



HAL
open science

Quantification d'incertitudes pour la modélisation pulmonaire personnalisée

Alice Peyraut, Martin Genet

► **To cite this version:**

Alice Peyraut, Martin Genet. Quantification d'incertitudes pour la modélisation pulmonaire personnalisée. 16ème Colloque National en Calcul de Structures (CSMA 2024), CNRS; CSMA; ENS Paris-Saclay; Centrale-Supélec, May 2024, Hyères, France. <hal-04611023>

HAL Id: hal-04611023

<https://hal.science/hal-04611023v1>

Submitted on 27 Sep 2024

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.



HAL Authorization

Quantification d'incertitudes pour la modélisation pulmonaire personnalisée

A. Peyraut^{1,2}, M. Genet^{1,2}

¹ Laboratoire de Mécanique des Solides (LMS), École Polytechnique/IPP/CNRS, {alice.peyraut,martin.genet}@polytechnique.edu

² Équipe MEDISIM, INRIA

Résumé — Le développement d'un modèle *in-silico* personnalisé de poumons pourrait permettre d'améliorer la prise en charge de différentes maladies, e.g. la fibrose pulmonaire idiopathique, en définissant des biomarqueurs obtenus en fusionnant modèles physiques et données cliniques. Une étape importante de la personnalisation est l'identification des paramètres de comportement et de chargement du modèle. Afin de quantifier la fiabilité de l'estimation, nous proposons dans ce travail une approche statistique, qui consiste à appliquer le processus d'identification sur des données synthétiques bruitées et biaisées.

Mots clés — Biomécanique pulmonaire, Jumeaux numériques, Estimation de paramètres, Quantification d'incertitudes.

1 Introduction

La fibrose pulmonaire idiopathique (FPI) est une maladie pulmonaire interstitielle incurable, caractérisée par une rigidification localisée des tissus pulmonaires et provoquant des difficultés respiratoires chez les patients [6]. Ses mécanismes d'apparition et d'évolution sont encore mal compris, ce qui rend difficile son diagnostic, sa classification et son traitement [4]. Le développement d'un modèle *in-silico* de poumons, capable d'intégrer des données de patients, pourrait s'avérer utile pour l'investigation de la FPI et de ses mécanismes, et fournir aux médecins un outil efficace pour le diagnostic, le pronostic et l'optimisation des traitements. Un tel modèle des poumons des patients correspond à un véritable jumeau numérique, domaine ayant suscité un intérêt considérable ces dernières années. Les jumeaux numériques pourraient en effet se révéler extrêmement utiles pour améliorer les soins prodigués aux patients dans le cadre de maladies très variées comme les maladies pulmonaires ou les maladies cardiaques [8].

Plusieurs approches de développement de modèles personnalisés de poumons, qui pourraient être exploitées dans le cadre de jumeaux numériques pulmonaires, ont été proposées, e.g. par [2] [9]. Nous avons également proposé un modèle pulmonaire, présentant la spécificité d'être basé sur un comportement poromécanique et des conditions aux limites spécifiques [3], ainsi qu'un pipeline de personnalisation associé pouvant incorporer des données issues de l'imagerie clinique [4] [5], spécifiquement des scanners de patients en fin d'inspiration et en fin d'expiration. L'approche poromécanique présente en particulier l'avantage de prendre en considération les champs de porosité extraits des scanners, ce qui permet l'amélioration de la personnalisation de notre modèle. L'un des principaux défis du développement de notre modèle personnalisé consiste à estimer les constantes impliquées dans la loi poromécanique choisie pour représenter le comportement constitutif des poumons, ainsi que les constantes impliquées dans le chargement, telles que la pression pleurale. Ces constantes dépendent fortement du patient considéré. La question de l'identifiabilité réelle de ces paramètres à partir des données cliniques, ainsi que la question du biais introduit par le bruit des images et les erreurs de modèle lors du processus d'estimation, sont donc centrales pour le développement d'un modèle pulmonaire personnalisé fiable [11] [7]. Cette question est d'autant plus fondamentale que les valeurs de ces paramètres pourraient avoir un pouvoir prédictif sur l'évolution de la maladie, et d'autant plus difficile qu'il existe très peu de données expérimentales disponibles pour la validation. Nous avons donc développé un pipeline statistique pour réaliser une étude quantitative de l'identifiabilité des différents paramètres du modèle en générant des données synthétiques incluant des erreurs de mesure et/ou de modèle. Nous avons également amélioré la précision de nos résultats en implémentant la gravité dans notre modèle, ce qui est rarement trivial dans des problèmes de biomécanique. Cela suppose en effet la formulation de conditions aux limites physiologiques.

La prise en compte de la gravité permettra également d'améliorer notre processus d'estimation.

1.1 Méthodes

1.1.1 Pocessus d'estimation et de quantification d'erreurs

De nombreuses approches ont été proposées pour estimer les paramètres des matériaux et/ou du chargement à partir de données d'imagerie [1] [7]. Nous prévoyons d'étudier quantitativement les performances des différentes méthodes d'identification. Cependant, dans une première approche, nous avons établi notre pipeline de quantification d'identifiabilité en utilisant uniquement la méthode d'identification par "déplacement", aussi connue sous le nom de FEMU. La méthode FEMU consiste à trouver les paramètres minimisant une fonction coût caractérisant la distance entre le déplacement donné par le modèle, qui dépend des différents paramètres dudit modèle, et le déplacement mesuré, qui est extrait des images cliniques. Cependant, l'utilisation d'un champ de déplacement extrait des images cliniques ne donne pas d'informations sur l'erreur commise sur les paramètres identifiés, puisque la véritable valeur de ces paramètres est inconnue. Pour étudier l'identifiabilité de nos paramètres, nous générons donc des données synthétiques avec différents niveaux d'erreur de modèle et/ou de mesure, puis nous effectuons la même minimisation de la fonction coût qu'avec des données réelles. Notre mesure synthétique est obtenue avec notre modèle, en fixant les différents paramètres à des valeurs de référence physiologiques. Afin d'étudier la sensibilité de l'estimation au bruit sur les images, nous ajoutons ensuite un bruit gaussien au déplacement obtenu afin d'induire des erreurs de mesure aléatoires. Le déplacement obtenu constitue notre mesure synthétique. L'estimation est ensuite réalisée en optimisant la fonction coût, ici en utilisant la méthode standard de recherche directe Nelder-Mead, en initialisant les paramètres identifiés à une valeur aléatoire. L'optimisation est effectuée pour de nombreuses réalisations du bruit, jusqu'à convergence de la distribution obtenue.

Notre modèle fait intervenir un nombre important de paramètres, ce qui ne permet pas de tous les identifier. Ainsi, certains paramètres vont être estimés, tandis que d'autres vont être fixés à une valeur physiologique. Cela introduit nécessairement un biais dans notre modèle, puisqu'il est très probable que ces valeurs physiologiques ne correspondent pas aux "vraies" valeurs d'un patient. Ce biais représente nos erreurs de modèle. Afin d'étudier la sensibilité de l'estimation aux erreurs de modèle, nous générons donc notre mesure synthétique avec notre modèle, en fixant les différents paramètres à des valeurs de référence physiologiques. Nous appliquons ensuite le processus d'estimation décrit précédemment. Cependant, nous fixons un ou plusieurs des paramètres non estimés à une valeur erronée, i.e. +/- 10 % de la valeur physiologique prise pour créer la mesure par exemple. Les résultats obtenus permettent alors d'observer l'influence de l'erreur commise sur ces paramètres sur l'identification des paramètres estimés. Le pipeline de quantification via la méthode FEMU de l'incertitude introduite par des erreurs de modèle et par le bruit sur l'estimation des paramètres est détaillé Figure 1.

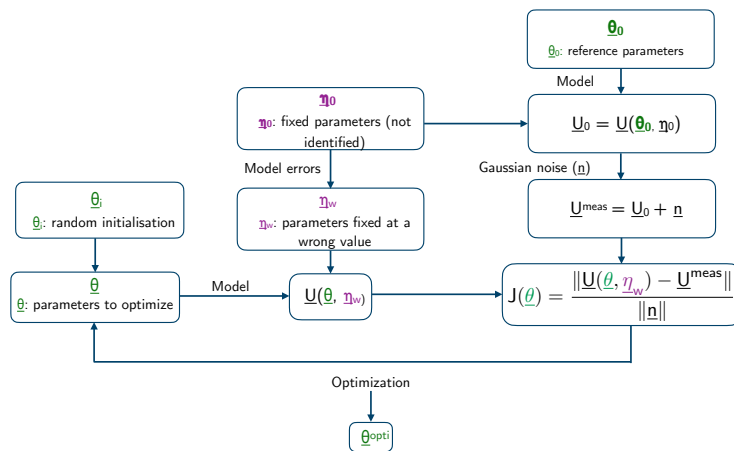


FIGURE 1 – Approche de quantification de l'impact des erreurs de mesure et de modèle sur l'estimation via l'exploitation de données synthétiques

1.1.2 Prise en compte de la gravité dans notre modèle

Deux forces principales sont généralement prises en considération pour les poumons. La première force est la pression pleurale, une pression négative due à une dépression dans la cavité pleurale. La pression pleurale maintient les poumons gonflés, et devient plus négative lors de l'inspiration. La seconde force considérée est la gravité, souvent négligée. Lorsqu'aucune force volumique n'est prise en compte dans le modèle, le problème à résoudre peut simplement s'écrire :

$$(\underline{u}, \phi_{f0}) \mid \begin{cases} \int_{\Omega} \underline{\underline{\sigma}}(\underline{u}) : \underline{\underline{\epsilon}}(\underline{u}^*) d\Omega - \int_{\Omega} p_f \text{tr}(\underline{\underline{\epsilon}}(\underline{u}^*)) d\Omega = W_{\text{ext}}(\underline{u}, \underline{u}^*) \quad \forall \underline{u}^* \\ \int_{\Omega} (p_f + \frac{\partial \Psi_s(\underline{u}, \phi_{f0})}{\partial \phi_s}) \phi_{f0}^* d\Omega = 0 \quad \forall \phi_{f0}^* \end{cases} \quad (1)$$

Cette équation correspond à un problème de mécanique classique. La seule spécificité, due au choix d'un cadre poromécanique pour notre étude, résulte dans l'apparition d'une seconde inconnue à identifier. En effet, au lieu de ne chercher qu'un champ de déplacement qui permet de vérifier le principe des travaux virtuel, nous cherchons aussi à déterminer un champ de porosité ϕ_{f0} .

Afin d'améliorer la précision de notre modèle, nous avons choisi de prendre en compte la gravité. Bien que petite devant la pression pleurale, la gravité a en effet un impact sur le comportement des poumons. Elle est notamment responsable de l'apparition d'un gradient dans la pression pleurale.

L'intégration de la gravité dans notre modèle nécessite cependant la formulation de conditions aux limites globalement équilibrées, ce qui est rarement trivial en biomécanique. Modéliser, par exemple, les fixations réelles des poumons à leur environnement serait trop complexe. Physiologiquement, la gravité est équilibrée dans les poumons par un gradient de pression pleurale et par les forces de réaction de l'environnement des poumons. Il nous a donc semblé raisonnable de supposer que ces forces de réaction pouvaient être modélisées sous la forme d'une pression hétérogène sur la surface externe des poumons. Nous avons donc choisi d'implémenter une pression capable d'équilibrer la gravité comme condition aux limite. Pour que cette condition aux limite soit aussi physiologique que possible, nous avons choisi de contraindre la pression à être aussi régulière que possible, c'est-à-dire à avoir un gradient surfacique aussi proche que possible du gradient de pression physiologique \tilde{p} déjà existant dans les poumons. La pression doit également vérifier les équations d'équilibre des forces et des moments. Nous avons donc déterminé l'expression de la pression "condition aux limite" à travers le problème de minimisation sous contraintes (2) :

$$\begin{aligned} & \min_p \frac{1}{2} \int_{\partial\Omega} (\nabla_s p - \nabla_s \tilde{p})^2 dS \\ \text{such that } & \begin{cases} \int_{\Omega} \rho \phi_s \underline{\underline{g}} d\Omega - \int_{\partial\Omega} p \underline{\underline{n}} dS = \underline{0} \\ \int_{\partial\Omega} \underline{\underline{x}} \times p \underline{\underline{n}} dS = \underline{0} \\ \int_{\partial\Omega} (p - \tilde{p}) dS = \underline{0} \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

Ainsi, le problème à résoudre présenté Équation (1) devient :

$$(\underline{u}, \phi_{f0}, p, \underline{\underline{\lambda}}, \underline{\underline{\mu}}, \gamma) \mid \begin{cases} \int_{\Omega} \underline{\underline{\sigma}}(\underline{u}) : \underline{\underline{\epsilon}}(\underline{u}^*) d\Omega - \int_{\Omega} p_f \text{tr}(\underline{\underline{\epsilon}}(\underline{u}^*)) d\Omega = \int_{\Omega} \rho \phi_s \underline{\underline{g}} \cdot \underline{u}^* d\Omega - \int_S p \underline{\underline{n}} \cdot \underline{u}^* dS \\ \int_{\Omega} (p_f + \frac{\partial \Psi_s(\underline{u}, \phi_{f0})}{\partial \phi_s}) \phi_{f0}^* d\Omega = 0 \quad \forall \phi_{f0}^* \\ \int_S \nabla_s (p - \tilde{p}) \cdot \nabla_s p^* dS - \int_S \underline{\underline{\lambda}} \cdot \underline{\underline{n}} p^* dS - \int_S \underline{\underline{\mu}} \cdot (\underline{\underline{x}} - \tilde{\underline{\underline{x}}}) \times \underline{\underline{n}} \cdot p^* dS + \int_S \gamma p^* dS = 0 \quad \forall p^* \\ \int_{\Omega} \rho \phi_s \underline{\underline{g}} \cdot \underline{\underline{\lambda}}^* d\Omega - \int_S p \underline{\underline{n}} \cdot \underline{\underline{\lambda}}^* dS = 0 \quad \forall \underline{\underline{\lambda}}^* \\ \int_S (\underline{\underline{x}} - \tilde{\underline{\underline{x}}}) \times p \underline{\underline{n}} \cdot \underline{\underline{\mu}}^* dS = 0 \quad \forall \underline{\underline{\mu}}^* \\ \int_S (p - \tilde{p}) \gamma^* dS = 0 \quad \forall \gamma^* \end{cases} \quad (3)$$

Prendre en compte la gravité dans le modèle ne permet pas seulement d'améliorer la précision de celui-ci. En effet, l'une des motivations principales de son implémentation est également d'améliorer le processus d'estimation via l'exploitation de la gravité. En effet, les images médicales des poumons peuvent être prises sur le ventre ainsi que sur le dos. La différence entre les quantités d'intérêt observées – par exemple, le champ des déplacements entre fin d'expiration et fin d'inspiration – entre les deux positions étant dues à la gravité, une force parfaitement connue, cela permet d'extraire des informations supplémentaires des scanners et d'améliorer le processus d'estimation. Exploiter la gravité permet en particulier d'améliorer la robustesse de notre modèle par rapport au bruit et aux erreurs de modèle. Cela nous permet aussi d'identifier des paramètres supplémentaires dans notre modèle.

2 Résultats et discussion

2.1 Quantification d'identifiabilité : cas d'un simple ressort

La distribution de l'erreur sur le paramètre de rigidité estimé dans le cas d'un problème très identifiable – un ressort simple sous tension – est présentée Figure 2 en fonction du rapport signal/bruit (SNR). Dans cet exemple, on suppose que la force de tension du ressort est connue avec exactitude, que le déplacement est mesuré avec un niveau de bruit donné imposé et que le paramètre estimé est la rigidité du ressort. Pour tous les niveaux de bruit, et pour chaque optimisation, le paramètre identifié est initialisé à une valeur générée aléatoirement dans un intervalle de -30% à $+30\%$ de sa vraie valeur. Cette initialisation permet notamment d'éviter l'écueil de converger systématiquement vers un même minimum local si la fonction coût est très perturbée, par exemple à cause du bruit. De plus, pour des applications à de vraies données, la vraie valeur des paramètres est inconnue, et le paramètre identifié doit être initialisé à une valeur physiologique, très probablement erronée. Cette initialisation aléatoire nous permet donc de reproduire le processus qui sera appliqué à de vraies images.

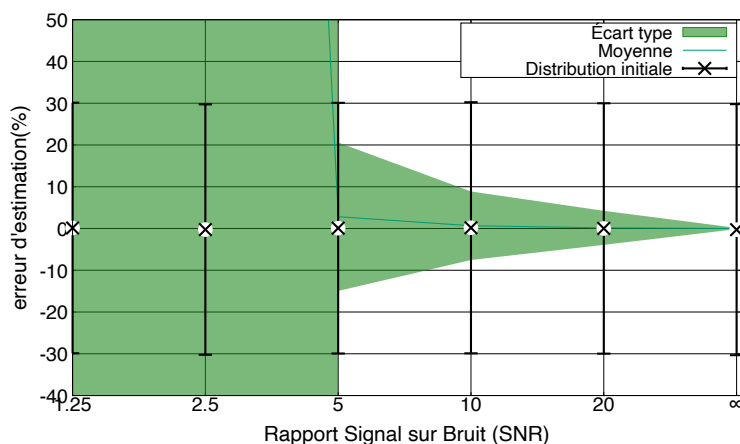


FIGURE 2 – Distribution de l'erreur sur la rigidité d'un ressort identifiée en fonction du bruit

Pour tous les niveaux de bruit étudiés, notre méthode fournit l'erreur d'estimation de la rigidité. Pour de grandes valeurs de SNR –i.e. pour un bruit faible–, l'optimisation converge toujours vers la valeur exacte du paramètre, alors que pour des SNR plus petits, les paramètres obtenus sont très éloignés de leur véritable valeur. Plus le SNR est faible, plus l'impact du bruit est important et plus l'erreur commise sur le paramètre estimé est élevée. Notre pipeline permet donc de quantifier l'identifiabilité de la rigidité en fonction du bruit sur les mesures. Ces résultats sont cohérents avec la distribution d'erreur attendue dans le cas d'un ressort linéaire et fournissent donc un premier élément de validation de notre pipeline.

2.2 Quantification d'identifiabilité : application au poumon

Nous avons ensuite appliqué notre pipeline à notre problème de poromécanique pulmonaire. Dans ce cadre, les paramètres sont estimés sur un poumon générique. Le problème résolu est illustré Figure 3.

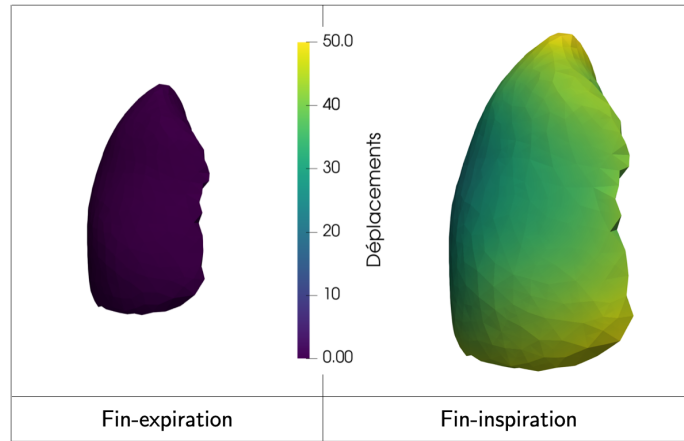


FIGURE 3 – Champ des déplacement entre le poumon en fin d’expiration (gauche) et en fin d’inspiration (droite)

La distribution de l’erreur sur la rigidité des tissus estimée dans le cas de notre problème poromécanique est présentée Figure 4 en fonction du SNR. Tous les autres paramètres du modèle sont supposés connus. Comme pour la Figure 2, cette figure présente l’erreur commise sur le paramètre identifié en fonction du SNR. Notre pipeline permet donc de quantifier l’identifiabilité de la rigidité en fonction du bruit présent sur les mesures pour notre problème poromécanique. La rigidité identifiée est ici aussi proche de sa vraie valeur pour les grands SNR, alors que l’erreur commise lors du processus d’estimation augmente pour les petits SNR. La Figure 4 permet également de définir un intervalle de confiance pour nos paramètres estimés. Pour cet exemple, les niveaux physiologiques de SNR se situent autour de 10. D’après nos résultats, il est donc possible de dire que la rigidité de notre modèle peut être estimée avec une confiance d’environ 1.5 %. Notre méthode permet donc d’avoir une information quantitative sur la fiabilité des paramètres identifiés, en fournissant un intervalle de confiance sur l’erreur commise sur les paramètres estimés, en fonction du bruit.

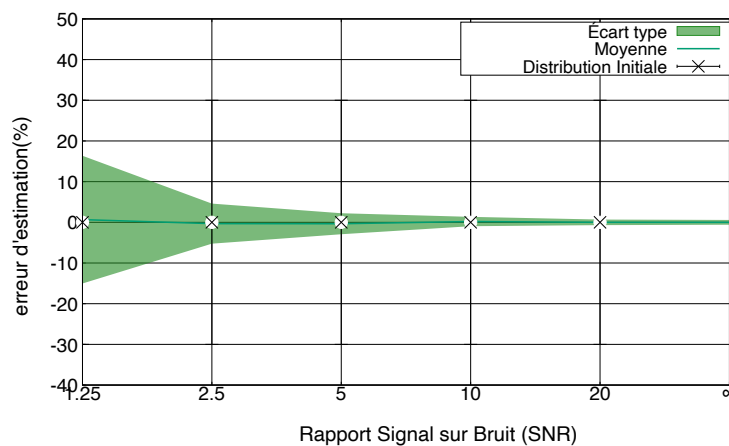


FIGURE 4 – Distribution de l’erreur sur la rigidité en fonction du bruit dans le cadre d’un problème poromécanique

Afin d’illustrer clairement et de valider notre méthode, les résultats présentés Figures 2 et 4 se concentrent sur l’identifiabilité d’un seul paramètre, la rigidité. Cependant, notre pipeline ne se limite pas à l’étude de l’identifiabilité d’un seul paramètre, mais s’applique également à la quantification de l’erreur de tous les paramètres estimés dans notre modèle, y compris les paramètres de chargement tels que la pression pleurale.

Notre pipeline permet aussi d’étudier l’impact des erreurs de modèle sur les erreurs faites lors de l’estimation. La distribution de l’erreur sur la rigidité des tissus en fonction de l’erreur faite sur la pression pleurale en fin d’inspiration pour un SNR de 10 est par exemple présentée Figure 5. Les erreurs de pression pleurale étudiées sont comprises entre -20 % et +20 % de la valeur de référence. Notre pipeline

permet donc de quantifier l'impact des erreurs de modèle sur l'estimation des paramètres, ainsi que la sensibilité de notre modèle aux différents paramètres. Si la pression pleurale est fixée à sa vraie valeur, la distribution de l'erreur correspond à celle présentée Figure 4 pour un SNR de 10. Plus l'erreur faite sur la valeur de la pression pleurale augmente, plus l'erreur faite sur la rigidité estimée est importante. En particulier, plus la valeur de la pression pleurale est surestimée, i.e. plus la pression pleurale est négative, plus la valeur de rigidité estimée est élevée. De même, plus la valeur de la pression pleurale est sous-estimée, i.e. plus la pression pleurale est positive, plus la valeur de rigidité estimée est faible. Ces résultats semblent cohérents. En effet, si un plus grand chargement que le chargement réel est imposé, la rigidité doit être plus importante pour retrouver le déplacement mesuré, et inversement. Ces résultats permettent aussi d'étudier la sensibilité de notre modèle aux différentes paramètres. Les résultats présentés Figure 5 montrent une forte sensibilité de notre modèle à la pression pleurale. Une erreur modérée en entrée, par exemple en réalisant une erreur de 10 % sur la valeur de pression pleurale fixée, entraîne une erreur importante comprise entre 25 % et 35 % environ sur la rigidité estimée.

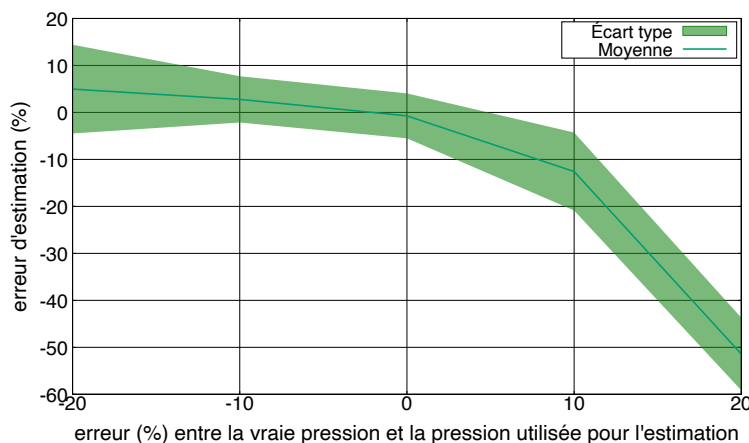


FIGURE 5 – Distribution de l'erreur sur la rigidité en fonction de l'erreur entre la pression de référence et la pression fixée pour l'estimation

Notre pipeline permet donc également d'étudier les erreurs causées par le modèle lors de l'identification, ainsi que la sensibilité de notre modèle aux différents paramètres. Dans la mesure où il n'est pas possible d'identifier tous les paramètres de notre problème, cela permet donc d'avoir accès à des informations permettant de déterminer la meilleure paramétrisation possible pour l'identification.

2.3 Illustration de l'amélioration de l'estimation par la prise en compte de la gravité

Notre modèle comporte un nombre conséquent de paramètres. Certains d'entre eux présentent un intérêt particulier, puisqu'ils peuvent être utilisés pour caractériser ou prédire l'évolution de la FPI. C'est notamment le cas de la pression pleurale et de la rigidité. Cette rigidité peut être constante, comme pour les résultats présentés précédemment, ou spatialement distribuée. On distingue généralement les tissus sains des tissus atteints par la FPI, que nous appellerons ici tissus fibrosés. Dans la mesure où tous les paramètres ne peuvent pas être identifiés dans notre modèle, la pression pleurale et les rigidités sont donc estimées en priorité.

Les images cliniques auxquelles nous avons accès sont exclusivement constituées de scanners de patients en décubitus dorsal. Cependant, comme décrit dans la partie méthode, il serait aussi possible d'acquérir des images en décubitus ventral et de combiner les différentes images afin d'améliorer le processus d'estimation. Dans le cadre de notre modèle élément-finis, passer d'un cas de patient en décubitus dorsal à un cas de patient en décubitus ventral revient simplement à inverser le sens de la gravité.

La distribution de l'erreur sur la rigidité saine en fonction du SNR, pour des images sur le dos, sur le ventre et en combinant les deux positions, est présentée Figure 6. Cette figure correspond à une paramétrisation pour laquelle la rigidité saine, la rigidité fibrosée et la pression pleurale en fin d'inspiration sont identifiées simultanément. Pour les cas sur le dos, sur le ventre et en combinant les images, l'erreur faite sur la rigidité saine identifiée augmente quand le SNR diminue. Cependant, lorsque les images sur le dos et sur le ventre sont combinées, l'erreur est moins importante pour tous les niveaux de bruit que

lorsque des images sur le ventre et sur le dos seules sont considérées. L'implémentation de la gravité permet donc l'amélioration de l'estimation en diminuant la sensibilité du modèle au bruit. On peut noter que l'estimation nous permet d'affirmer que pour des niveaux de bruits physiologiques – i.e. autour d'un SNR de 10 –, l'identification des paramètres semble possible avec une erreur acceptable – une erreur acceptable étant arbitrairement fixée à moins de 5 % –. Ce résultat peut sembler contre-intuitif. Cependant l'identification est rendue possible par le comportement hyperélastique des tissus, ainsi que par le champ de porosité hétéogène considéré.

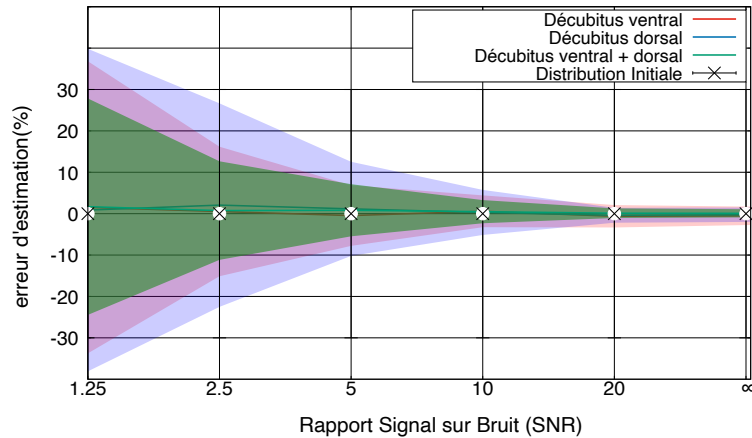


FIGURE 6 – Distribution de l'erreur sur la rigidité saine en fonction du bruit, lorsque la pression pleurale en fin d'inspiration, la rigidité saine et la rigidité fibrosée sont identifiées simultanément

De plus, l'utilisation d'images sur le dos et sur le ventre permet de diminuer la sensibilité du processus d'estimation aux erreurs de modèle. La distribution de l'erreur sur la rigidité des tissus sains en fonction de l'erreur (normalisée) faite sur la pression pleurale en fin d'expiration pour un SNR de 10 est présentée Figure 7. Cette figure a été réalisée pour des images sur le dos, ce qui correspond à un cas clinique avec de "vraies" images, et pour une combinaison d'images sur le ventre et sur le dos, et ce lorsque la rigidité saine, la rigidité fibrosée et la pression pleurale en fin d'inspiration sont indentifiées simultanément. Cette figure illustre clairement l'intérêt de l'implémentation de la gravité dans le modèle : lorsque des résultats en décubitus dorsal seuls sont pris en compte, l'erreur sur la rigidité saine identifiée et l'écart type de la distribution sont beaucoup plus importants que lorsque des images sur le ventre et sur le dos sont prises simultanément en considération. Ainsi, pour des images sur le dos, pour tous les niveaux de bruit considérés, la distribution de l'erreur est environ 4 fois plus importante que pour des images sur le ventre et sur le dos. Prendre la gravité en compte permet donc de diminuer fortement la sensibilité de notre modèle aux erreurs de modèle.

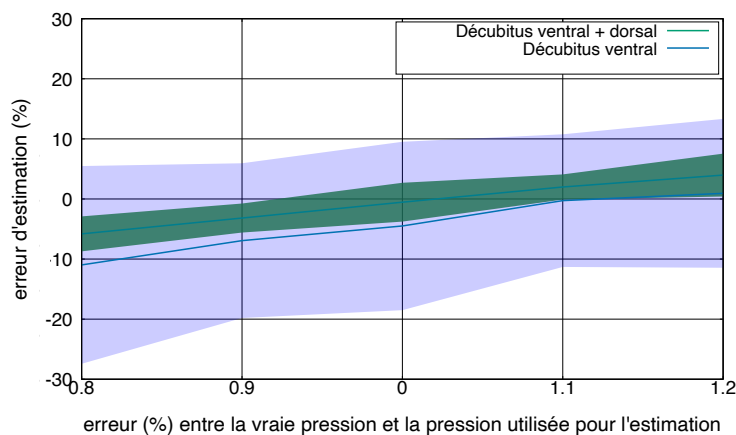


FIGURE 7 – Distribution de l'erreur sur la rigidité saine en fonction des erreurs sur la pression pleurale en fin d'expiration, lorsque la pression pleurale en fin d'inspiration, la rigidité saine et la rigidité fibrosée sont identifiées simultanément

3 Conclusion

Nos résultats fournissent un premier élément de validation de notre pipeline de quantification d'incertitude sur les paramètres estimés, ainsi qu'une application à la poromécanique pulmonaire personnalisée. Ils illustrent que ce pipeline peut être utilisé comme un outil pour améliorer notre modèle et le processus d'estimation, en étudiant l'identifiabilité des différents paramètres pour différents choix de modélisation, paramétrages de modèle, approches d'identification, etc. Ce pipeline est donc une étape importante vers l'amélioration de la fiabilité de notre modèle pulmonaire personnalisé. L'intégration de la gravité dans notre modèle via la formulation de conditions aux limites globalement équilibrées permet également l'amélioration de la précision des résultats obtenus. Cela permet également d'améliorer le processus d'identification et donc, *in fine*, la personnalisation du modèle.

4 Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier l'Agence nationale de la recherche (ANR) pour le soutien financier apporté à ce projet (subvention n° ANR-19-CE45-0007).

Références

- [1] S. Avril, M. Bonnet, A-S. Bretelle, M. Grédiac, F. Hild, P. Ienny, F. Latourte, D. Lemosse, S. Pagano, E. Pagnacco, F. Pierron. *Overview of Identification Methods of Mechanical Parameters Based on Full-field Measurements*, Experimental Mechanics, 2008.
- [2] D. Hurtado, N. Villarroel, C. Andrade, J. Retamal, G. Bugeo, A. Bruhn. *Spatial patterns and frequency distributions of regional deformation in the healthy human lung*, Biomechanics and modeling in mechanobiology, Springer, 2017.
- [3] C. Laville, C. Fetita, T. Gille, P-Y. Brillet, H. Nunes, J-F. Bernaudin, M. Genet. *Comparison of optimization parametrizations for regional lung compliance estimation using personalized pulmonary poromechanical modeling*, Biomechanics and Modeling in Mechanobiology, 2023.
- [4] C. Patte, P-Y. Brillet, C. Fetita, J-F. Bernaudin, T. Gille, H. Nunes, D. Chapelle, M. Genet. *Estimation of regional pulmonary compliance in idiopathic pulmonary fibrosis based on personalized lung poromechanical modeling*, Journal of Biomechanical Engineering, 2023.
- [5] C. Patte, M. Genet, D. Chapelle. *A quasi-static poromechanical model of the lungs*, Biomechanics and Modeling in Mechanobiology, 2022.
- [6] L. Plantier, A. Cazes, A. Dinh-Xuan., C. Bancal, S. Marchand-Adam, B. Crestani. *Physiology of the lung in idiopathic pulmonary fibrosis*, European Respiratory Review, 2018.
- [7] S. Roux, F. Hild. *Optimal procedure for the identification of constitutive parameters from experimentally measured displacement fields*, International Journal of Solids and Structures, Elsevier, 2020.
- [8] M. Sermesant, R. Chabiniok, P. Chinchapatnam, T. Mansi, F. Billet, P. Moireau, J-M. Peyrat, K. Wong, J. Relan, K. Rhode, Kawal et al. *Patient-specific electromechanical models of the heart for the prediction of pacing acute effects in CRT : a preliminary clinical validation*, Medical image analysis, Wiley Online Library, Elsevier, 2012.
- [9] M. Tawhai, M. Nash, L. Ching-Long, E. Hoffman. *Supine and prone differences in regional lung density and pleural pressure gradients in the human lung with constant shape*, Journal of Applied Physiology, American Physiological Society, 2009.
- [10] AU. Wells. *IPF diagnosis : flexibility is a virtue*, The Lancet Respiratory Medicine, 2018.
- [11] B. Wirthl, S. Brandstaeter, J. Nitzler, B. Schrefler, W. Wall. *Global sensitivity analysis based on Gaussian-process metamodelling for complex biomechanical problems*, International journal for numerical methods in biomedical engineering, Wiley Online Library, 2023.