., 2009. Characterization of Fault Roughness at Various Scales : Implications of Three-Dimensional High Resolution Topography Measurements, in *Mechanics, Structure and Evolution of Fault Zones*, Pageoph Topical Volumes, pp. 1817–1851, eds Ben-Zion, Y. & Sammis, C., Birkhäuser Basel. 45
- Candela, T., Renard, F., Bouchon, M., Schmittbuhl, J., & Brodsky, E. E., 2011. Stress Drop during Earthquakes : Effect of Fault Roughness Scaling, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **101**(5), 2369–2387. 45
- Candela, T., Renard, F., Klinger, Y., Mair, K., Schmittbuhl, J., & Brodsky, E. E., 2012. Roughness of fault surfaces over nine decades of length scales, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B8), B08409. 45, 60, 87
- Cappa, F., Rutqvist, J., & Yamamoto, K., 2009. Modeling crustal deformation and rupture processes related to upwelling of deep CO<sub>2</sub>-rich fluids during the 1965–1967 Matsuhiro earthquake swarm in Japan, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **114**(B10). 46
- Cappa, F., Perrin, C., Manighetti, I., & Delor, E., 2014. Off-fault long-term damage : A condition to account for generic, triangular earthquake slip profiles, *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **15**(4), 1476–1493. 46
- Cartwright, J. A., Trudgill, B. D., & Mansfield, C. S., 1995. Fault growth by segment linkage : an explanation for scatter in maximum displacement and trace length data from the Canyonlands Grabens of SE Utah, *Journal of Structural Geology*, **17**(9), 1319–1326. 44
- Causse, M., Cotton, F., & Mai, P. M., 2010. Constraining the roughness degree of slip heterogeneity, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **115**(B5). 17, 119
- Cello, G., 1997. Fractal analysis of a Quaternary fault array



- in the central Apennines, Italy, *Journal of Structural Geology*, **19**(7), 945–953. 44
- Cerpa, N. G., Guillaume, B., & Martinod, J., 2018. The interplay between overriding plate kinematics, slab dip and tectonics, *Geophysical Journal International*, **215**(3), 1789–1802. 44
- Chan, C.-H. & Stein, R. S., 2009. Stress evolution following the 1999 Chi-Chi, Taiwan, earthquake : Consequences for afterslip, relaxation, aftershocks and departures from Omori decay, *Geophysical Journal International*, **177**(1), 179–192. 133
- Chao, W.-A., Wu, Y.-M., & Zhao, L., 2010. An automatic scheme for baseline correction of strong-motion records in coseismic deformation determination, *Journal of Seismology*, **14**(3), 495–504. 150
- Cheloni, D., 2017. Geodetic model of the 2016 Central Italy earthquake sequence inferred from InSAR and GPS measurements, vol. 19, p. 9191. 88, 89, 90, 105
- Cheloni, D., D’Agostino, N., D’Anastasio, E., Avallone, A., Mantenuto, S., Giuliani, R., Mattone, M., Calcaterra, S., Gambino, P., Dominici, D., Radicioni, F., & Fastellini, G., 2010. Coseismic and initial post-seismic slip of the 2009 Mw 6.3 L’Aquila earthquake, Italy, from GPS measurements, *Geophysical Journal International*, **181**(3), 1539–1546. 121, 191
- Cheloni, D., Giuliani, R., D’Anastasio, E., Atzori, S., Walters, R. J., Bonci, L., D’Agostino, N., Mattone, M., Calcaterra, S., Gambino, P., Deninno, F., Maseroli, R., & Stefanelli, G., 2014. Coseismic and post-seismic slip of the 2009 L’Aquila (central Italy) MW 6.3 earthquake and implications for seismic potential along the Campotosto fault from joint inversion of high-precision levelling, InSAR and GPS data, *Tectonophysics*, **622**, 168–185. 106, 116, 121, 122, 123, 132, 133, 134
- Cheloni, D., Serpelloni, E., Devoti, R., D’Agostino, N., Pietrantonio, G., Riguzzi, F., Anzidei, M., Avallone, A., Cavaliere, A., Cecere, G., D’Ambrosio, C., Esposito, A., Falco, L., Galvani, A., Selvaggi, G., Sepe, V., Calcaterra, S., Giuliani, R., Mattone, M., Gambino, P., Abruzzese, L., Cardinale, V., Castagnozzi, A., Luca, G. D., Massucci, A., Memmolo, A., Migliari, F., Minichiello, F., & Zarrilli, L., 2016. GPS observations of coseismic deformation following the 2016, August 24, Mw 6 Amatrice earthquake (central Italy) : data, analysis and preliminary fault model, *Annals of Geophysics*, **59**(0). 90, 105
- Chiarabba, C., Amato, A., Anselmi, M., Baccheschi, P., Bianchi, I., Cattaneo, M., Cecere, G., Chiaraluce, L., Ciaccio, M. G., De Gori, P., De Luca, G., Di Bona, M., Di Stefano, R., Faenza, L., Govoni, A., Improta, L., Lucente, F. P., Marchetti, A., Margheriti, L., Mele, F., Michelini, A., Monachesi, G., Moretti, M., Pastori, M., Piana Agostinetti, N., Piccinini, D., Roselli, P., Seccia, D., & Valoroso, L., 2009. The 2009 L’Aquila (central Italy) MW6.3 earthquake : Main shock and aftershocks, *Geophysical Research Letters*, **36**(18), L18308. 121
- Chiarabba, C., Bagh, S., Bianchi, I., De Gori, P., & Barchi, M., 2010. Deep structural heterogeneities and the tectonic evolution of the Abruzzi region (Central Apennines, Italy) revealed by microseismicity, seismic tomography, and teleseismic receiver functions, *Earth and Planetary Science Letters*, **295**(3–4), 462–476. 90, 91
- Chiarabba, C., Gori, P. D., Cattaneo, M., Spallarossa, D., & Segou, M., 2018. Faults Geometry and the Role of Fluids in the 2016–2017 Central Italy Seismic Sequence, *Geophysical Research Letters*, **45**(14), 6963–6971. 44, 47, 105, 106
- Chiaraluce, L., 2012. Unravelling the complexity of Apenninic extensional fault systems : A review of the 2009 L’Aquila earthquake (Central Apennines, Italy), *Journal of Structural Geology*, **42**, 2–18. 122
- Chiaraluce, L., Barchi, M., Collettini, C., Mirabella, F., & Pucci, S., 2005. Connecting seismically active normal faults with Quaternary geological structures in a complex extensional environment : The Colfiorito 1997 case history (northern Apennines, Italy), *Tectonics*, **24**(1). 105
- Chiaraluce, L., Valoroso, L., Piccinini, D., Di Stefano, R., & De Gori, P., 2011. The anatomy of the 2009 L’Aquila normal fault system (central Italy) imaged by high resolution foreshock and aftershock locations, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **116**(B12), B12311. 86, 121, 122, 207
- Chiaraluce, L., Stefano, R. D., Tinti, E., Scognamiglio, L., Michele, M., Casarotti, E., Cattaneo, M., Gori, P. D., Chiarabba, C., Monachesi, G., Lombardi, A., Valoroso, L., Latorre, D., & Marzorati, S., 2017. The 2016 Central Italy Seismic Sequence : A First Look at the Mainshocks, Aftershocks, and Source Models, *Seismological Research Letters*, **88**(3), 757–771. 8, 88, 89, 90, 91, 105, 107
- Childs, C., Nicol, A., Walsh, J. J., & Watterson, J., 2003. The growth and propagation of synsedimentary faults, *Journal of Structural Geology*, **25**(4), 633–648. 44
- Ching, J. & Chen, Y.-C., 2007. Transitional Markov Chain Monte Carlo Method for Bayesian Model Updating, Model Class Selection, and Model Averaging, *Journal of Engineering Mechanics*, **133**(7), 816–832. 19
- Chiodini, G., Frondini, F., Cardellini, C., Parello, F., & Peruzzi, L., 2000. Rate of diffuse carbon dioxide Earth degassing estimated from carbon balance of regional aquifers : The case of central Apennine, Italy, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **105**(B4), 8423–8434. 135
- Chiodini, G., Caliro, S., Cardellini, C., Frondini, F., Inguaggiato, S., & Matteucci, F., 2011. Geochemical evidence for and characterization of CO<sub>2</sub> rich gas sources in the epicentral area of the Abruzzo 2009 earthquakes, *Earth and Planetary Science Letters*, **304**(3), 389–398. 135
- Chlieh, M., Avouac, J.-P., Hjorleifsdottir, V., Song, T.-R. A., Ji, C., Sieh, K., Sladen, A., Hebert, H., Prawirodirdjo, L., Bock, Y., & Galetzka, J., 2007. Coseismic Slip and Afterslip of the Great Mw 9.15 Sumatra–Andaman Earthquake of 2004, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **97**(1A), S152–S173. 130
- Choy, G. L. & Kirby, S. H., 2004. Apparent stress, fault maturity and seismic hazard for normal-fault earthquakes at subduction zones, *Geophysical Journal International*, **159**(3), 991–1012. 44
- Christensen, N. I. & Mooney, W. D., 1995. Seismic velocity

- structure and composition of the continental crust : A global view, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **100**(B6), 9761–9788. 38
- Cirella, A., Piatanesi, A., Tinti, E., Chini, M., & Cocco, M., 2012. Complexity of the rupture process during the 2009 L'Aquila, Italy, earthquake, *Geophysical Journal International*, **190**(1), 607–621. 15, 121, 123, 132, 133, 136
- Clévéde, E., Bouin, M.-P., Bukchin, B., Mostinskiy, A., & Patau, G., 2004. New constraints on the rupture process of the 1999 August 17 Izmit earthquake deduced from estimates of stress glut rate moments, *Geophysical Journal International*, **159**(3), 931–942. 14
- Cochran, E. S., Li, Y.-G., Shearer, P. M., Barbot, S., Fialko, Y., & Vidale, J. E., 2009. Seismic and geodetic evidence for extensive, long-lived fault damage zones, *Geology*, **37**(4), 315–318. 46
- Collot, J.-Y., Agudelo, W., Ribodetti, A., & Marcaillou, B., 2008. Origin of a crustal splay fault and its relation to the seismogenic zone and underplating at the erosional north Ecuador–south Colombia oceanic margin, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **113**(B12). 44
- Conin, M., Henry, P., Godard, V., & Bourlange, S., 2012. Splay fault slip in a subduction margin, a new model of evolution, *Earth and Planetary Science Letters*, **341–344**, 170–175. 44
- Cornet, F. H., Helm, J., Poitrenaud, H., & Etchecopar, A., 1997. Seismic and Aseismic Slips Induced by Large-scale Fluid Injections, *pure and applied geophysics*, **150**(3), 563–583. 46
- Corti, G., Wijk, J. v., Cloetingh, S., & Morley, C. K., 2007. Tectonic inheritance and continental rift architecture : Numerical and analogue models of the East African Rift system, *Tectonics*, **26**(6). 44
- Corti, G., Ranalli, G., Agostini, A., & Sokoutis, D., 2013. Inward migration of faulting during continental rifting : Effects of pre-existing lithospheric structure and extension rate, *Tectonophysics*, **594**(Supplement C), 137–148. 44
- Cotton, F. & Campillo, M., 1995. Frequency domain inversion of strong motions : Application to the 1992 Landers earthquake, *Journal of Geophysical Research*, **100**, 3961–3975. 15
- Cowan, H., Nicol, A., & Tonkin, P., 1996. A comparison of historical and paleoseismicity in a newly formed fault zone and a mature fault zone, North Canterbury, New Zealand, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **101**(B3), 6021–6036. 44
- Cowie, P. A. & Scholz, C. H., 1992. Growth of faults by accumulation of seismic slip, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **97**(B7), 11085–11095. 44
- Cubas, N., Lapusta, N., Avouac, J.-P., & Perfettini, H., 2015. Numerical modeling of long-term earthquake sequences on the NE Japan megathrust : Comparison with observations and implications for fault friction, *Earth and Planetary Science Letters*, **419**(Supplement C), 187–198. 116
- Cummins, P. R., Hori, T., & Kaneda, Y., 2001. Splay fault and megathrust earthquake slip in the Nankai Trough, *Earth, Planets and Space*, **53**(4), 243–248. 44
- Custódio, S., Liu, P., & Archuleta, R. J., 2005. The 2004 Mw6.0 Parkfield, California, earthquake : Inversion of near-source ground motion using multiple data sets, *Geophysical Research Letters*, **32**(23). 33
- D'Agostino, N., Avallone, A., Cheloni, D., D'Anastasio, E., Mantenuto, S., & Selvaggi, G., 2008. Active tectonics of the Adriatic region from GPS and earthquake slip vectors, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **113**(B12), B12413. 86
- D'Agostino, N., Cheloni, D., Fornaro, G., Giuliani, R., & Reale, D., 2012. Space-time distribution of afterslip following the 2009 L'Aquila earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B2), B02402. 106, 116, 121, 122, 123, 132, 133, 134
- Das, S. & Henry, C., 2003. Spatial relation between main earthquake slip and its aftershock distribution, *Reviews of Geophysics*, **41**(3). 134
- Das, S. & Kostrov, B. V., 1994. Diversity of solutions of the problem of earthquake faulting inversion ; application to SH waves for the great 1989 Macquarie Ridge earthquake, *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, **85**(3), 293–318. 17, 21
- Das, S. & Suhadolc, P., 1996. On the inverse problem for earthquake rupture : The Haskell-type source model, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **101**(B3), 5725–5738. 17, 50, 60
- Dawers, N. H. & Anders, M. H., 1995. Displacement-length scaling and fault linkage, *Journal of Structural Geology*, **17**(5), 607–614. 44
- Dawers, N. H., Anders, M. H., & Scholz, C. H., 1993. Growth of normal faults : Displacement-length scaling, *Geology*, **21**(12), 1107–1110. 44
- Delouis, B., Giardini, D., Lundgren, P., & Salichon, J., 2002. Joint Inversion of InSAR, GPS, Teleseismic, and Strong-Motion Data for the Spatial and Temporal Distribution of Earthquake Slip : Application to the 1999 İzmit Mainshock, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **92**(1), 278–299. 15, 60, 117, 145
- Delouis, B., Nocquet, J.-M., & Vallée, M., 2010. Slip distribution of the February 27, 2010 Mw = 8.8 Maule Earthquake, central Chile, from static and high-rate GPS, InSAR, and broadband teleseismic data, *Geophysical Research Letters*, **37**(17). 34
- Deng, J. & Sykes, L. R., 1997. Evolution of the stress field in southern California and triggering of moderate-size earthquakes : A 200-year perspective, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **102**(B5), 9859–9886. 10
- Dettmer, J., Benavente, R., Cummins, P. R., & Sambridge, M., 2014. Trans-dimensional finite-fault inversion, *Geophysical Journal International*, **199**(2), 735–751. 19, 47, 51, 87, 109
- Dettmer, J., Hawkins, R., Cummins, P. R., Hossen, J., Sambridge, M., Hino, R., & Inazu, D., 2016. Tsunami source uncertainty estimation : The 2011 Japan tsunami, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **121**(6), 4483–4505. 51, 109
- Devoti, R., Riguzzi, F., Cuffaro, M., & Doglioni, C., 2008.

- New GPS constraints on the kinematics of the Apennines subduction, *Earth and Planetary Science Letters*, **273**(1), 163–174. 86
- Di Stefano, R., Chiarabba, C., Chiaraluce, L., Cocco, M., De Gori, P., Piccinini, D., & Valoroso, L., 2011. Fault zone properties affecting the rupture evolution of the 2009 (Mw 6.1) L'Aquila earthquake (central Italy) : Insights from seismic tomography, *Geophysical Research Letters*, **38**(10), L10310. 90
- Diao, F., Wang, R., Aochi, H., Walter, T. R., Zhang, Y., Zheng, Y., & Xiong, X., 2016. Rapid kinematic finite-fault inversion for an Mw 7+ scenario earthquake in the Marmara Sea : an uncertainty study, *Geophysical Journal International*, **204**(2), 813–824. 60, 87
- Dieterich, J., 1994. A constitutive law for rate of earthquake production and its application to earthquake clustering, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **99**(B2), 2601–2618. 116
- Dieterich, J. H. & Smith, D. E., 2009. Nonplanar Faults : Mechanics of Slip and Off-fault Damage, in *Mechanics, Structure and Evolution of Fault Zones*, Pageoph Topical Volumes, pp. 1799–1815, Birkhäuser Basel. 9, 10
- Dodge, D. A., Beroza, G. C., & Ellsworth, W. L., 1996. Detailed observations of California foreshock sequences : Implications for the earthquake initiation process, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **101**(B10), 22371–22392. 49
- Dogliani, C., Mongelli, F., & Piali, G., 1998. Boudinage of the Alpine belt in the Apenninic back-arc, *Memorie della Società Geologica Italiana*, **52**, 457–468. 86
- Doin, M. P., Lasserre, C., Peltzer, G., Cavalié, O., & Doubre, C., 2009. Corrections of stratified tropospheric delays in SAR interferometry : Validation with global atmospheric models, *Journal of Applied Geophysics*, **69**(1), 35–50. 35
- Dolan, J. F. & Haravitch, B. D., 2014. How well do surface slip measurements track slip at depth in large strike-slip earthquakes ? The importance of fault structural maturity in controlling on-fault slip versus off-fault surface deformation, *Earth and Planetary Science Letters*, **388**, 38–47. 44
- Dor, O., Ben-Zion, Y., Rockwell, T. K., & Brune, J., 2006. Pulverized rocks in the Mojave section of the San Andreas Fault Zone, *Earth and Planetary Science Letters*, **245**(3), 642–654. 10
- Dragert, H., Wang, K., & James, T. S., 2001. A Silent Slip Event on the Deeper Cascadia Subduction Interface, *Science*, **292**(5521), 1525–1528. 48
- Du, Y., Aydin, A., & Segall, P., 1992. Comparison of various inversion techniques as applied to the determination of a geophysical deformation model for the 1983 Borah Peak earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **82**(4), 1840–1866. 17, 60, 119
- Duboeuf, L., Barros, L. D., Cappa, F., Guglielmi, Y., Deschamps, A., & Seguy, S., 2017. Aseismic Motions Drive a Sparse Seismicity During Fluid Injections Into a Fractured Zone in a Carbonate Reservoir, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **122**(10), 8285–8304. 7
- Dunham, E. M., Belanger, D., Cong, L., & Kozdon, J. E., 2011. Earthquake Ruptures with Strongly Rate-Weakening Friction and Off-Fault Plasticity, Part 2 : Nonplanar Faults, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **101**(5), 2308–2322. 9, 45
- Duputel, Z., Kanamori, H., Tsai, V. C., Rivera, L., Meng, L., Ampuero, J.-P., & Stock, J. M., 2012a. The 2012 Sumatra great earthquake sequence, *Earth and Planetary Science Letters*, **351–352**, 247–257. 50
- Duputel, Z., Rivera, L., Fukahata, Y., & Kanamori, H., 2012b. Uncertainty estimations for seismic source inversions, *Geophysical Journal International*, **190**(2), 1243–1256. 33, 60, 110, 149
- Duputel, Z., Agram, P. S., Simons, M., Minson, S. E., & Beck, J. L., 2014. Accounting for prediction uncertainty when inferring subsurface fault slip, *Geophysical Journal International*, **197**(1), 464–482. 14, 51, 60, 61, 62, 63, 69, 76, 87, 90, 92, 93, 104, 118, 122, 131, 141, 149, 174
- Duputel, Z., Jiang, J., Jolivet, R., Simons, M., Rivera, L., Ampuero, J.-P., Riel, B., Owen, S. E., Moore, A. W., Samsenov, S. V., Ortega Culaciati, F., & Minson, S. E., 2015. The Iquique earthquake sequence of April 2014 : Bayesian modeling accounting for prediction uncertainty, *Geophysical Research Letters*, **42**(19), 2015GL065402. 24, 32, 51, 60, 61, 110
- Duputel, Z., Vergne, J., Rivera, L., Wittlinger, G., Farra, V., & Hetényi, G., 2016. The 2015 Gorkha earthquake : A large event illuminating the Main Himalayan Thrust fault, *Geophysical Research Letters*, **43**(6), 2517–2525. 47
- Duverger, C., Godano, M., Bernard, P., Lyon-Caen, H., & Lambotte, S., 2015. The 2003–2004 seismic swarm in the western Corinth rift : Evidence for a multiscale pore pressure diffusion process along a permeable fault system, *Geophysical Research Letters*, **42**(18), 7374–7382. 46
- Eleonora, R., Walter, M., & Maurizio, B., 2002. The edge dislocation problem in a layered elastic medium, *Geophysical Journal International*, **149**(2), 508–523. 40
- Elliott, J. R., Copley, A. C., Holley, R., Scharer, K., & Parsons, B., 2013. The 2011 Mw 7.1 Van (Eastern Turkey) earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **118**(4), 1619–1637. 116
- Ellis, P. G. & McClay, K. R., 1988. Listric extensional fault systems - results of analogue model experiments, *Basin Research*, **1**(1), 55–70. 42
- Ellsworth, W. L., 2013. Injection-Induced Earthquakes, *Science*, **341**(6142), 1225942. 47
- Ellsworth, W. L. & Bulut, F., 2018. Nucleation of the 1999 Izmit earthquake by a triggered cascade of foreshocks, *Nature Geoscience*, **11**(7), 531–535. 49
- Emardson, T. R., Simons, M., & Webb, F. H., 2003. Neutral atmospheric delay in interferometric synthetic aperture radar applications : Statistical description and mitigation, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **108**(B5). 35
- EMERGEO Working Group, 2010. Evidence for surface rupture associated with the Mw 6.3 L'Aquila earthquake sequence of April 2009 (central Italy), *Terra Nova*, **22**(1), 43–51. 122

- EMERGEO Working Group, 2016a. The 24 August 2016 Amatrice Earthquake : Coseismic Effects, *Zenodo*. <http://doi.org/10.5281/zenodo.61568>, doi :10.5281/zenodo.61568. 86, 89
- EMERGEO Working Group, 2016b. Summary Report on the 30 October, 2016 earthquake in Central Italy Mw 6.5, *Zenodo*. <http://doi.org/10.5281/zenodo.166238>, doi :10.5281/zenodo.166238. 86, 89
- Falucci, E., Gori, S., Peronace, E., Fubelli, G., Moro, M., Saroli, M., Giaccio, B., Messina, P., Naso, G., Scardia, G., Sposato, A., Voltaggio, M., Galli, P., & Galadini, F., 2009. The Paganica Fault and Surface Coseismic Ruptures Caused by the 6 April 2009 Earthquake (L'Aquila, Central Italy), *Seismological Research Letters*, **80**(6), 940–950. 121, 126
- Falucci, E., Gori, S., Bignami, C., Pietrantonio, G., Melini, D., Moro, M., Saroli, M., & Galadini, F., 2018. The Campotosto Seismic Gap in Between the 2009 and 2016–2017 Seismic Sequences of Central Italy and the Role of Inherited Lithospheric Faults in Regional Seismotectonic Settings, *Tectonics*, **37**(8), 2425–2445. 44
- Faulkner, D. R., Lewis, A. C., & Rutter, E. H., 2003. On the internal structure and mechanics of large strike-slip fault zones : field observations of the Carboneras fault in southeastern Spain, *Tectonophysics*, **367**(3), 235–251. 46
- Faulkner, D. R., Mitchell, T. M., Healy, D., & Heap, M. J., 2006. Slip on 'weak' faults by the rotation of regional stress in the fracture damage zone, *Nature*, **444**(7121), 922–925. 46
- Faulkner, D. R., Jackson, C. A. L., Lunn, R. J., Schlische, R. W., Shipton, Z. K., Wibberley, C. A. J., & Withjack, M. O., 2010. A review of recent developments concerning the structure, mechanics and fluid flow properties of fault zones, *Journal of Structural Geology*, **32**(11), 1557–1575. 46
- Feng, W., Lindsey, E., Barbot, S., Samsonov, S., Dai, K., Li, P., Li, Z., Almeida, R., Chen, J., & Xu, X., 2017. Source characteristics of the 2015 MW 7.8 Gorkha (Nepal) earthquake and its MW 7.2 aftershock from space geodesy, *Tectonophysics*, **712-713**, 747–758. 39
- Fernández, J., Yu, T.-T., & Rundle, J. B., 1996. Deformation produced by a rectangular dipping fault in a viscoelastic-gravitational layered earth model. Part I : Thrust fault—FLTGRV and FLTGRH FORTRAN programs, *Computers & Geosciences*, **22**(7), 735–750. 40
- Fialko, Y., 2004. Probing the mechanical properties of seismically active crust with space geodesy : Study of the coseismic deformation due to the 1992 Mw7.3 Landers (southern California) earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **109**(B3). 40
- Floyd, M. A., Walters, R. J., Elliott, J. R., Funning, G. J., Svarc, J. L., Murray, J. R., Hooper, A. J., Larsen, Y., Marinovic, P., Bürgmann, R., Johanson, I. A., & Wright, T. J., 2016. Spatial variations in fault friction related to lithology from rupture and afterslip of the 2014 South Napa, California, earthquake, *Geophysical Research Letters*, **43**(13), 6808–6816. 48, 117, 130, 135
- Fossen, H. & Rotevatn, A., 2016. Fault linkage and relay structures in extensional settings – A review, *Earth-Science Reviews*, **154**, 14–28. 44
- Frankel, A., Carver, D., Cranswick, E., Bice, T., Sell, R., & Hanson, S., 2001. Observations of Basin Ground Motions from a Dense Seismic Array in San Jose, California, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **91**(1), 1–12. 38
- Freed, A. M., 2005. Earthquake Triggering by Static, Dynamic, and Postseismic Stress Transfer, *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, **33**(1), 335–367. 10
- Freed, A. M., 2007. Afterslip (and only afterslip) following the 2004 Parkfield, California, earthquake, *Geophysical Research Letters*, **34**(6), L06312. 116
- Freed, A. M. & Burgmann, R., 2004. Evidence of power-law flow in the Mojave desert mantle, *Nature*, **430**(6999), 548–51. 9, 116
- Frezzotti, M. L., Peccerillo, A., & Panza, G., 2009. Carbonate metasomatism and CO<sub>2</sub> lithosphere–asthenosphere degassing beneath the Western Mediterranean : An integrated model arising from petrological and geophysical data, *Chemical Geology*, **262**(1), 108–120. 135
- Fukahata, Y. & Wright, T. J., 2008. A non-linear geodetic data inversion using ABIC for slip distribution on a fault with an unknown dip angle, *Geophysical Journal International*, **173**(2), 353–364. 33, 50, 105
- Fukao, Y., 1979. Tsunami earthquakes and subduction processes near deep-sea trenches, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **84**(B5), 2303–2314. 44
- Fukuda, J. & Johnson, K. M., 2010. Mixed linear – non-linear inversion of crustal deformation data : Bayesian inference of model, weighting and regularization parameters, *Geophysical Journal International*, **181**(3), 1441–1458. 50, 63, 105
- Gabriel, A.-A., Ampuero, J.-P., Dalguer, L. A., & Mai, P. M., 2013. Source properties of dynamic rupture pulses with off-fault plasticity, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **118**(8), 4117–4126. 46
- Galadini, F. & Galli, P., 2000. Active Tectonics in the Central Apennines (Italy) – Input Data for Seismic Hazard Assessment, *Natural Hazards*, **22**(3), 225–268. 42, 86
- Galadini, F. & Galli, P., 2003. Paleoseismology of silent faults in the Central Apennines (Italy) : the Mt. Vettore and Laga Mts. Faults, *Annals of Geophysics*, **46**(5). 86
- Gallovič, F. & Ampuero, J.-P., 2015. A New Strategy to Compare Inverted Rupture Models Exploiting the Eigenstructure of the Inverse Problem, *Seismological Research Letters*. 28, 60
- Gallovič, F. & Zahradník, J., 2012. Complexity of the Mw 6.3 2009 L'Aquila (central Italy) earthquake : 1. Multiple finite-extent source inversion, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B4), B04307. 15
- Gallovič, F., Imperatori, W., & Mai, P. M., 2015. Effects of three-dimensional crustal structure and smoothing constraint on earthquake slip inversions : Case study of the Mw6.3 2009 L'Aquila earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **120**(1), 2014JB011650. 10, 17, 41, 60, 91, 119, 122, 132, 133, 136

- Geist, E. L. & Dmowska, R., 1999. Local Tsunamis and Distributed Slip at the Source, in *Seismogenic and Tsunamiogenic Processes in Shallow Subduction Zones*, Pageoph Topical Volumes, pp. 485–512, Birkhäuser, Basel. 76
- Geist, E. L., Bilek, S. L., Arcas, D., & Titov, V. V., 2006. Differences in tsunami generation between the December 26, 2004 and March 28, 2005 Sumatra earthquakes, *Earth, Planets and Space*, **58**(2), 185–193. 76
- Gerasimenko, M. D., Shestakov, N. V., & Kato, T., 2000. On optimal geodetic network design for fault-mechanics studies, *Earth, Planets and Space*, **52**(11), 985–987. 33
- Gharti, H. N., Tromp, J., & Zampini, S., 2018. Spectral-infinite-element simulations of gravity anomalies, *Geophysical Journal International*, **215**(2), 1098–1117. 40
- Gharti, H. N., Langer, L., & Tromp, J., 2019. Spectral-infinite-element simulations of coseismic and postearthquake deformation, *Geophysical Journal International*, p. in press. 40
- Goda, K., Mai, P. M., Yasuda, T., & Mori, N., 2014. Sensitivity of tsunami wave profiles and inundation simulations to earthquake slip and fault geometry for the 2011 Tohoku earthquake, *Earth, Planets and Space*, **66**, 105. 76
- Goes, S., Agrusta, R., Hunen, J. v., & Garel, F., 2017. Subduction-transition zone interaction : A review, *Geosphere*, **13**(3), 644–664. 44
- Gombert, B., Duputel, Z., Jolivet, R., Doubre, C., Rivera, L., & Simons, M., 2017. Revisiting the 1992 Landers earthquake : a Bayesian exploration of co-seismic slip and off-fault damage, *Geophysical Journal International*. 17, 24, 40, 46, 51, 60, 76, 119
- Gombert, B., Duputel, Z., Jolivet, R., Simons, M., Jiang, J., Liang, C., Fielding, E. J., & Rivera, L., 2018. Strain budget of the Ecuador–Colombia subduction zone : A stochastic view, *Earth and Planetary Science Letters*, **498**, 288–299. 47, 51
- Graizer, V., 2010. Strong Motion Recordings and Residual Displacements : What Are We Actually Recording in Strong Motion Seismology ?, *Seismological Research Letters*, **81**(4), 635–639. 150
- Grandin, R., Vallée, M., Satriano, C., Lacassin, R., Klinger, Y., Simoes, M., & Bollinger, L., 2015. Rupture process of the Mw = 7.9 2015 Gorkha earthquake (Nepal) : Insights into Himalayan megathrust segmentation, *Geophysical Research Letters*, **42**(20), 8373–8382. 34
- Graves, R. W. & Wald, D. J., 2001. Resolution analysis of finite fault source inversion using one- and three-dimensional Green’s functions : 1. Strong motions, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **106**(B5), 8745–8766. 41
- Graymer, R. W., Langenheim, V. E., Simpson, R. W., Jachens, R. C., & Ponce, D. A., 2007. Relatively simple through-going fault planes at large-earthquake depth may be concealed by the surface complexity of strike-slip faults, *Geological Society, London, Special Publications*, **290**(1), 189–201. 43, 87
- Griffiths, J. & Ray, J. R., 2009. On the precision and accuracy of IGS orbits, *Journal of Geodesy*, **83**(3), 277–287. 34
- Gualandi, A., Serpelloni, E., & Belardinelli, M. E., 2014. Space–time evolution of crustal deformation related to the Mw 6.3, 2009 L’Aquila earthquake (central Italy) from principal component analysis inversion of GPS position time-series, *Geophysical Journal International*, p. ggt522. 15, 39, 121, 122, 132, 133, 134, 136
- Gualandi, A., Avouac, J.-P., Galetzka, J., Genrich, J. F., Blewitt, G., Adhikari, L. B., Koirala, B. P., Gupta, R., Upreti, B. N., Pratt-Sitaula, B., & Liu-Zeng, J., 2017. Pre- and post-seismic deformation related to the 2015, Mw7.8 Gorkha earthquake, Nepal, *Tectonophysics*, **714**(Supplement C), 90–106. 116
- Guglielmi, Y., Cappa, F., Avouac, J.-P., Henry, P., & Elsworth, D., 2015. Seismicity triggered by fluid injection–induced aseismic slip, *Science*, **348**(6240), 1224–1226. 7, 136
- Gupta, H. K., Sarma, S. V. S., Harinarayana, T., & Virupakshi, G., 1996. Fluids below the hypocentral region of Latur Earthquake, India : Geophysical indicators, *Geophysical Research Letters*, **23**(13), 1569–1572. 46
- Gusman, A. R., Mulia, I. E., & Satake, K., 2018. Optimum Sea Surface Displacement and Fault Slip Distribution of the 2017 Tehuantepec Earthquake (Mw 8.2) in Mexico Estimated From Tsunami Waveforms, *Geophysical Research Letters*, **45**(2), 646–653. 39, 47
- Hainzl, S., 2004. Seismicity patterns of earthquake swarms due to fluid intrusion and stress triggering, *Geophysical Journal International*, **159**(3), 1090–1096. 46
- Hainzl, S., Fischer, T., Čermáková, H., Bachura, M., & Vlíček, J., 2016. Aftershocks triggered by fluid intrusion : Evidence for the aftershock sequence occurred 2014 in West Bohemia/Vogtland, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **121**(4), 2575–2590. 46
- Hallo, M. & Gallovič, F., 2016. Fast and cheap approximation of Green function uncertainty for waveform-based earthquake source inversions, *Geophysical Journal International*, **207**(2), 1012–1029. 51, 109, 149
- Hanssen, R. F., 2001. *Radar Interferometry : Data Interpretation and Error Analysis*, Springer Science & Business Media, Google-Books-ID : bqNkJUk4wtMC. 35
- Harris, R. A., Archuleta, R. J., & Day, S. M., 1991. Fault steps and the dynamic rupture process : 2-D numerical simulations of a spontaneously propagating shear fracture, *Geophysical Research Letters*, **18**(5), 893–896. 43, 45
- Hartzell, S. & Langer, C., 1993. Importance of model parameterization in finite fault inversions : Application to the 1974 Mw 8.0 Peru Earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **98**(B12), 22123–22134. 50
- Hartzell, S., Harmsen, S., Williams, R. A., Carver, D., Frankel, A., Choy, G., Liu, P.-C., Jachens, R. C., Brocher, T. M., & Wentworth, C. M., 2006. Modeling and Validation of a 3d Velocity Structure for the Santa Clara Valley, California, for Seismic-Wave Simulations, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **96**(5), 1851–1881. 38
- Hartzell, S., Liu, P., Mendoza, C., Ji, C., & Larson, K. M., 2007. Stability and Uncertainty of Finite-Fault Slip Inversions : Application to the 2004 Parkfield, California, Earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **97**(6), 1911–1934. 60, 87

- Hartzell, S., Harmsen, S., & Frankel, A., 2010. Effects of 3d Random Correlated Velocity Perturbations on Predicted Ground Motions, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **100**(4), 1415–1426. 10, 41
- Hartzell, S. H. & Heaton, T. H., 1983. Inversion of strong ground motion and teleseismic waveform data for the fault rupture history of the 1979 Imperial Valley, California, earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **73**(6A), 1553–1583. 11, 50
- Hauksson, E., Jones, L. M., & Hutton, K., 2002. The 1999 Mw 7.1 Hector Mine, California, Earthquake Sequence : Complex Conjugate Strike-Slip Faulting, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **92**(4), 1154–1170. 8
- He, P., Hetland, E. A., Wang, Q., Ding, K., Wen, Y., & Zou, R., 2017. Coseismic Slip in the 2016 Mw 7.8 Ecuador Earthquake Imaged from Sentinel1a Radar Interferometry, *Seismological Research Letters*, **88**(2A), 277–286. 116
- He, Y.-M., Wang, W.-M., & Yao, Z.-X., 2003. Static Deformation Due to Shear and Tensile Faults in a Layered Half-Space, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **93**(5), 2253–2263. 40
- Hello, Y., Ogé, A., Sukhovich, A., & Nolet, G., 2011. Modern mermaids : New floats image the deep Earth, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, **92**(40), 337–338. 153
- Helmstetter, A. & Shaw, B. E., 2009. Afterslip and aftershocks in the rate-and-state friction law, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **114**(B1). 116
- Henry, C. & Das, S., 2001. Aftershock zones of large shallow earthquakes : fault dimensions, aftershock area expansion and scaling relations, *Geophysical Journal International*, **147**(2), 272–293. 134
- Henry, C., Das, S., & Woodhouse, J. H., 2000. The great March 25, 1998, Antarctic Plate earthquake : Moment tensor and rupture history, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **105**(B7), 16097–16118. 33, 50
- Hernandez, B., Cotton, F., & Campillo, M., 1999. Contribution of radar interferometry to a two-step inversion of the kinematic process of the 1992 Landers earthquake, *Journal of Geophysical Research*, **104**, 13. 15
- Herrmann, R. B., Malagnini, L., & Munafò, I., 2011. Regional Moment Tensors of the 2009 L'Aquila Earthquake Sequence, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **101**(3), 975–993. 90, 92, 93, 99, 122
- Heuret, A., Funicello, F., Faccenna, C., & Lallemand, S., 2007. Plate kinematics, slab shape and back-arc stress : A comparison between laboratory models and current subduction zones, *Earth and Planetary Science Letters*, **256**(3), 473–483. 44
- Hickman, S., Sibson, R., & Bruhn, R., 1995. Introduction to Special Section : Mechanical Involvement of Fluids in Faulting, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **100**(B7), 12831–12840. 46
- Hirata, T., 1989. Fractal Dimension of Fault Systems in Japan : Fractal Structure in Rock Fracture Geometry at Various Scales, in *Fractals in Geophysics*, Pure and Applied Geophysics, pp. 157–170, eds Scholz, C. H. & Mandelbrot, B. B., Birkhäuser Basel, Basel. 45
- Hirose, F., Miyaoka, K., Hayashimoto, N., Yamazaki, T., & Nakamura, M., 2011. Outline of the 2011 off the Pacific coast of Tohoku Earthquake ( M w 9.0) – Seismicity : foreshocks, mainshock, aftershocks, and induced activity, *Earth, Planets and Space*, **63**(7), 1. 49
- Hsu, S.-K., Yeh, Y.-C., Sibuet, J.-C., Doo, W.-B., & Tsai, C.-H., 2013. A mega-splay fault system and tsunami hazard in the southern Ryukyu subduction zone, *Earth and Planetary Science Letters*, **362**, 99–107. 44
- Hsu, Y.-J., Simons, M., Avouac, J.-P., Galetzka, J., Sieh, K., Chlieh, M., Natawidjaja, D., Prawirodirdjo, L., & Bock, Y., 2006. Frictional Afterslip Following the 2005 Nias-Simeulue Earthquake, Sumatra, *Science*, **312**(5782), 1921–1926. 8, 116, 134, 136
- Hsu, Y.-J., Simons, M., Williams, C., & Casarotti, E., 2011. Three-dimensional FEM derived elastic Green's functions for the coseismic deformation of the 2005 Mw 8.7 Nias-Simeulue, Sumatra earthquake, *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **12**(7), Q07013. 41
- Huang, M.-H., Fielding, E. J., Dickinson, H., Sun, J., Gonzalez-Ortega, J. A., Freed, A. M., & Bürgmann, R., 2017a. Fault geometry inversion and slip distribution of the 2010 Mw 7.2 El Mayor-Cucapah earthquake from geodetic data, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **122**(1), 2016JB012858. 40, 50, 60, 63, 105
- Huang, M.-H., Fielding, E. J., Liang, C., Milillo, P., Bekaert, D., Dreger, D., & Salzer, J., 2017b. Coseismic deformation and triggered landslides of the 2016 Mw 6.2 Amatrice earthquake in Italy, *Geophysical Research Letters*, p. 2016GL071687. 40, 86, 88, 90, 91, 105
- Huang, Y. & Ampuero, J.-P., 2011. Pulse-like ruptures induced by low-velocity fault zones, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **116**(B12). 46
- Huang, Y., Meng, L., & Ampuero, J.-P., 2013. A dynamic model of the frequency-dependent rupture process of the 2011 Tohoku-Oki earthquake, *Earth, Planets and Space*, **64**(12), 1. 47
- Huang, Y., Ampuero, J.-P., & Helmberger, D. V., 2014. Earthquake ruptures modulated by waves in damaged fault zones, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **119**(4), 3133–3154. 46
- Hughes, K. L. H., Masterlark, T., & Mooney, W. D., 2010. Poroelastic stress-triggering of the 2005 M8.7 Nias earthquake by the 2004 M9.2 Sumatra–Andaman earthquake, *Earth and Planetary Science Letters*, **293**(3), 289–299. 40
- Hunstad, I., Selvaggi, G., D'Agostino, N., England, P., Clarke, P., & Pierozzi, M., 2003. Geodetic strain in peninsular Italy between 1875 and 2001, *Geophysical Research Letters*, **30**(4), 1181. 86
- Ide, S., Beroza, G. C., Shelly, D. R., & Uchide, T., 2007. A scaling law for slow earthquakes, *Nature*, **447**(7140), 76–79. 49
- Idini, B. & Ampuero, J. P., 2017. Rupture Complexity Promoted by Damaged Fault Zones in Earthquake Cycle Models, *AGU Fall Meeting Abstracts*, **41**. 46
- Iida, M., Miyatake, T., & Shimazaki, K., 1990. Relationship between strong-motion array parameters and the ac-

- curacy of source inversion and physical waves, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **80**(6A), 1533–1552. 33
- INGV Working Group (GPS data and data analysis center)”, 2016. Preliminary co-seismic displacements for the August 24, 2016 ML6, Amatrice (central Italy) earthquake from the analysis of continuous GPS stations, *Zenodo*. <http://doi.org/10.5281/zenodo.61355>. 91
- Jiang, J. & Simons, M., 2016. Probabilistic imaging of tsunamigenic seafloor deformation during the 2011 Tohokuoki Earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*. **51**, 109
- Johnson, K. M., Fukuda, J., & Segall, P., 2012. Challenging the rate-state asperity model : Afterslip following the 2011 M9 Tohoku-oki, Japan, earthquake, *Geophysical Research Letters*, **39**(20), L20302. 10, 116
- Jolivet, R., Lasserre, C., Doin, M.-P., Guillaso, S., Peltzer, G., Dailu, R., Sun, J., Shen, Z.-K., & Xu, X., 2012. Shallow creep on the Haiyuan Fault (Gansu, China) revealed by SAR Interferometry, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B6), B06401. 36, 91, 122, 175, 191
- Jolivet, R., Duputel, Z., Riel, B., Simons, M., Rivera, L., Minson, S. E., Zhang, H., Aivazis, M. a. G., Ayoub, F., Leprieux, S., Samsonov, S., Motagh, M., & Fielding, E. J., 2014. The 2013 Mw 7.7 Balochistan Earthquake : Seismic Potential of an Accretionary Wedge, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **104**(2), 1020–1030. 40, 45, 51, 60
- Jolivet, R., Simons, M., Agram, P. S., Duputel, Z., & Shen, Z.-K., 2015. Aseismic slip and seismogenic coupling along the central San Andreas Fault, *Geophysical Research Letters*, **42**(2), 2014GL062222. 51, 60
- Jonsson, S., Segall, P., Pedersen, R., & Bjornsson, G., 2003. Post-earthquake ground movements correlated to pore-pressure transients, *Nature*, **424**(6945), 179–83. 9, 116
- Jousset, P., Reinsch, T., Ryberg, T., Blanck, H., Clarke, A., Aghayev, R., Hersir, G. P., Henningses, J., Weber, M., & Krawczyk, C. M., 2018. Dynamic strain determination using fibre-optic cables allows imaging of seismological and structural features, *Nature Communications*, **9**(1), 2509. 153
- Jovanovich, D. B., Hussein, M. I., & Chinnery, M. A., 1974. Elastic Dislocations in a Layered Half-Space – I. Basic Theory and Numerical Methods, *Geophysical Journal International*, **39**(2), 205–217. 40
- Jónsson, S., Zebker, H., Segall, P., & Amelung, F., 2002. Fault Slip Distribution of the 1999 Mw 7.1 Hector Mine, California, Earthquake, Estimated from Satellite Radar and GPS Measurements, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **92**(4), 1377–1389. 35
- Kagawa, T., Zhao, B., Miyakoshi, K., & Irikura, K., 2004. Modeling of 3d Basin Structures for Seismic Wave Simulations Based on Available Information on the Target Area : Case Study of the Osaka Basin, Japan, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **94**(4), 1353–1368. 38
- Kanamori, H., 1977. Seismic and Aseismic Slip Along Subduction Zones and their Tectonic Implications, in *Island Arcs, Deep Sea Trenches and Back-Arc Basins*, pp. 163–174, American Geophysical Union (AGU). 7
- Kaneko, Y. & Fialko, Y., 2011. Shallow slip deficit due to large strike-slip earthquakes in dynamic rupture simulations with elasto-plastic off-fault response, *Geophysical Journal International*, **186**(3), 1389–1403. 76, 142
- Kato, A., Obara, K., Igarashi, T., Tsuruoka, H., Nakagawa, S., & Hirata, N., 2012. Propagation of Slow Slip Leading Up to the 2011 Mw 9.0 Tohoku-Oki Earthquake, *Science*, p. 1215141. 49, 116
- Kato, T., 1983. High-angle reverse faulting associated with the 1946 Nankaido earthquake, *Tectonophysics*, **96**(1), 31–44. 44
- Kawase, H., 1996. The Cause of the Damage Belt in Kobe : “The Basin-Edge Effect,” Constructive Interference of the Direct S-Wave with the Basin-Induced Diffracted/Rayleigh Waves, *Seismological Research Letters*, **67**(5), 25–34. 38
- Kayal, J. R., Zhao, D., Mishra, O. P., De, R., & Singh, O. P., 2002. The 2001 Bhuj earthquake : Tomographic evidence for fluids at the hypocenter and its implications for rupture nucleation, *Geophysical Research Letters*, **29**(24), 51–54. 46
- King, G. & Nabelek, J., 1985. Role of Fault Bends in the Initiation and Termination of Earthquake Rupture, *Science*, **228**(4702), 984–987. 43, 45, 61
- King, G. C. P., 1986. Speculations on the geometry of the initiation and termination processes of earthquake rupture and its relation to morphology and geological structure, *pure and applied geophysics*, **124**(3), 567–585. 45
- King, M. A. & Watson, C. S., 2010. Long GPS coordinate time series : Multipath and geometry effects, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **115**(B4). 34
- King, M. A. & Williams, S. D. P., 2009. Apparent stability of GPS monumentation from short-baseline time series, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **114**(B10). 34
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P., 1983. Optimization by Simulated Annealing, *Science*, **220**(4598), 671–680. 17
- Kisslinger, C., 1975. Processes during the Matsushiro, Japan, Earthquake Swarm as Revealed by Leveling, Gravity, and Spring-Flow Observations, *Geology*, **3**(2), 57–62. 46
- Klein, E., Duputel, Z., Masson, F., Yavasoglu, H., & Agram, P., 2017. Aseismic slip and seismogenic coupling in the Marmara Sea : What can we learn from onland geodesy ?, *Geophysical Research Letters*, **44**(7), 3100–3108. 33, 45
- Komatitsch, D. & Tromp, J., 1999. Introduction to the spectral element method for three-dimensional seismic wave propagation, *Geophysical Journal International*, **139**(3), 806–822. 40
- Komatitsch, D. & Tromp, J., 2002. Spectral-element simulations of global seismic wave propagation—I. Validation, *Geophysical Journal International*, **149**(2), 390–412. 40
- Komatitsch, D. & Vilotte, J.-P., 1998. The spectral element method : An efficient tool to simulate the seismic response of 2d and 3d geological structures, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **88**(2), 368–392. 40, 41

- Komatitsch, D., Liu, Q., Tromp, J., Süs, P., Stidham, C., & Shaw, J. H., 2004. Simulations of Ground Motion in the Los Angeles Basin Based upon the Spectral-Element Method, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **94**(1), 187–206. [41](#)
- Konca, A. O., Avouac, J.-P., Sladen, A., Meltzner, A. J., Sieh, K., Fang, P., Li, Z., Galetzka, J., Genrich, J., Chlieh, M., Natawidjaja, D. H., Bock, Y., Fielding, E. J., Ji, C., & Helmberger, D. V., 2008. Partial rupture of a locked patch of the Sumatra megathrust during the 2007 earthquake sequence, *Nature*, **456**(7222), 631–635. [8](#), [45](#)
- Kubo, H., Suzuki, W., Aoi, S., & Sekiguchi, H., 2016. Source rupture processes of the 2016 Kumamoto, Japan, earthquakes estimated from strong-motion waveforms, *Earth, Planets and Space*, **68**(1), 161. [50](#)
- Lacassin, R., Valli, F., Arnaud, N., Leloup, P. H., Paquette, J. L., Haibing, L., Tapponnier, P., Chevalier, M.-L., Guillot, S., Maheo, G., & Zhiqin, X., 2004. Large-scale geometry, offset and kinematic evolution of the Karakorum fault, Tibet, *Earth and Planetary Science Letters*, **219**(3), 255–269. [44](#)
- Lallemant, S., Heuret, A., & Boutelier, D., 2005. On the relationships between slab dip, back-arc stress, upper plate absolute motion, and crustal nature in subduction zones, *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **6**(9). [44](#)
- Langbein, J. & Johnson, H., 1997. Correlated errors in geodetic time series : Implications for time-dependent deformation, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **102**(B1), 591–603. [31](#), [34](#)
- Langer, L., Gharti, H. N., & Tromp, J., 2016. Investigating the Importance of 3d Structure in Seismic Deformation Modeling, *AGU Fall Meeting Abstracts*, **51**. [40](#)
- Langer, L., Gharti, H. N., & Tromp, J., 2019. Impact of topography and three-dimensional heterogeneity on coseismic deformation, *Geophysical Journal International*. [41](#)
- Langston, C. A., 1979. Structure under Mount Rainier, Washington, inferred from teleseismic body waves, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **84**(B9), 4749–4762. [38](#)
- Lavecchia, G., Ferrarini, F., Brozzetti, F., Nardis, R. D., Boncio, P., & Chiaraluce, L., 2012. From surface geology to aftershock analysis : Constraints on the geometry of the L’Aquila 2009 seismogenic fault system, *Italian Journal of Geosciences*, **131**(3), 330–347. [61](#), [90](#), [121](#), [122](#), [124](#)
- Lavecchia, G., Castaldo, R., de Nardis, R., De Novellis, V., Ferrarini, F., Pepe, S., Brozzetti, F., Solaro, G., Cirillo, D., Bonano, M., Boncio, P., Casu, F., De Luca, C., Lanari, R., Manunta, M., Manzo, M., Pepe, A., Zinno, I., & Tizzani, P., 2016. Ground deformation and source geometry of the 24 August 2016 Amatrice earthquake (Central Italy) investigated through analytical and numerical modeling of DInSAR measurements and structural-geological data, *Geophysical Research Letters*, p. 2016GL071723. [88](#), [90](#), [91](#), [105](#)
- Lavecchia, G., Adinolfi, G. M., de Nardis, R., Ferrarini, F., Cirillo, D., Brozzetti, F., De Matteis, R., Festa, G., & Zollo, A., 2017. Multidisciplinary inferences on a newly recognized active east-dipping extensional system in Central Italy, *Terra Nova*, **29**(1), 77–89. [107](#)
- Lay, T., 2017. A review of the rupture characteristics of the 2011 Tohoku-oki Mw 9.1 earthquake, *Tectonophysics*. [14](#), [60](#)
- Lay, T., Kanamori, H., Ammon, C. J., Nettles, M., Ward, S. N., Aster, R. C., Beck, S. L., Bilek, S. L., Brudzinski, M. R., Butler, R., DeShon, H. R., Ekström, G., Satake, K., & Sipkin, S., 2005. The Great Sumatra-Andaman Earthquake of 26 December 2004, *Science*, **308**(5725), 1127–1133. [76](#)
- Lay, T., Kanamori, H., Ammon, C. J., Koper, K. D., Hutko, A. R., Ye, L., Yue, H., & Rushing, T. M., 2012. Depth-varying rupture properties of subduction zone megathrust faults, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B4). [47](#)
- Lee, S.-J., Ma, K.-F., & Chen, H.-W., 2006. Effects of fault geometry and slip style on near-fault static displacements caused by the 1999 Chi-Chi, Taiwan earthquake, *Earth and Planetary Science Letters*, **241**(1–2), 336–350. [45](#), [61](#)
- Lee, S.-J., Chen, H.-W., Liu, Q., Komatitsch, D., Huang, B.-S., & Tromp, J., 2008. Three-Dimensional Simulations of Seismic-Wave Propagation in the Taipei Basin with Realistic Topography Based upon the Spectral-Element Method Three-Dimensional Simulations of Seismic-Wave Propagation in the Taipei Basin, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **98**(1), 253–264. [41](#)
- Levander, A., Hobbs, R. W., Smith, S. K., England, R. W., Snyder, D. B., & Holliger, K., 1994. The crust as a heterogeneous “optical” medium, or “crocodiles in the mist”, *Tectonophysics*, **232**(1), 281–297. [10](#), [38](#)
- Levander, A. R. & Holliger, K., 1992. Smallscale heterogeneity and largescale velocity structure of the continental crust, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **97**(B6), 8797–8804. [10](#), [38](#)
- LeVeque, R. J., 2002. *Finite Volume Methods for Hyperbolic Problems*, Cambridge University Press, Google-Books-ID : O\_ZjpMSZiwoc. [40](#)
- Li, H., Zhu, L., & Yang, H., 2007. High-resolution structures of the Landers fault zone inferred from aftershock waveform data, *Geophysical Journal International*, **171**(3), 1295–1307. [38](#)
- Lin, Y.-n. N., Sladen, A., OrtegaCulaciati, F., Simons, M., Avouac, J.-P., Fielding, E. J., Brooks, B. A., Bevis, M., Genrich, J., Rietbrock, A., Vigny, C., Smalley, R., & Socquet, A., 2013. Coseismic and postseismic slip associated with the 2010 Maule Earthquake, Chile : Characterizing the Arauco Peninsula barrier effect, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **118**(6), 3142–3159. [116](#)
- Lindh, A. G. & Boore, D. M., 1981. Control of rupture by fault geometry during the 1966 parkfield earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **71**(1), 95–116. [45](#)
- Lindsey, N. J., Martin, E. R., Dreger, D. S., Freifeld, B., Cole, S., James, S. R., Biondi, B. L., & AjoFranklin, J. B., 2017. Fiber-Optic Network Observations of Earthquake Wavefields, *Geophysical Research Letters*, **44**(23), 11,792–11,799. [153](#)
- Liu, C., Zheng, Y., Xie, Z., & Xiong, X., 2017. Rupture features of the 2016 Mw6.2 Norcia earthquake and its possible



- relationship with strong seismic hazards, *Geophysical Research Letters*, p. 2016GL071958. **63**, 88, 90, 105
- Liu, P. & Archuleta, R. J., 2004. A new nonlinear finite fault inversion with three-dimensional Green's functions : Application to the 1989 Loma Prieta, California, earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **109**(B2), 40
- Lohman, R. B. & Simons, M., 2005. Some thoughts on the use of InSAR data to constrain models of surface deformation : Noise structure and data downsampling, *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **6**(1), Q01007. **35**, **36**, **60**, **61**, **66**, **91**, **122**, **191**
- Lomax, A. & Snieder, R., 1994. Finding sets of acceptable solutions with a genetic algorithm with application to surface wave group dispersion in Europe, *Geophysical Research Letters*, **21**(24), 2617–2620. **17**
- Luccio, F. D., Ventura, G., Giovambattista, R. D., Piscini, A., & Cinti, F. R., 2010. Normal faults and thrusts reactivated by deep fluids : The 6 April 2009 Mw 6.3 L'Aquila earthquake, central Italy, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **115**(B6). **47**, **135**, **136**
- Lucente, F. P., Gori, P. D., Margheriti, L., Piccinini, D., Bona, M. D., Chiarabba, C., & Agostinetti, N. P., 2010. Temporal variation of seismic velocity and anisotropy before the 2009 MW 6.3 L'Aquila earthquake, Italy, *Geology*, **38**(11), 1015–1018. **135**
- Madariaga, R., Ruiz, S., Rivera, E., Leyton, F., & Baez, J. C., 2018. Near-Field Spectra of Large Earthquakes, *Pure and Applied Geophysics*. **151**
- Maerten, F., Resor, P., Pollard, D., & Maerten, L., 2005. Inverting for Slip on Three-Dimensional Fault Surfaces Using Angular Dislocations, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **95**(5), 1654–1665. **45**
- Maggi, A. & Priestley, K., 2005. Surface waveform tomography of the Turkish–Iranian plateau, *Geophysical Journal International*, **160**(3), 1068–1080. **28**
- Magnoni, F., Casarotti, E., Michelini, A., Piersanti, A., Komatitsch, D., Peter, D., & Tromp, J., 2014. Spectral Element Simulations of Seismic Waves Generated by the 2009 L'Aquila Earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **104**(1), 73–94. **41**, **90**, **91**, **122**, **136**
- Mai, P. M. & Thingbaijam, K. K. S., 2014. SRCMOD : An Online Database of Finite Fault Rupture Models, *Seismological Research Letters*, **85**(6), 1348–1357. **15**, **136**
- Mai, P. M., Schorlemmer, D., Page, M., Ampuero, J.-P., Asano, K., Causse, M., Custodio, S., Fan, W., Festa, G., Galis, M., Galovic, F., Imperatori, W., Käser, M., Malysky, D., Okuwaki, R., Pollitz, F., Passone, L., Razafindrakoto, H. N. T., Sekiguchi, H., Song, S. G., Somala, S. N., Thingbaijam, K. K. S., Twardzik, C., Driel, M. v., Vyas, J. C., Wang, R., Yagi, Y., & Zielke, O., 2016. The EarthquakeSource Inversion Validation (SIV) Project, *Seismological Research Letters*. **28**, **60**, **145**
- Malagnini, L., Lucente, F. P., Gori, P. D., Akinci, A., & Munafò, I., 2012. Control of pore fluid pressure diffusion on fault failure mode : Insights from the 2009 L'Aquila seismic sequence, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B5). **47**, **135**, **136**
- Malinverno, A., 2002. Parsimonious Bayesian Markov chain Monte Carlo inversion in a nonlinear geophysical problem, *Geophysical Journal International*, **151**(3), 675–688. **19**
- Malservisi, R., Schwartz, S. Y., Voss, N., Protti, M., Gonzalez, V., Dixon, T. H., Jiang, Y., Newman, A. V., Richardson, J., Walter, J. I., & Vayenko, D., 2015. Multiscale postseismic behavior on a megathrust : The 2012 Nicoya earthquake, Costa Rica, *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **16**(6), 1848–1864. **131**
- Manatschal, G., Lavier, L., & Chenin, P., 2015. The role of inheritance in structuring hyperextended rift systems : Some considerations based on observations and numerical modeling, *Gondwana Research*, **27**(1), 140–164. **44**
- Manighetti, I., King, G. C. P., Gaudemer, Y., Scholz, C. H., & Doubre, C., 2001. Slip accumulation and lateral propagation of active normal faults in Afar, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **106**(B7), 13667–13696. **44**
- Manighetti, I., Campillo, M., Bouley, S., & Cotton, F., 2007. Earthquake scaling, fault segmentation, and structural maturity, *Earth and Planetary Science Letters*, **253**(3), 429–438. **42**, **44**
- Manighetti, I., Caulet, C., De Barros, L., Perrin, C., Cappa, F., & Gaudemer, Y., 2015. Generic along-strike segmentation of Afar normal faults, East Africa : Implications on fault growth and stress heterogeneity on seismogenic fault planes, *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **16**(2), 443–467. **60**, **87**
- Mansfield, C. & Cartwright, J., 2001. Fault growth by linkage : observations and implications from analogue models, *Journal of Structural Geology*, **23**(5), 745–763. **44**
- Mansinha, L. & Smylie, D. E., 1971. The displacement fields of inclined faults, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **61**(5), 1433–1440. **39**
- Marchandon, M., Vergnolle, M., Cavalié, O., Sudhaus, H., & Hollingsworth, J., 2018a. Earthquake sequence in the NE Lut, Iran : observations from multiple space geodetic techniques, *Geophysical Journal International*, **215**(3), 1604–1621. **36**, **47**
- Marchandon, M., Vergnolle, M., Sudhaus, H., & Cavalié, O., 2018b. Fault Geometry and Slip Distribution at Depth of the 1997 Mw 7.2 Zirkuh Earthquake : Contribution of Near-Field Displacement Data, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **123**(2), 1904–1924. **36**, **39**, **50**, **105**
- Marone, C. J., Scholtz, C. H., & Bilham, R., 1991. On the mechanics of earthquake afterslip, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **96**(B5), 8441–8452. **116**, **133**
- Martel, S. J., 1999. Mechanical controls on fault geometry, *Journal of Structural Geology*, **21**(6), 585–596. **44**
- Massa, M., Lovati, S., D'Alema, E., Ferretti, G., & Bakavoli, M., 2010. An Experimental Approach for Estimating Seismic Amplification Effects at the Top of a Ridge, and the Implication for Ground-Motion Predictions : The Case of Narni, Central Italy, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **100**(6), 3020–3034. **41**
- Masterlark, T., 2003. Finite element model predictions of static deformation from dislocation sources in a subduction

- zone : Sensitivities to homogeneous, isotropic, Poisson-solid, and half-space assumptions, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **108**(B11), 39, 40, 41
- Masterlark, T., DeMets, C., Wang, H. F., Sánchez, O., & Stock, J., 2001. Homogeneous vs heterogeneous subduction zone models : Coseismic and postseismic deformation, *Geophysical Research Letters*, **28**(21), 4047–4050. 40
- Matsu'ura, M., 1977. Inversion of Geodetic Data, *Journal of Physics of the Earth*, **25**(1), 69–90. 39
- Mattauer, M., 1980. *Les déformations des matériaux de l'écorce terrestre*, Hermann, Paris. 42
- Melbourne, T. I., Webb, F. H., Stock, J. M., & Reigber, C., 2002. Rapid postseismic transients in subduction zones from continuous GPS, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **107**(B10), 2241. 48
- Menke, W., 2012. *Geophysical data analysis : Discrete inverse theory*, Academic press. 18, 28, 31, 32, 47, 159
- Mesimeri, M., Karakostas, V., Papadimitriou, E., Schaff, D., & Tsaklidis, G., 2016. Spatio-temporal properties and evolution of the 2013 Aigion earthquake swarm (Corinth Gulf, Greece), *Journal of Seismology*, **20**(2), 595–614. 46
- Metropolis, N. & Ulam, S., 1949. The Monte Carlo Method, *Journal of the American Statistical Association*, **44**(247), 335–341. 17
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E., 1953. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines, *The Journal of Chemical Physics*, **21**(6), 1087–1092. 17
- Meyer, B., Tapponnier, P., Bourjot, L., Métivier, F., Gaudemer, Y., Peltzer, G., Shunmin, G., & Zhitai, C., 1998. Crustal thickening in Gansu-Qinghai, lithospheric mantle subduction, and oblique, strike-slip controlled growth of the Tibet plateau, *Geophysical Journal International*, **135**(1), 1–47. 44
- Michele, M., Stefano, R. D., Chiaraluce, L., Cattaneo, M., Gori, P. D., Monachesi, G., Latorre, D., Marzorati, S., Valoroso, L., Ladina, C., Chiarabba, C., Lauciani, V., & Fares, M., 2016. The Amatrice 2016 seismic sequence : a preliminary look at the mainshock and aftershocks distribution, *Annals of Geophysics*, **59**(0). 90
- Michon, L. & Sokoutis, D., 2005. Interaction between structural inheritance and extension direction during graben and depocentre formation : An experimental approach, *Tectonophysics*, **409**(1–4), 125–146. 44
- Mildon, Z. K., Toda, S., Faure Walker, J. P., & Roberts, G. P., 2016. Evaluating models of Coulomb stress transfer : Is variable fault geometry important ?, *Geophysical Research Letters*, **43**(24), 2016GL071128. 10
- Miller, S. A., 2002. Properties of large ruptures and the dynamical influence of fluids on earthquakes and faulting, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **107**(B9), ESE 3–1–ESE 3–13. 46
- Miller, S. A., Nur, A., & Olgaard, D. L., 1996. Earthquakes as a coupled shear stress-high pore pressure dynamical system, *Geophysical Research Letters*, **23**(2), 197–200. 46
- Miller, S. A., Ben-Zion, Y., & Burg, J.-P., 1999. A three-dimensional fluid-controlled earthquake model : Behavior and implications, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **104**(B5), 10621–10638. 46
- Miller, S. A., Collettini, C., Chiaraluce, L., Cocco, M., Barchi, M., & Kaus, B. J. P., 2004. Aftershocks driven by a high-pressure CO<sub>2</sub> source at depth, *Nature*, **427**(6976), 724–727. 46, 47, 135
- Milliner, C. W. D., Dolan, J. F., Hollingsworth, J., Leprince, S., & Ayoub, F., 2016. Comparison of coseismic near-field and off-fault surface deformation patterns of the 1992 Mw 7.3 Landers and 1999 Mw 7.1 Hector Mine earthquakes : Implications for controls on the distribution of surface strain, *Geophysical Research Letters*, **43**(19), 10,115–10,124. 43
- Minson, S., 2010. *A Bayesian Approach to Earthquake Source Studies*, Ph.D. thesis, Caltech. 20
- Minson, S. E., Simons, M., & Beck, J. L., 2013. Bayesian inversion for finite fault earthquake source models I – theory and algorithm, *Geophysical Journal International*, **194**(3), 1701–1726. 14, 19, 32, 50, 62, 64, 66, 68, 92, 93, 119, 141, 149
- Minson, S. E., Simons, M., Beck, J. L., Ortega, F., Jiang, J., Owen, S. E., Moore, A. W., Inbal, A., & Sladen, A., 2014. Bayesian inversion for finite fault earthquake source models – II : the 2011 great Tohoku-oki, Japan earthquake, *Geophysical Journal International*, **198**(2), 922–940. 19, 32, 60, 62, 92, 149
- Mitchell, T. M. & Faulkner, D. R., 2009. The nature and origin of off-fault damage surrounding strike-slip fault zones with a wide range of displacements : A field study from the Atacama fault system, northern Chile, *Journal of Structural Geology*, **31**(8), 802–816. 10, 46
- Mitchell, T. M. & Faulkner, D. R., 2012. Towards quantifying the matrix permeability of fault damage zones in low porosity rocks, *Earth and Planetary Science Letters*, **339**–**340**, 24–31. 46
- Mitchell, T. M., Ben-Zion, Y., & Shimamoto, T., 2011. Pulverized fault rocks and damage asymmetry along the Arima-Takatsuki Tectonic Line, Japan, *Earth and Planetary Science Letters*, **308**(3), 284–297. 10
- Miyatake, T., Iida, M., & Shimazaki, K., 1986. The effect of strong-motion array configuration on source inversion, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **76**(5), 1173–1185. 33
- Miyazaki, S., Segall, P., Fukuda, J., & Kato, T., 2004. Space time distribution of afterslip following the 2003 Tokachi-oki earthquake : Implications for variations in fault zone frictional properties, *Geophysical Research Letters*, **31**(6), L06623. 133
- Moczo, P., Kristek, J., Galis, M., Pazak, P., & Balazovjeh, M., 2007. The finite-difference and finite-element modeling of seismic wave propagation and earthquake motion, *Acta Physica Slovaca*, **57**, 177–406. 40
- Monelli, D. & Mai, P. M., 2008. Bayesian inference of kinematic earthquake rupture parameters through fitting of strong motion data, *Geophysical Journal International*, **173**(1), 220–232. 28, 60
- Moore, G. F., Bangs, N. L., Taira, A., Kuramoto, S., Pang-

- born, E., & Tobin, H. J., 2007. Three-Dimensional Splay Fault Geometry and Implications for Tsunami Generation, *Science*, **318**(5853), 1128–1131. 76
- Moreno, M., Melnick, D., Rosenau, M., Baez, J., Klotz, J., Oncken, O., Tassara, A., Chen, J., Bataille, K., Bevis, M., Socquet, A., Bolte, J., Vigny, C., Brooks, B., Ryder, I., Grund, V., Smalley, B., Carrizo, D., Bartsch, M., & Hase, H., 2012. Toward understanding tectonic control on the Mw 8.8 2010 Maule Chile earthquake, *Earth and Planetary Science Letters*, **321–322**, 152–165. 45, 61
- Moreno, M. S., Bolte, J., Klotz, J., & Melnick, D., 2009. Impact of megathrust geometry on inversion of coseismic slip from geodetic data : Application to the 1960 Chile earthquake, *Geophysical Research Letters*, **36**(16), L16310. 45, 61
- Morley, C. K., 1999. How successful are analogue models in addressing the influence of pre-existing fabrics on rift structure ?, *Journal of Structural Geology*, **21**(8–9), 1267–1274. 44
- Morley, C. K., Haranya, C., Phoosongsee, W., Pongwapee, S., Kornawan, A., & Wonganan, N., 2004. Activation of rift oblique and rift parallel pre-existing fabrics during extension and their effect on deformation style : examples from the rifts of Thailand, *Journal of Structural Geology*, **26**(10), 1803–1829. 44
- Mosegaard, K. & Tarantola, A., 1995. Monte Carlo sampling of solutions to inverse problems, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **100**(B7), 12431–12447. 18
- Mothes, P. A., Rolandone, F., Nocquet, J.-M., Jarrin, P. A., Alvarado, A. P., Ruiz, M. C., Cisneros, D., Páez, H. M., & Segovia, M., 2018. Monitoring the Earthquake Cycle in the Northern Andes from the Ecuadorian cGPS Network, *Seismological Research Letters*, **89**(2A), 534–541. 34
- Mueller, K. & Talling, P., 1997. Geomorphic evidence for tear faults accommodating lateral propagation of an active fault-bend fold, Wheeler Ridge, California, *Journal of Structural Geology*, **19**, 397–411. 44
- Munekane, H., 2012. Coseismic and early postseismic slips associated with the 2011 off the Pacific coast of Tohoku Earthquake sequence : EOF analysis of GPS kinematic time series, *Earth, Planets and Space*, **64**(12), 3. 131
- Nicol, A., Walsh, J., Berryman, K., & Nodder, S., 2005. Growth of a normal fault by the accumulation of slip over millions of years, *Journal of Structural Geology*, **27**(2), 327–342. 44
- Nicol, A., Childs, C., Walsh, J. J., Manzocchi, T., & Schöfner, M. P. J., 2017. Interactions and growth of faults in an outcrop-scale system, *Geological Society, London, Special Publications*, **439**(1), 23–39. 44
- Nishikawa, T. & Ide, S., 2018. Recurring Slow Slip Events and Earthquake Nucleation in the Source Region of the M 7 Ibaraki-Oki Earthquakes Revealed by Earthquake Swarm and Foreshock Activity, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **123**(9), 7950–7968. 49
- Nissen-Meyer, T., Driel, M. v., Stähler, S., Hosseini, K., Hempel, S., Auer, L., Colombi, A., & Fournier, A., 2014. AXI-SEM : broadband 3-D seismic wavefields in axisymmetric media, *Solid Earth*, pp. 425–445. 40
- Nocquet, J.-M., 2012. Present-day kinematics of the Mediterranean : A comprehensive overview of GPS results, *Tectonophysics*, **579**, 220–242. 34
- Nocquet, J.-M., 2018. Stochastic static fault slip inversion from geodetic data with non-negativity and bound constraints, *Geophysical Journal International*, **214**(1), 366–385. 19, 151
- Nocquet, J.-M., Jarrin, P., Vallée, M., Mothes, P. A., Grandin, R., Rolandone, F., Delouis, B., Yepes, H., Font, Y., Fuentes, D., Régnier, M., Laurendeau, A., Cisneros, D., Hernandez, S., Sladen, A., Singaicho, J.-C., Mora, H., Gomez, J., Montes, L., & Charvis, P., 2017. Supercycle at the Ecuadorian subduction zone revealed after the 2016 Pedernales earthquake, *Nature Geoscience*, **10**(2), 145–149. 8
- Noir, J., Jacques, E., Békri, S., Adler, P. M., Tapponnier, P., & King, G. C. P., 1997. Fluid flow triggered migration of events in the 1989 Dobi Earthquake sequence of central Afar, *Geophysical Research Letters*, **24**(18), 2335–2338. 46
- Nolet, G., 2008. *A Breviary of Seismic Tomography*, Cambridge University Press. 38
- Nolet, G., Hello, Y., Lee, S. v. d., Bonnieux, S., Ruiz, M. C., Pazmino, N. A., Deschamps, A., Regnier, M. M., Font, Y., Chen, Y. J., & Simons, F. J., 2019. Imaging the Galápagos mantle plume with an unconventional application of floating seismometers, *Scientific Reports*, **9**(1), 1326. 153
- Nur, A. & Mavko, G., 1974. Postseismic Viscoelastic Rebound, *Science*, **183**(4121), 204–206. 9, 116
- Obara, K. & Kato, A., 2016. Connecting slow earthquakes to huge earthquakes, *Science*, **353**(6296), 253–257. 48
- Oglesby, D. D. & Archuleta, R. J., 2003. The Three-Dimensional Dynamics of a Nonplanar Thrust Fault, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **93**(5), 2222–2235. 45
- Okada, Y., 1985. Surface deformation due to shear and tensile faults in a half-space, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **75**(4), 1135–1154. 39
- Okubo, P. G. & Aki, K., 1987. Fractal geometry in the San Andreas Fault System, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **92**(B1), 345–355. 45, 60, 87
- Okubo, P. G. & Dieterich, J. H., 1984. Effects of physical fault properties on frictional instabilities produced on simulated faults, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **89**(B7), 5817–5827. 9
- Olson, A. H. & Anderson, J. G., 1988. Implications of frequency-domain inversion of earthquake ground motions for resolving the space-time dependence of slip on an extended fault, *Geophysical Journal*, **94**(3), 443–455. 33
- Olson, A. H. & Apsel, R. J., 1982. Finite faults and inverse theory with applications to the 1979 Imperial Valley earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **72**(6A), 1969–2001. 11, 17, 21
- Operto, S., Virieux, J., Dessa, J.-X., & Pascal, G., 2006. Crustal seismic imaging from multifold ocean bottom seismometer data by frequency domain full waveform tomography : Application to the eastern Nankai trough, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **111**(B9). 153

- Ozawa, S., Nishimura, T., Suito, H., Kobayashi, T., Tobita, M., & Imakiire, T., 2011. Coseismic and postseismic slip of the 2011 magnitude-9 Tohoku-Oki earthquake, *Nature*, **475**(7356), 373–6. [34](#)
- Page, M. T., Custódio, S., Archuleta, R. J., & Carlson, J. M., 2009. Constraining earthquake source inversions with GPS data : 1. Resolution-based removal of artifacts, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **114**(B1), B01314. [159](#)
- Pan, E., 1999. Green's functions in layered poroelastic half-spaces, *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, **23**(13), 1631–1653. [40](#)
- Park, J.-O., Tsuru, T., Kodaira, S., Nakanishi, A., Miura, S., Kaneda, Y., Kono, Y., & Takahashi, N., 2000. Out-of-sequence thrust faults developed in the coseismic slip zone of the 1946 Nankai Earthquake (Mw=8.2) off Shikoku, southwest Japan, *Geophysical Research Letters*, **27**(7), 1033–1036. [44](#)
- Park, J.-O., Tsuru, T., Kodaira, S., Cummins, P. R., & Kaneda, Y., 2002. Splay Fault Branching Along the Nankai Subduction Zone, *Science*, **297**(5584), 1157–1160. [44](#)
- Parsons, T. & Dreger, D. S., 2000. Static-stress impact of the 1992 Landers earthquake sequence on nucleation and slip at the site of the 1999 M=7.1 Hector Mine earthquake, southern California, *Geophysical Research Letters*, **27**(13), 1949–1952. [8](#)
- Parzen, E., 1962. On Estimation of a Probability Density Function and Mode, *The Annals of Mathematical Statistics*, **33**(3), 1065–1076. [106](#), [134](#)
- Patacca, E., Scandone, P., Di Luzio, E., Cavinato, G. P., & Parotto, M., 2008. Structural architecture of the central Apennines : Interpretation of the CROP 11 seismic profile from the Adriatic coast to the orographic divide, *Tectonics*, **27**(3), TC3006. [86](#)
- Peacock, D. C. P., 1991. Displacements and segment linkage in strike-slip fault zones, *Journal of Structural Geology*, **13**(9), 1025–1035. [42](#), [60](#), [87](#)
- Pedersen, R., Jónsson, S., Árnadóttir, T., Sigmundsson, F., & Feigl, K. L., 2003. Fault slip distribution of two June 2000 MW6.5 earthquakes in South Iceland estimated from joint inversion of InSAR and GPS measurements, *Earth and Planetary Science Letters*, **213**(3), 487–502. [36](#)
- Peltzer, G., Rosen, P., Rogez, F., & Hudnut, K., 1998. Poroelastic rebound along the Landers 1992 earthquake surface rupture, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **103**(B12), 30131–30145. [9](#), [116](#)
- Peng, Z. & Ben-Zion, Y., 2004. Systematic analysis of crustal anisotropy along the Karadere – Düzce branch of the North Anatolian fault, *Geophysical Journal International*, **159**(1), 253–274. [39](#)
- Peng, Z. & Zhao, P., 2009. Migration of early aftershocks following the 2004 Parkfield earthquake, *Nature Geoscience*, **2**, 877–881. [116](#)
- Perfettini, H. & Avouac, J.-P., 2004. Postseismic relaxation driven by brittle creep : A possible mechanism to reconcile geodetic measurements and the decay rate of aftershocks, application to the Chi-Chi earthquake, Taiwan, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **109**(B2), B02304. [116](#), [133](#)
- Perfettini, H. & Avouac, J.-P., 2007. Modeling afterslip and aftershocks following the 1992 Landers earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **112**(B7), B07409. [48](#), [116](#), [134](#), [136](#)
- Perfettini, H. & Avouac, J. P., 2014. The seismic cycle in the area of the 2011 Mw9.0 Tohoku-Oki earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **119**(5), 4469–4515. [116](#)
- Perfettini, H., Avouac, J.-P., Tavera, H., Kositsky, A., Nocquet, J.-M., Bondoux, F., Chlieh, M., Sladen, A., Audin, L., Farber, D. L., & Soler, P., 2010. Seismic and aseismic slip on the Central Peru megathrust, *Nature*, **465**(7294), 78–81. [7](#)
- Perfettini, H., Frank, W. B., Marsan, D., & Bouchon, M., 2018. A Model of Aftershock Migration Driven by Afterslip, *Geophysical Research Letters*, **45**(5), 2283–2293. [136](#)
- Perrin, C., Manighetti, I., Ampuero, J.-P., Cappa, F., & Gaudemer, Y., 2016a. Location of largest earthquake slip and fast rupture controlled by along-strike change in fault structural maturity due to fault growth, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **121**(5), 2015JB012671. [60](#)
- Perrin, C., Manighetti, I., & Gaudemer, Y., 2016b. Off-fault tip splay networks : A genetic and generic property of faults indicative of their long-term propagation, *Comptes Rendus Geoscience*, **348**(1), 52–60. [42](#), [46](#)
- Piatanesi, A., Cirella, A., Spudich, P., & Cocco, M., 2007. A global search inversion for earthquake kinematic rupture history : Application to the 2000 western Tottori, Japan earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **112**(B7), B07314. [28](#), [60](#)
- Pizzi, A. & Galadini, F., 2009. Pre-existing cross-structures and active fault segmentation in the northern-central Apennines (Italy), *Tectonophysics*, **476**(1), 304–319. [44](#), [105](#)
- Pizzi, A., Di Domenica, A., Gallovič, F., Luzi, L., & Puglia, R., 2017. Fault Segmentation as Constraint to the Occurrence of the Main Shocks of the 2016 Central Italy Seismic Sequence, *Tectonics*, **36**(11), 2017TC004652. [61](#), [90](#), [105](#), [106](#)
- Pollitz, F. F., Bürgmann, R., & Segall, P., 1998. Joint estimation of afterslip rate and postseismic relaxation following the 1989 Loma Prieta earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **103**(B11), 26975–26992. [9](#), [116](#)
- Pondrelli, S., Salimbeni, S., Morelli, A., Ekström, G., Olivieri, M., & Boschi, E., 2010. Seismic moment tensors of the April 2009, L'Aquila (Central Italy), earthquake sequence, *Geophysical Journal International*, **180**(1), 238–242. [121](#)
- Power, W. L., Tullis, T. E., Brown, S. R., Boitnott, G. N., & Scholz, C. H., 1987. Roughness of natural fault surfaces, *Geophysical Research Letters*, **14**(1), 29–32. [9](#), [45](#), [60](#), [87](#)
- Pritchard, M. E., Simons, M., Rosen, P. A., Hensley, S., & Webb, F. H., 2002. Co-seismic slip from the 1995 July 30 Mw= 8.1 Antofagasta, Chile, earthquake as constrained by InSAR and GPS observations, *Geophysical Journal International*, **150**(2), 362–376. [159](#)

- Pucci, S., De Martini, P. M., Civico, R., Villani, F., Nappi, R., Ricci, T., Azzaro, R., Brunori, C. A., Caciagli, M., Cinti, F. R., Sapia, V., De Ritis, R., Mazzarini, F., Tarquini, S., Gaudiosi, G., Nave, R., Alessio, G., Smedile, A., Alfonsi, L., Cucci, L., & Pantosti, D., 2017. Coseismic ruptures of the 24 August 2016, Mw 6.0 Amatrice earthquake (central Italy), *Geophysical Research Letters*, p. 2016GL071859. 42, 86, 88, 89, 91, 106
- Radiguet, M., Cotton, F., Manighetti, I., Campillo, M., & Douglas, J., 2009. Dependency of Near-Field Ground Motions on the Structural Maturity of the Ruptured Faults, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **99**(4), 2572–2581. 44
- Ragon, T., Nutz, A., Schuster, M., Ghiene, J.-F., Ruffet, G., & Rubino, J.-L., 2018a. Evolution of the northern Turkana Depression (East African Rift System, Kenya) during the Cenozoic rifting : New insights from the Ekitale Basin (28-25.5 Ma), *Geological Journal*, **0**(0), 1–21. 44
- Ragon, T., Sladen, A., & Simons, M., 2018b. Accounting for uncertain fault geometry in earthquake source inversions – I : theory and simplified application, *Geophysical Journal International*, **214**(2), 1174–1190. 87, 109, 118, 122, 130, 131
- Ragon, T., Sladen, A., & Simons, M., 2019. Accounting for uncertain fault geometry in earthquake source inversions – II : application to the  $M_w$  6.2 Amatrice earthquake, Central Italy, *Geophysical Journal International*. 122, 130
- Razafindrakoto, H. N. T. & Mai, P. M., 2014. Uncertainty in Earthquake Source Imaging Due to Variations in Source Time Function and Earth Structure, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **104**(2), 855–874. 50, 60, 109
- Razafindrakoto, H. N. T., Mai, P. M., Genton, M. G., Zhang, L., & Thingbaijam, K. K. S., 2015. Quantifying variability in earthquake rupture models using multidimensional scaling : application to the 2011 Tohoku earthquake, *Geophysical Journal International*, **202**(1), 17–40. 14, 60
- Reasenber, P. A., 1999. Foreshock occurrence before large earthquakes, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **104**(B3), 4755–4768. 49
- Reilinger, R. E., Ergintav, S., Bürgmann, R., McClusky, S., Lenk, O., Barka, A., Gurkan, O., Hearn, L., Feigl, K. L., Cakmak, R., Aktug, B., Ozener, H., & Töksoz, M. N., 2000. Coseismic and Postseismic Fault Slip for the 17 August 1999,  $M = 7.5$ , Izmit, Turkey Earthquake, *Science*, **289**(5484), 1519–1524. 15
- Renard, F., Mair, K., & Gundersen, O., 2012. Surface roughness evolution on experimentally simulated faults, *Journal of Structural Geology*, **45**, 101–112. 45
- Rice, J. & L. Ruina, A., 1983. Stability of Steady Frictional Slipping, *Journal of Applied Mechanics*, **50**(2), 343–349. 10, 116
- Rice, J. R., 1992. Fault Stress States, Pore Pressure Distributions, and the Weakness of the San Andreas Fault, in *International Geophysics*, vol. 51, pp. 475–503, eds Evans, B. & Wong, T.-f., Academic Press. 46
- Rice, J. R., Lapusta, N., & Ranjith, K., 2001. Rate and state dependent friction and the stability of sliding between elastically deformable solids, *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, **49**(9), 1865–1898. 10
- Roberts, G. P. & Michetti, A. M., 2004. Spatial and temporal variations in growth rates along active normal fault systems : an example from The Lazio–Abruzzo Apennines, central Italy, *Journal of Structural Geology*, **26**(2), 339–376. 42, 86
- Rogowitz, B. E. & Treinish, L. A., 1998. Data visualization : the end of the rainbow, *IEEE Spectrum*, **35**(12), 52–59. 21, 22
- Rolandone, F., Nocquet, J.-M., Mothes, P. A., Jarrin, P., Vallée, M., Cubas, N., Hernandez, S., Plain, M., Vaca, S., & Font, Y., 2018. Areas prone to slow slip events impede earthquake rupture propagation and promote afterslip, *Science Advances*, **4**(1), eaao6596. 34
- Romanet, P., Bhat, H. S., Jolivet, R., & Madariaga, R., 2018. Fast and Slow Slip Events Emerge Due to Fault Geometrical Complexity, *Geophysical Research Letters*, **45**(10), 4809–4819. 45
- Rosen, P. A., Henley, S., Peltzer, G., & Simons, M., 2004. Update Repeat Orbit Interferometry Package Released, *EOS Transactions*, **85**, 47–47. 122, 191
- Ross, Z. E., Hauksson, E., & Ben-Zion, Y., 2017a. Abundant off-fault seismicity and orthogonal structures in the San Jacinto fault zone, *Science Advances*, **3**(3), e1601946. 43, 87
- Ross, Z. E., Rollins, C., Cochran, E. S., Hauksson, E., Avouac, J.-P., & Ben-Zion, Y., 2017b. Aftershocks driven by afterslip and fluid pressure sweeping through a fault-fracture mesh, *Geophysical Research Letters*, **44**(16), 2017GL074634. 116, 134, 136
- Rotevatn, A., Jackson, C. A.-L., Tvedt, A. B. M., Bell, R., & Blækkam, I., 2018. How do normal faults grow?, *EarthArXiv preprint*. 44
- Ruiz, S., Metois, M., Fuenzalida, A., Ruiz, J., Leyton, F., Grandin, R., Vigny, C., Madariaga, R., & Campos, J., 2014. Intense foreshocks and a slow slip event preceded the 2014 Iquique Mw 8.1 earthquake, *Science*, **345**(6201), 1165–1169. 116
- Sagy, A. & Brodsky, E. E., 2009. Geometric and rheological asperities in an exposed fault zone, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **114**(B2). 46
- Salman, R., Hill, E. M., Feng, L., Lindsey, E. O., Mele Veedu, D., Barbot, S., Banerjee, P., Hermawan, I., & Natawidjaja, D. H., 2017. Piecemeal Rupture of the Mentawai Patch, Sumatra : The 2008 Mw 7.2 North Pagai Earthquake Sequence, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **122**(11), 9404–9419. 8, 116
- Sambridge, M., 1999a. Geophysical inversion with a neighbourhood algorithm – I. Searching a parameter space, *Geophysical Journal International*, **138**(2), 479–494. 16
- Sambridge, M., 1999b. Geophysical inversion with a neighbourhood algorithm – II. Appraising the ensemble, *Geophysical Journal International*, **138**(3), 727–746. 16, 17
- Sambridge, M. & Mosegaard, K., 2002. Monte Carlo Methods in Geophysical Inverse Problems, *Reviews of Geophysics*, **40**(3), 3–1–3–29. 16
- Sambridge, M., Gallagher, K., Jackson, A., & Rickwood, P.,

2006. Trans-dimensional inverse problems, model comparison and the evidence, *Geophysical Journal International*, **167**(2), 528–542. 19
- Sammis, C. G., Rosakis, A. J., & Bhat, H. S., 2009. Effects of Off-fault Damage on Earthquake Rupture Propagation : Experimental Studies, *Pure and Applied Geophysics*, **166**(10), 1629–1648. 46
- SantamaríaGómez, A., Bouin, M.-N., Collilieux, X., & Wöppelmann, G., 2011. Correlated errors in GPS position time series : Implications for velocity estimates, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **116**(B1). 34
- Saraò, A., Das, S., & Suhadolc, P., 1998. Effect of non-uniform station coverage on the inversion for earthquake rupture history for a Haskell-type source model, *Journal of Seismology*, **2**(1), 1–25. 33, 50
- Sathiakumar, S., Barbot, S. D., & Agram, P., 2017. Extending Resolution of Fault Slip With Geodetic Networks Through Optimal Network Design, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **122**(12), 10,538–10,558. 33
- Sato, H., 1989. Broadening of seismogram envelopes in the randomly inhomogeneous lithosphere based on the parabolic approximation : southeastern Honshu, Japan, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **94**(B12), 17735–17747. 10, 40
- Savage, H. M. & Brodsky, E. E., 2011. Collateral damage : Evolution with displacement of fracture distribution and secondary fault strands in fault damage zones, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **116**(B3). 46
- Savage, J. C., 1987. Effect of crustal layering upon dislocation modeling, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **92**(B10), 10595–10600. 40
- Savage, M. K., 1999. Seismic anisotropy and mantle deformation : What have we learned from shear wave splitting ?, *Reviews of Geophysics*, **37**(1), 65–106. 39
- Schmalzle, G., Dixon, T., Malservisi, R., & Govers, R., 2006. Strain accumulation across the Carrizo segment of the San Andreas Fault, California : Impact of laterally varying crustal properties, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **111**(B5). 39
- Schmidt, D. A. & Gao, H., 2010. Source parameters and time-dependent slip distributions of slow slip events on the Cascadia subduction zone from 1998 to 2008, *Journal of Geophysical Research*, **115**. 152
- Schmittbuhl, J., Gentier, S., & Roux, S., 1993. Field measurements of the roughness of fault surfaces, *Geophysical Research Letters*, **20**(8), 639–641. 45
- Scholz, C. H., Wyss, M., & Smith, S. W., 1969. Seismic and aseismic slip on the San Andreas Fault, *Journal of Geophysical Research*, **74**(8), 2049–2069. 7
- Schwartz, S. Y. & Rokosky, J. M., 2007. Slow slip events and seismic tremor at circum-Pacific subduction zones, *Reviews of Geophysics*, **45**(3). 49
- Scognamiglio, L., Tinti, E., & Michelini, A., 2009. Real-Time Determination of Seismic Moment Tensor for the Italian Region, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **99**(4), 2223–2242. 121
- Scognamiglio, L., Tinti, E., Casarotti, E., Pucci, S., Villani, F., Cocco, M., Magnoni, F., Michelini, A., & Dreger, D., 2018. Complex Fault Geometry and Rupture Dynamics of the MW 6.5, 30 October 2016, Central Italy Earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **123**(4), 2943–2964. 42, 47
- Scuderi, M. M. & Collettini, C., 2016. The role of fluid pressure in induced vs. triggered seismicity : insights from rock deformation experiments on carbonates, *Scientific Reports*, **6**, 24852. 136
- Segall, P., 2010. *Earthquake and Volcano Deformation*, Princeton University Press, Google-Books-ID : x6Fp4hMBTpYC. 66, 76, 79, 120
- Segall, P. & Matthews, M., 1997. Time dependent inversion of geodetic data, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **102**(B10), 22391–22409. 34
- Segall, P. & Pollard, D. D., 1980. Mechanics of discontinuous faults, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **85**(B8), 4337–4350. 42, 60, 87
- Segall, P. & Pollard, D. D., 1983. Nucleation and growth of strike slip faults in granite, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **88**(B1), 555–568. 44, 45
- Seiguchi, H. & Iwata, T., 2002. Rupture Process of the 1999 Kocaeli, Turkey, Earthquake Estimated from Strong-Motion Waveforms, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **92**(1), 300–311. 15
- Serpelloni, E., Anderlini, L., & Belardinelli, M. E., 2012. Fault geometry, coseismic-slip distribution and Coulomb stress change associated with the 2009 April 6, Mw 6.3, L'Aquila earthquake from inversion of GPS displacements, *Geophysical Journal International*, **188**(2), 473–489. 133
- Shelly, D. R., Ellsworth, W. L., & Hill, D. P., 2016. Fluid-faulting evolution in high definition : Connecting fault structure and frequency-magnitude variations during the 2014 Long Valley Caldera, California, earthquake swarm, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **121**(3), 1776–1795. 46
- Shi, Z. & Day, S. M., 2013. Rupture dynamics and ground motion from 3-D rough-fault simulations, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **118**(3), 1122–1141. 45
- Shimizu, K., Yagi, Y., Okuwaki, R., & Fukahata, Y., 2019. Development of an inversion method to extract information on fault geometry from teleseismic data, *EarthArXiv preprint*. 50
- Sibson, R. H., 1981. Controls on low-stress hydro-fracture dilatancy in thrust, wrench and normal fault terrains, *Nature*, **289**(5799), 665–667. 46
- Sieh, K., Natawidjaja, D. H., Meltzner, A. J., Shen, C.-C., Cheng, H., Li, K.-S., Suwargadi, B. W., Galetzka, J., Philipposian, B., & Edwards, R. L., 2008. Earthquake Supercycles Inferred from Sea-Level Changes Recorded in the Corals of West Sumatra, *Science*, **322**(5908), 1674–1678. 8
- Simons, M., Fialko, Y., & Rivera, L., 2002. Coseismic Deformation from the 1999 Mw 7.1 Hector Mine, California, Earthquake as Inferred from InSAR and GPS Observations, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **92**(4), 1390–1402. 35, 40, 60, 76, 87, 142

- Singha, P., Dewangan, P., Raju, K. A. K., Aswini, K. K., & Reddy, T. R., 2019. Geometry of the Subducting Indian Plate and Local Seismicity in the Andaman Region from the Passive OBS Experiment Geometry of the Subducting Indian Plate and Local Seismicity in the Andaman Region, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **153**
- Sladen, A. & Hébert, H., 2008. On the use of satellite altimetry to infer the earthquake rupture characteristics : Application to the 2004 Sumatra event, *Geophysical Journal International*, **172**(2), 707–714. **36**
- Sladen, A., Tavera, H., Simons, M., Avouac, J. P., Konca, A. O., Perfettini, H., Audin, L., Fielding, E. J., Ortega, F., & Cavagnoud, R., 2010. Source model of the 2007 Mw 8.0 Pisco, Peru earthquake : Implications for seismogenic behavior of subduction megathrusts, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **115**(B2), B02405. **36, 60, 136**
- Smith, B. & Sandwell, D., 2004. A three-dimensional semi-analytic viscoelastic model for time-dependent analyses of the earthquake cycle, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **109**(B12), B12401. **116**
- Smith, M., Scales, J., & Fischer, T., 1992. Global search and genetic algorithms, *The Leading Edge*, **11**(1), 22–26. **16**
- Somala, S. N., Ampuero, J.-P., & Lapusta, N., 2014. Resolution of Rise Time in Earthquake Slip Inversions : Effect of Station Spacing and Rupture Velocity, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **104**(6), 2717–2734. **33**
- Somala, S. N., Ampuero, J.-P., & Lapusta, N., 2018. Finite-fault source inversion using adjoint methods in 3-D heterogeneous media, *Geophysical Journal International*, **214**(1), 402–420. **40**
- Sornette, A., Davy, P., & Sornette, D., 1990. Growth of fractal fault patterns, *Physical Review Letters*, **65**(18), 2266–2269. **45**
- Spudich, P. & Olsen, K. B., 2001. Fault zone amplified waves as a possible seismic hazard along the Calaveras Fault in central California, *Geophysical Research Letters*, **28**(13), 2533–2536. **38, 46**
- Spudich, P., Hellweg, M., & Lee, W. H. K., 1996. Directional topographic site response at Tarzana observed in aftershocks of the 1994 Northridge, California, earthquake : Implications for mainshock motions, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **86**(1B), S193–S208. **41**
- Stefano, R. D., Chiarabba, C., Chiaraluce, L., Cocco, M., Gori, P. D., Piccinini, D., & Valoroso, L., 2011. Fault zone properties affecting the rupture evolution of the 2009 (Mw 6.1) L'Aquila earthquake (central Italy) : Insights from seismic tomography, *Geophysical Research Letters*, **38**(10). **47**
- Steigenberger, P., Rothacher, M., Fritsche, M., Rülke, A., & Dietrich, R., 2009. Quality of reprocessed GPS satellite orbits, *Journal of Geodesy*, **83**(3), 241–248. **34**
- Stein, R. S., 1999. The role of stress transfer in earthquake occurrence, *Nature*, **402**(6762), 605–609. **10**
- Stein, R. S., Barka, A. A., & Dieterich, J. H., 2007. Progressive failure on the North Anatolian fault since 1939 by earthquake stress triggering, *Geophysical Journal International*, **128**(3), 594–604. **10**
- Steketee, J. A., 1958. On Volterra's Dislocations in a Semi-Infinite Elastic Medium, *Canadian Journal of Physics*, **36**(2), 192–205. **39**
- Sudhaus, H. & Sigurjón, J., 2009. Improved source modelling through combined use of InSAR and GPS under consideration of correlated data errors : application to the June 2000 Kleifarvatn earthquake, Iceland, *Geophysical Journal International*, **176**(2), 389–404. **36, 60, 61**
- Sun, J., Johnson, K. M., Cao, Z., Shen, Z., Bürgmann, R., & Xu, X., 2011. Mechanical constraints on inversion of coseismic geodetic data for fault slip and geometry : Example from InSAR observation of the 6 October 2008 Mw 6.3 Daxiangong-Yangyi (Tibet) earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **116**(B1). **50, 63, 105**
- Tal, Y., Hager, B. H., & Ampuero, J. P., 2017. The Effects of Fault Roughness on the Earthquake Nucleation Process, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **123**(1), 437–456. **9, 45**
- Talwani, P., 1999. Fault geometry and earthquakes in continental interiors, *Tectonophysics*, **305**(1–3), 371–379. **45**
- Tanioka, Y. & Satake, K., 1996. Tsunami generation by horizontal displacement of ocean bottom, *Geophysical Research Letters*, **23**(8), 861–864. **76**
- Tarantola, A., 2005. *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*, Other Titles in Applied Mathematics, Society for Industrial and Applied Mathematics. **18, 32, 36, 62, 73, 92, 141, 149, 159, 174**
- Tarantola, A. & Valette, B., 1982a. Generalized nonlinear inverse problems solved using the least squares criterion, *Reviews of Geophysics*, **20**(2), 219–232. **18**
- Tarantola, A. & Valette, B., 1982b. Inverse problems - Quest for information, *Journal of Geophysics*, pp. 159–170. **18, 32**
- Terakawa, T., Zoporowski, A., Galvan, B., & Miller, S. A., 2010. High-pressure fluid at hypocentral depths in the L'Aquila region inferred from earthquake focal mechanisms, *Geology*, **38**(11), 995–998. **135, 136**
- Thompson, T. B. & Meade, B. J., 2016. Next Generation Boundary Element Models for Earthquake Science, *AGU Fall Meeting Abstracts*, **21**. **40**
- Thompson, T. B. & Meade, B. J., 2018. Topography and the shallow slip deficit inference, *EarthArXiv preprint*. **40**
- Tichelaar, B. W. & Ruff, L. J., 1989. How good are our best models? Jackknifing, bootstrapping, and earthquake depth, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, **70**(20), 593–606. **28, 60**
- Tinti, E., Scognamiglio, L., Michelini, A., & Cocco, M., 2016. Slip heterogeneity and directivity of the ML 6.0, 2016, Amatrice earthquake estimated with rapid finite-fault inversion, *Geophysical Research Letters*, p. 2016GL071263. **50, 63, 88, 90, 105**
- Tinti, S. & Armigliato, A., 2002. A 2-D hybrid technique to model the effect of topography on coseismic displacements. Application to the Umbria-Marche (central Italy) 1997 earthquake sequence, *Geophysical Journal International*, **150**(2), 542–557. **41**
- Toda, S., Stein, R. S., & Lin, J., 2011. Widespread seismicity

- city excitation throughout central Japan following the 2011 M=9.0 Tohoku earthquake and its interpretation by Coulomb stress transfer, *Geophysical Research Letters*, **38**(7), 10
- Trasatti, E., Kyriakopoulos, C., & Chini, M., 2011. Finite element inversion of DInSAR data from the Mw 6.3 L'Aquila earthquake, 2009 (Italy), *Geophysical Research Letters*, **38**(8), L08306. 40, 41, 91, 121, 122, 133
- Tregoning, P. & Watson, C., 2009. Atmospheric effects and spurious signals in GPS analyses, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **114**(B9). 34
- Tromp, J., Tape, C., & Liu, Q., 2005. Seismic tomography, adjoint methods, time reversal and banana-doughnut kernels, *Geophysical Journal International*, **160**(1), 195–216. 38
- Tsang, L. L. H., Hill, E. M., Barbot, S., Qiu, Q., Feng, L., Herawan, I., Banerjee, P., & Natawidjaja, D. H., 2016. Afterslip following the 2007 Mw 8.4 Bengkulu earthquake in Sumatra loaded the 2010 Mw 7.8 Mentawai tsunami earthquake rupture zone, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **121**(12), 2016JB013432. 8
- Tung, S. & Masterlark, T., 2018. Resolving Source Geometry of the 24 August 2016 Amatrice, Central Italy, Earthquake from InSAR Data and 3d Finite Element Modeling, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **108**(2), 553–572. 50, 90, 91, 105, 135
- Turcotte, D. L., 1989. Fractals in geology and geophysics, *pure and applied geophysics*, **131**(1), 171–196. 45
- Twardzik, C., Vergnolle, M., Sladen, A., & Avallone, A., 2019. Unravelling the contribution of early postseismic deformation using sub-daily GNSS positioning, *Scientific Reports*, **9**(1), 1775. 49, 117, 131
- Unsworth, M. J., Malin, P. E., Egbert, G. D., & Booker, J. R., 1997. Internal structure of the San Andreas fault at Parkfield, California, *Geology*, **25**(4), 359–362. 44
- Vallage, A., Klinger, Y., Grandin, R., Bhat, H. S., & Pierrot-Deseilligny, M., 2015. Inelastic surface deformation during the 2013 Mw 7.7 Balochistan, Pakistan, earthquake, *Geology*, **43**(12), 1079–1082. 36
- Valoroso, L., Chiaraluce, L., Piccinini, D., Di Stefano, R., Schaff, D., & Waldhauser, F., 2013. Radiography of a normal fault system by 64,000 high-precision earthquake locations : The 2009 L'Aquila (central Italy) case study, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **118**(3), 1156–1176. 122, 124, 134, 136, 207
- Van den Ende, M. P. A., Chen, J., Ampuero, J. P., & Niemeijer, A. R., 2018. A comparison between rate-and-state friction and microphysical models, based on numerical simulations of fault slip, *Tectonophysics*, **733**, 273–295. 10
- Vergnolle, M., Walpersdorf, A., Kostoglodov, V., Tregoning, P., Santiago, J. A., Cotte, N., & Franco, S. I., 2010. Slow slip events in Mexico revised from the processing of 11 year GPS observations, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **115**(B8). 34
- Vidale, J. E. & Shearer, P. M., 2006. A survey of 71 earthquake bursts across southern California : Exploring the role of pore fluid pressure fluctuations and aseismic slip as drivers, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **111**(B5). 46
- Villani, F., Civico, R., Pucci, S., Pizzimenti, L., Nappi, R., De Martini, P. M., & the Open EMERGEO Working Group, 2018. A database of the coseismic effects following the 30 October 2016 Norcia earthquake in Central Italy, *Scientific Data*, **5**, 180049. 42
- Virieux, J., 1986. P-SV wave propagation in heterogeneous media : Velocity stress finite difference method, *Geophysics*, **51**(4), 889–901. 40
- Vittori, E., Manna, P. D., Blumetti, A. M., Comerci, V., Guerrieri, L., Esposito, E., Michetti, A. M., Porfido, S., Piccardi, L., Roberts, G. P., Berlusconi, A., Livio, F., Sileo, G., Wilkinson, M., McCaffrey, K. J. W., Phillips, R. J., & Cowie, P. A., 2011. Surface Faulting of the 6 April 2009 Mw 6.3 L'Aquila Earthquake in Central Italy, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **101**(4), 1507–1530. 121, 126
- Volpe, M., Piersanti, A., & Melini, D., 2012. Complex 3-D Finite Element modelling of the 2009 April 6 L'Aquila earthquake by inverse analysis of static deformation, *Geophysical Journal International*, **188**(3), 1339–1358. 122
- Volpe, M., Atzori, S., Piersanti, A., & Melini, D., 2015. The 2009 L'Aquila earthquake coseismic rupture : open issues and new insights from 3d finite element inversion of GPS, InSAR and strong motion data, *Annals of Geophysics*, **58**(2), S0221. 60, 121, 123, 133
- Wald, D. J. & Graves, R. W., 2001. Resolution analysis of finite fault source inversion using one- and three-dimensional Green's functions : 2. Combining seismic and geodetic data, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **106**(B5), 8767–8788. 39, 40
- Wald, D. J. & Heaton, T. H., 1994. Spatial and temporal distribution of slip for the 1992 Landers, California, earthquake, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **84**(3), 668–691. 15
- Walsh, J. J. & Watterson, J., 1988. Analysis of the relationship between displacements and dimensions of faults, *Journal of Structural Geology*, **10**(3), 239–247. 44
- Walsh, J. J., Nicol, A., & Childs, C., 2002. An alternative model for the growth of faults, *Journal of Structural Geology*, **24**(11), 1669–1675. 44
- Walsh, J. J., Bailey, W. R., Childs, C., Nicol, A., & Bonson, C. G., 2003. Formation of segmented normal faults : a 3-D perspective, *Journal of Structural Geology*, **25**(8), 1251–1262. 42, 44, 60, 87
- Walters, R. J., Gregory, L. C., Wedmore, L. N. J., Craig, T. J., McCaffrey, K., Wilkinson, M., Chen, J., Li, Z., Elliott, J. R., Goodall, H., Iezzi, F., Livio, F., Michetti, A. M., Roberts, G., & Vittori, E., 2018. Dual control of fault intersections on stop-start rupture in the 2016 Central Italy seismic sequence, *Earth and Planetary Science Letters*, **500**, 1–14. 47, 117, 130, 135, 151
- Wang, K. & Fialko, Y., 2015. Slip model of the 2015 Mw 7.8 Gorkha (Nepal) earthquake from inversions of ALOS-2 and GPS data, *Geophysical Research Letters*, **42**(18), 7452–7458. 39



- Wang, K. & Fialko, Y., 2018. Observations and Modeling of Coseismic and Postseismic Deformation Due To the 2015 Mw 7.8 Gorkha (Nepal) Earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **123**(1), 2017JB014620. 41, 47
- Wang, L., Hainzl, S., Zöller, G., & Holschneider, M., 2012. Stress- and aftershock-constrained joint inversions for coseismic and postseismic slip applied to the 2004 M6.0 Parkfield earthquake, *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, **117**(B7), B07406. 116, 133, 134
- Wang, R., Martín, F. L., & Roth, F., 2003. Computation of deformation induced by earthquakes in a multi-layered elastic crust—FORTRAN programs EDGRN/EDCMP, *Computers & Geosciences*, **29**(2), 195–207. 40
- Wang, R., Schurr, B., Milkereit, C., Shao, Z., & Jin, M., 2011. An Improved Automatic Scheme for Empirical Baseline Correction of Digital Strong-Motion Records, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **101**(5), 2029–2044. 150
- Wang, R., Parolai, S., Ge, M., Jin, M., Walter, T. R., & Zschau, J., 2013. The 2011 Mw 9.0 Tohoku Earthquake : Comparison of GPS and StrongMotion Data, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **103**(2B), 1336–1347. 151
- Wang, Z. & Zhao, D., 2006. Seismic images of the source area of the 2004 Mid-Niigata prefecture earthquake in Northeast Japan, *Earth and Planetary Science Letters*, **244**(1), 16–31. 46
- Wei, S., Fielding, E., Leprince, S., Sladen, A., Avouac, J.-P., Helmberger, D., Hauksson, E., Chu, R., Simons, M., Hudnut, K., Herring, T., & Briggs, R., 2011. Superficial simplicity of the 2010 El Mayor-Cucapah earthquake of Baja California in Mexico, *Nature Geoscience*, **4**(9), 615–618. 43, 44, 61, 76, 87
- Wells, D. L. & Coppersmith, K. J., 1994. New empirical relationships among magnitude, rupture length, rupture width, rupture area, and surface displacement, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **84**(4), 974–1002. 7
- Wesnousky, S. G., 2008. Displacement and Geometrical Characteristics of Earthquake Surface Ruptures : Issues and Implications for Seismic-Hazard Analysis and the Process of Earthquake Rupture, *Bulletin of the Seismological Society of America*, **98**(4), 1609–1632. 43, 45
- Williams, C. A. & Wadge, G., 1998. The effects of topography on magma chamber deformation models : Application to Mt. Etna and radar interferometry, *Geophysical Research Letters*, **25**(10), 1549–1552. 35, 41
- Williams, C. A. & Wallace, L. M., 2015. Effects of material property variations on slip estimates for subduction interface slow-slip events, *Geophysical Research Letters*, **42**(4), 2014GL062505. 40
- Williams, C. A. & Wallace, L. M., 2018. The Impact of Realistic Elastic Properties on Inversions of Shallow Subduction Interface Slow Slip Events Using Seafloor Geodetic Data, *Geophysical Research Letters*, **45**(15), 7462–7470. 40, 41
- Wright, T. J., Lu, Z., & Wicks, C., 2003. Source model for the Mw 6.7, 23 October 2002, Nenana Mountain Earthquake (Alaska) from InSAR, *Geophysical Research Letters*, **30**(18), 1974. 33, 36
- Xu, X., Tong, X., Sandwell, D. T., Milliner, C. W. D., Dolan, J. F., Hollingsworth, J., Leprince, S., & Ayoub, F., 2016. Refining the shallow slip deficit, *Geophysical Journal International*, **204**(3), 1867–1886. 76
- Yabuki, T. & Matsu'ura, M., 1992. Geodetic data inversion using a Bayesian information criterion for spatial distribution of fault slip, *Geophysical Journal International*, **109**(2), 363–375. 32
- Yagi, Y. & Fukahata, Y., 2008. Importance of covariance components in inversion analyses of densely sampled observed data : an application to waveform data inversion for seismic source processes, *Geophysical Journal International*, **175**(1), 215–221. 33, 60
- Yagi, Y. & Fukahata, Y., 2011. Introduction of uncertainty of Green's function into waveform inversion for seismic source processes, *Geophysical Journal International*, **186**(2), 711–720. 50, 109
- Yagi, Y. & Kikuchi, M., 2000. Source rupture process of the Kocaeli, Turkey, earthquake of August 17, 1999, obtained by joint inversion of near-field data and teleseismic data, *Geophysical Research Letters*, **27**(13), 1969–1972. 15
- Yamashita, T., 1999. Pore Creation due to Fault Slip in a Fluid-permeated Fault Zone and its Effect on Seismicity : Generation Mechanism of Earthquake Swarm, in *Seismicity Patterns, their Statistical Significance and Physical Meaning*, Pageoph Topical Volumes, pp. 625–647, eds Wyss, M., Shimazaki, K., & Ito, A., Birkhäuser Basel, Basel. 46
- Yano, T. E., Shao, G., Liu, Q., Ji, C., & Archuleta, R. J., 2014. Coseismic and potential early afterslip distribution of the 2009 Mw 6.3 L'Aquila, Italy earthquake, *Geophysical Journal International*, **199**(1), 23–40. 60, 121, 122, 123
- Zhan, Z., Helmberger, D., Simons, M., Kanamori, H., Wu, W., Cubas, N., Duputel, Z., Chu, R., Tsai, V. C., Avouac, J.-P., Hudnut, K. W., Ni, S., Hetland, E., & Culaciati, F. H. O., 2012. Anomalously steep dips of earthquakes in the 2011 Tohoku-Oki source region and possible explanations, *Earth and Planetary Science Letters*, **353–354**, 121–133. 90
- Zhang, P., Slemmons, D. B., & Mao, F., 1991. Geometric pattern, rupture termination and fault segmentation of the Dixie Valley–Pleasant Valley active normal fault system, Nevada, U.S.A., *Journal of Structural Geology*, **13**(2), 165–176. 61
- Zhang, Y., Dalguer, L. A., Song, S. G., Clinton, J., & Giardini, D., 2015. Evaluating the effect of network density and geometric distribution on kinematic source inversion models, *Geophysical Journal International*, **200**(1), 1–16. 33
- Zhang, Y., Wang, R., Walter, T. R., Feng, W., Chen, Y., & Huang, Q., 2017. Significant lateral dip changes may have limited the scale of the 2015 Mw 7.8 Gorkha earthquake, *Geophysical Research Letters*, **44**(17), 2017GL074095. 45
- Zhao, D., Kanamori, H., Negishi, H., & Wiens, D., 1996. Tomography of the Source Area of the 1995 Kobe Earthquake : Evidence for Fluids at the Hypocenter?, *Science*, **274**(5294), 1891–1894. 46
- Zhao, D., Mishra, O. P., & Sanda, R., 2002. Influence of fluids

- and magma on earthquakes : seismological evidence, *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, **132**(4), 249–267. 46
- Zhao, S., Müller, R. D., Takahashi, Y., & Kaneda, Y., 2004. 3-D finite-element modelling of deformation and stress associated with faulting : effect of inhomogeneous crustal structures, *Geophysical Journal International*, **157**(2), 629–644. 40
- Zhu, L. & Rivera, L. A., 2002. A note on the dynamic and static displacements from a point source in multilayered media, *Geophysical Journal International*, **148**(3), 619–627. 40, 92, 122
- Zielke, O., Galis, M., & Mai, P. M., 2017. Fault roughness and strength heterogeneity control earthquake size and stress drop, *Geophysical Research Letters*, p. 2016GL071700. 9, 45, 60
- Zienkiewicz, O. C. & Taylor, R. L., 2005. *The Finite Element Method for Solid and Structural Mechanics*, Elsevier, Google-Books-ID : VvpU3zssDOwC. 40
- Zigone, D., Ben-Zion, Y., Campillo, M., & Roux, P., 2015. Seismic Tomography of the Southern California Plate Boundary Region from Noise-Based Rayleigh and Love Waves, *Pure and Applied Geophysics*, **172**(5), 1007–1032. 46
- Zinke, R., Hollingsworth, J., & Dolan, J. F., 2014. Surface slip and off-fault deformation patterns in the 2013 MW 7.7 Balochistan, Pakistan earthquake : Implications for controls on the distribution of near-surface coseismic slip, *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **15**(12), 5034–5050. 44
- İmren, C., Le Pichon, X., Rangin, C., Demirbağ, E., Ecevitoglu, B., & Görür, N., 2001. The North Anatolian Fault within the Sea of Marmara : a new interpretation based on multi-channel seismic and multi-beam bathymetry data, *Earth and Planetary Science Letters*, **186**(2), 143–158. 44