



HAL
open science

Etude du démixage en imagerie hyperspectrale infrarouge

Manuel Cubero-Castan

► **To cite this version:**

Manuel Cubero-Castan. Etude du démixage en imagerie hyperspectrale infrarouge. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Grenoble Alpes, 2014. Français. NNT : 2014GRENT068 . tel-01113104v1

HAL Id: tel-01113104

<https://hal.science/tel-01113104v1>

Submitted on 4 Feb 2015 (v1), last revised 4 May 2016 (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.

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Physique et Traitement du Signal**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Manuel Cubero-Castan

Thèse dirigée par **Jocelyn Chanussot** (directeur de thèse), par **Xavier Briottet** (co-directeur de thèse), par **Véronique Achard** (encadrante) et par **Michal Shimoni** (encadrante)

préparée au sein des laboratoires **GIPSA-Lab** et **ONERA** dans l'école doctorale **EEATS**

Étude du démélange en imagerie hyperspectrale infrarouge

Thèse soutenue publiquement le **24 octobre 2014**, devant le jury composé de :

Grégoire Mercier, Lab-STICC, Président

Josiane Zerubia, INRIA, Rapporteur

Alain Royer, Université de Sherbrook, Rapporteur

Selma Cherchali, CNES, Examinatrice

Véronique Serfaty, DGA/DS, Examinatrice

Peijun Du, Nanjing University, Examineur

Jocelyn Chanussot, GIPSA-Lab, Directeur de thèse

Xavier Briottet, ONERA, Co-directeur de thèse

Véronique Achard, ONERA, Invitée

Michal Shimoni, RMA/SIC, Invitée



UNIVERSITÉ DE GRENOBLE
ÉCOLE DOCTORALE EEATS
Ecole Doctorale d'Electronique, d'Electrotechnique, d'Automatique et de
Traitement du Signal

T H È S E

pour obtenir le titre de

docteur en sciences

de l'Université de Grenoble

Mention : Physique et Traitement du Signal

Présentée et soutenue par

Manuel Cubero-Castan

Étude du démelange en imagerie hyperspectrale infrarouge

Thèse dirigée par Jocelyn Chanussot et par Xavier Briottet
préparée au laboratoire Grenoble Image Parole, Signal et Automatique
(GIPSA-Lab) et au laboratoire aérospatial français (ONERA)

soutenue le 24 octobre 2014

Jury :

<i>Président :</i>	Grégoire Mercier	- Lab-STICC, Brest, France
<i>Rapporteurs :</i>	Josiane Zerubia	- INRIA, Sophia Antipolis, France
	Alain Royer	- Université de Sherbrook, Canada
<i>Examineurs :</i>	Selma Cherchali	- CNES, Toulouse, France
	Véronique Serfaty	- DGA / DS, Bagneux, France
	Peijun Du	- Nanjing University, Chine
<i>Directeur :</i>	Jocelyn Chanussot	- GIPSA-Lab, Grenoble, France
<i>Co-Directeur :</i>	Xavier Briottet	- ONERA, Toulouse, France
<i>Invitées :</i>	Véronique Achard	- ONERA, Toulouse, France
	Michal Shimoni	- RMA / SIC, Toulouse, France

Table des matières

Remerciements	1
Introduction	7
1 Estimation de l'émissivité et de la température	11
1.1 Équation de transfert radiatif pour un sol plat	12
1.2 Méthodes d'estimation des températures et des émissivités	13
1.2.1 Correction atmosphérique	14
1.2.1.1 Correction atmosphérique avec les paramètres atmosphériques connus	14
1.2.1.2 Méthodes autonomes de correction atmosphérique	14
1.2.2 Estimation de la température et des émissivités connaissant l'atmosphère	16
1.2.3 Estimation conjointe de l'atmosphère, de la température et de l'émissivité	18
1.3 Application sur des jeux de données réelles	19
1.3.1 AHS - ValCalHyp	20
1.3.1.1 Présentation de l'image hyperspectrale	20
1.3.1.2 Étalonnage radiométrique et correction atmosphérique	21
1.3.1.3 Estimation des températures et des émissivités	23
1.3.2 TASI - DUCAS	24
1.3.2.1 Présentation des images hyperspectrales	24
1.3.2.2 Correction atmosphérique	26
1.3.2.3 Estimation des températures et des émissivités	27
1.4 Bilan	30
2 Modèle de démélange sur les luminances	33
2.1 Le modèle de mélange en luminance dans l'IRT	34

2.2	Les méthodes linéaires de démixage	35
2.2.1	Estimation du nombre de pôles de mélange	36
2.2.2	Estimation des pôles de mélange	37
2.2.3	Estimation des abondances	39
2.2.4	Choix des méthodes pour le démixage dans l'infrarouge thermique . .	41
2.3	Application des méthodes de démixage dans l'IRT	42
2.3.1	Estimation du nombre de pôles de mélange	43
2.3.2	Estimation des pôles de mélange	44
2.3.3	Estimation des abondances des matériaux	45
2.3.4	Impact de la température sur l'estimation de l'abondance	48
2.4	Bilan	49
3	Modèle de démixage sur les émissivités	51
3.1	Le modèle d'agrégation des émissivités et des températures	52
3.2	Validation du découplage T/E vis-à-vis du modèle d'agrégation	54
3.2.1	Validation du découplage T/E sur un pixel mixte isotherme	55
3.2.2	Validation du découplage T/E sur un pixel mixte non isotherme . . .	56
3.3	Application des méthodes de démixage linéaire sur les émissivités	58
3.3.1	Estimation des abondances sur les émissivités estimées de manière su- pervisée	59
3.3.2	Estimation des abondances sur les émissivités estimées de manière non supervisée	60
3.3.3	Impact de la température sur l'estimation de l'abondance	62
3.4	Bilan	64
4	TRUST - Méthode de démixage appliquée aux images IRT	65
4.1	Localisation des pixels purs	67
4.2	Estimation des émissivités et des températures moyennes	69

4.2.1	Étude d'une estimation non-biaisée de l'émissivité et de la température	69
4.2.2	Étude du nombre minimal de pixels pour une bonne représentation statistique de l'émissivité	71
4.3	Estimation des températures connaissant les abondances	73
4.3.1	Construction de l'estimateur linéaire	74
4.3.2	Étude du conditionnement de l'estimation	76
4.3.3	Calcul de la variance de l'estimateur linéaire	79
4.3.4	Robustesse par rapport aux erreurs d'estimation sur l'abondance . . .	80
4.4	Estimation conjointe des abondances et des températures	82
4.4.1	Minimisation de l'erreur de reconstruction	83
4.4.2	Deuxième minimisation tenant compte des écarts en température . . .	84
4.4.3	Réduction du temps de calcul par une approche <i>Matching Pursuit</i> . .	85
4.5	Bilan de la méthode TRUST	87
5	Application de TRUST sur des jeux de données	91
5.1	Performances de la méthode TRUST sur des données synthétiques	92
5.1.1	Scène composée de deux matériaux	92
5.1.2	Scène composée de trois matériaux	97
5.2	Analyse du démélange sur des images réelles	100
5.2.1	Étude de la zone d'étalonnage - ValCalHyp	100
5.2.2	Étude de la zone de toits - DUCAS	102
5.2.3	Étude de la zone de mélange - ValCalHyp	105
5.3	Bilan	110
	Conclusion et perspectives	113
	Publications	117
	Bibliographie	119

A Transfert radiatif en infra-rouge thermique	127
B Borne de Cramer Rao	133

Table des sigles et acronymes

ACP	Analyse en Composante Principale
BOA	Bottom Of Atmosphere - au niveau du sol
BLUE	Best Linear Unbiased Estimator
IRT	InfraRouge Thermique
MNF	Maximum Minimum Fraction
MODTRAN	MODerate resolution atmospheric TRANsmission
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i> - Erreur quadratique moyen
RMSD	<i>Root Mean Square Difference</i> - Écart quadratique moyen
RSB	Rapport Signal à Bruit
SAM	Spectral Angle Mapper - Angle spectral
T/E	Température/Émissivité
V-PIR	Visible et Proche InfraRouge

Capteurs, Satellites et Campagnes de mesures

AHS	Airborne Hyperspectral Sensor
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
DUCAS	Detection in Urban scenario using Combined Airborne imaging Sensors
EUFAR	EUropean Facility for Airborne Research
HyperCam	Hyperspectral Camera
LANDSAT8	Land Satellite
LIDAR	LIght Detection And Ranging
SEBASS	Spatially Enhanced Broadband Array Spectrograph System
SPECTRA	Surface Process and Ecosystem Changes Through Response Analysis
TARFOX	Tropospheric Aerosol Radiative Forcing Observational eXperiment
TASI	Thermal Airborne Spectrographic Imager
ValCalHyp	VALidation of the Smart Vicarious CALibration (SVC) method and the Quality Indicators Protocol of HYPerspectral Data

Méthodes de correction atmosphérique et de découplage température et émissivité

AAC	Autonomous Atmospheric Compensation
ARTEMISS	Automatic Retrieval of Temperature and EMIssivity using Spectral Smoothness

ASSET	Automated Separation of Surface Emissivity and Temperature
ISAC	In Scene Atmospheric Compensation
ISSTES	Iterative Spectral Smoothness of Temperature and Emissivity Separation
OLSTER	Optimized Land Surface Temperature and Emissivity Retrieval
TES	Temperature and Emissivity Separation
NEM	Normalised Emissivity Method
MMD	Maximum Minimum Difference

Méthodes de démixage

Dans le domaine spectral de l'infrarouge thermique

SUTM	Spectral Unmixing and Thermal Mixing
TESSMA	Temperature Emissivity Separation using Spectral Mixture Analysis
TRUST	Thermal Remote sensing Unmixing for Subpixel Temperature - Démélange dans l'infrarouge thermique pour l'estimation des températures subpixelliques

Dans le domaine spectral du visible - proche infrarouge

BPDN	Basic Pursuit DeNoising
DECA	DEpendant Component Analysis
FCLS	Fully Constrained Linear Square
FCLSU	FCLS Unmixing
FCLS-E	FCLS applied on Emissivity (Emissivité)
FCLS-R	FCLS applied on Radiance (Luminance)
HFC	Harsanyi - Farrand - Chang
HySime	HYperspectral Subspace Identification by Minimum Error
ICA	Independent Component Analysis
LASSO	Least Absolute Shrinkage and Selection Operator
LSSP	Least Square Subspace Projection
MVT	Minimum Volume Transform
N-FindR	N-FINDeR algorithm
OMP	Orthogonal Matching Pursuit
OSP	Orthogonal Subspace Projection
GOSP	Generalized Orthogonal Subspace Projection
PCE	Piecewise Convex Endmember detection
PPI	Pixel Purity Index

SGA	Simplex Growing Algorithm
SP	Simplex Projection
SUNSAL	Sparse Unmixing by variable Splitting and Augmented Lagrangian
VCA	Vertex COmponent Analysis

Recommandations particulières pour lecteurs particuliers

Cher lecteur ou chère lectrice,

Tu¹ tiens dans tes mains une partition quelque peu particulière, celle qui synthétise trois années de vie, de doutes scientifiques, de joies et de peines. Mes trois premières années de recherche. Trois années de dures et ardentes batailles, de gloires et de longues traversés du désert. La Science est un Art que je m'estime heureux d'avoir entraperçu car, comme la Musique, elle m'a permis de rêver, de voler dans des sphères lointaines, où le monde se transforme en équations, en théorèmes, en lois et en axiomes. Une logique reposante en somme, un brin de liberté non linéaire.

Et pour écrire cette partition, il a fallu apprendre la musique, son langage et ses codes. C'est vers mes deux premiers et au combien merveilleux professeurs que je veux adresser mes premiers remerciements : ma mère et mon père. Par leur voix, ils m'ont appris à parler, par leurs gestes ils m'ont appris à marcher, et par leur amour ils m'ont appris à aimer en retour. Il n'y a pas de mots pour exprimer tout ce que j'ai sur le cœur, si ce n'est qu'un profond et infini amour pour tous les deux. A Pierre, mon pitchoun, qui quand j'avais cinq ans et quelques jours, lui juste quelques jours, m'a appris à devenir responsable, à m'occuper d'autrui. Il m'a aussi appris la patience et le peu d'importance qu'on doit attacher à des choses aussi matérielles qu'un sac de billes ou qu'une collection de cartes collector. J'espère que j'ai été un bon prof pour toi, que je le suis toujours d'ailleurs ; et saches que tu peux toujours compter sur moi quand tu en as besoin. Et merci à Léo et Jean-Claude, qui accompagne *la familia trapisonda* depuis quelques temps maintenant, et merci aussi pour le pot de thèse :)

Cette partition, je n'ai pu l'écrire tout seul. Il m'a fallu du temps, de la patience, mais surtout un orchestre derrière moi. Il faut beaucoup d'organisation pour gérer quatre sections à la fois, mais à la fin, quand toutes s'accordent entre elles, quelle beauté pour les esgourdes !

A la section corde, j'ai l'honneur de remercier Véronique Achard, qui a toujours été là pour moi depuis mes premiers jours à l'ONERA jusqu'à la fin, et peut-être même après ? Qu'est-ce qu'on sait ! Les cordes, ce sont des instruments qui demandent une précision très fine, le faux pas est souvent au rendez-vous. Mais grâce à sa pugnacité et sa rigueur, elle n'a jamais fléchi. Des instruments passionnés, qui vous transportent et vous emportent lorsque la musique s'élève. Merci Véro, et à très bientôt je l'espère pour de nouvelles danses endiablées !

A la section cuivre, c'est avec un grand privilège que je dis à Xavier Briottet un tout aussi grand bravo. C'est sûr qu'avec des instruments comme ça, il faut en avoir du souffle. Et qui de mieux que lui pour souffler de nouvelles idées. Même s'il y a eu des fausses notes (qui n'en

1. Oui, je préfère commencer par tu plutôt que vous. Loin de moi l'idée de heurter votre sensibilité, mais disons que vous rentrez actuellement dans mon espace intime. Soit vous me connaissez déjà, soit vous voulez me connaître. Dans les deux cas, allons droit au but et commençons par nous tutoyer ! Après, si le tutoiement vous est trop insoutenable, libre à vous d'aller directement à l'introduction.

a pas en plein solo), c'est en partie grâce à lui que la thèse s'est envolée vers des arpèges toujours plus hauts. Et pour cela, et bien d'autres choses, je te dis merci.

A la percussion, à la rythmique, au tamtam/grosse caisse/ cymbale/djembé/triangle, Pr. Jocelyn Chanussot. Cela fait maintenant six ans que l'on se connaît. Depuis mes premiers cours de traitement de signal, où le parfait trio Chanussot/Mars/Baudois m'a attiré vers la voie obscure du traitement du signal et des images. Et j'ai l'impression que cela va durer encore un peu. Six ans où tu m'as vu grandir de l'étudiant ingénieur jusqu'au docteur, d'un regard parfois distant mais toujours bienveillant. Rythmant toutes ces années, tu as été un rempart et une aide précieuse pour toutes sortes de problèmes, administratifs ou scientifiques. Un filet de sécurité qui me rassurait quand j'apprenais. La liste serait trop longue pour décrire tout ce que tu m'as apporté. Un très sincère merci, de tout mon cœur, pour tout, et bien plus encore.

Et à la section bois (ma section préférée), Michal Shimoni, qui m'a donné beaucoup, beaucoup plus que ce que je n'aurais imaginé, de Selah Sue à Almodovar, de Shanghai à Gainesville. A chaque fois cachée derrière une montagne de travail, tu m'as accordé toujours plus de temps que nécessaire. Piloté depuis Bruxelles, je n'ai eu que trop peu d'occasions de te voir. J'ai adoré discuter avec toi pendant plus d'une heure, parfois, souvent, beaucoup sur la thèse c'est vrai. Mais c'est autour de nos discussions que j'ai évolué, scientifiquement et personnellement aussi. Une dernière petite image : les bois sont parmi les seuls instruments où le son est *créé* par le musicien. Via toutes tes qualités, tu m'as offert un si beau son, ta passion pour la recherche, une si belle musique qui m'a fait tenir bon jusqu'au bout. Merci Michal et j'espère que nous aurons une longue et belle collaboration. Neshikot !

Et s'il faut des musiciens pour jouer sur scène, il faut du monde en coulisse pour préparer les instruments, pour penser à imprimer les partitions, pour apporter les pupitres, les chaises, etc. Pour Geneviève Corrège et Lucia Bouffard-Tocat qui m'ont facilité la vie pendant ces trois ans à l'ONERA et au GIPSA respectivement. Sans elles, cette musique aurait eu beaucoup plus de couacs ! Merci infiniment !

Et bien sûr, une symphonie n'est rien si elle n'est pas jouée devant un public. Au premier rang, je tiens à saluer et à remercier mon jury² qui m'a fait l'honneur et le privilège d'avoir accepté l'invitation pour cette soutenance de thèse. Merci Pr. Grégoire Mercier d'avoir accepté la lourde tâche de présider ce jury. Merci Dr. Josiane Zerubia et Pr. Alain Royer pour avoir rapporté ce manuscrit. L'ensemble de vos commentaires ont grandement amélioré la qualité du manuscrit. Merci à Pr. Peijun Du, à Selma Cherchali et à Véronique Serfaty d'avoir examiné attentivement ce travail de recherche. Enfin, je remercie la DGA et l'ONERA pour avoir financé ces travaux de recherche.

Et maintenant, on s'attaque au gros de la troupe. Ceux qui sont planqués dans le fond de la salle et ceux qui sont absents, ceux qui tapotent discrètement sur le portable, ceux qui écoute d'une oreille attentive ou distraite, qui note la moindre figure de style ou qui passe dire bonjour à Morphée après trois cafés, j'ai nommé : Tout le reste ! Merci à vous.

2. Oui, je précise que c'est bien le jury SANS les encadrants et les directeurs. Je les ai remerciés dans les paragraphes précédents, un peu pour les autres maintenant.

°°°Quoi? A non, j'ai fini. Comment? Il faut que je les cite tous? Oula mais ça va faire beaucoup là!!! Ok, ok! J'y vais, c'est bon, ça va! °°°

Bon on me dit dans l'oreillette qu'il faut que je finisse la liste des remerciements. Loin de là l'idée d'une pirouette scénaristique pour conclure ces remerciements promptement! Bon alors allez, on s'y colle.

On va commencer par poser la basse. Ceux qui sont là depuis le début. Ceux restent fidèle au poste. C'est mes métronomes à moi : Benoît M. et Ludovic. B. Tout d'abord, merci, de m'avoir supporté pendant toutes ces années et merci de continuer à le faire. Merci d'être venu à la soutenance depuis notre capitale toulousaine. Merci, mille fois merci, pour avoir changé mais pas beaucoup, en gardant toujours le meilleur de vous.

Ensuite, on passe à la deuxième voix : l'équipe nouvel an. Certes, le nom ne reflète en rien l'étendu des histoires abracadabrantiques que j'ai pu vivre avec cette bande de lascars. Mais bon. Plus de 10 ans qu'on se connaît. Sans vous, mes années lycée auraient été bien fades! A la barre des accusées de camaraderie, de bonne humeur et de gros délire, j'appelle Romain F., Rémi C., Louis-Pierre B., Jean C., Pierre F., Mickaël L.D., Thomas B.

La première voie commence. C'est par un allegretto que nous débutons le voyage. Les années E3. Antoine C. et Charlotte B., mes deux dijonnais préférés (oui ok, je ne connais que eux de Dijon ...), depuis nos premières apremis sans cours jusqu'à maintenant, que du bonheur. A bientôt pour de nouvelles aventures. Aux tontons Edouard B. et Jean-Baptiste F., les deux tabarnak de français! J'vous ai vraiment connu au Québec, et depuis, je ne vous lâche plus, à juste titre : quand on en trouve, des perles comme vous, on lâche rien! A Aude C., ma très chère Aude. Que de fou-rires à Grenoble ou à Paris, et que de décibels! Que ce soit dans le théâtre, dans le sport, dans la cuisine, je n'ai que très peu rencontré une telle source d'inspiration. Merci pour tout. Et M. Bertrand N.L.M.D.B (oui avec un nom comme ça, on est facilement repéré!!!), mon fameux compagnon de TPs, de cuisine, de piscine, de guitare, et de plein d'autres choses que nous n'avons pas eu le temps de faire ensemble. Tu es parti beaucoup trop loin, beaucoup trop tôt. Va falloir que tu reviennes prestement sinon je vais finir par venir te chercher!?! Et Léa D., à nos étoiles contraires. Quel que soit le chemin que tu prends dans la vie, je sais que tu réussiras. Tu es animée d'une flamme tellement chaleureuse! Ne donnes pas tout aux autres et pense à t'en garder un petit bout pour te réchauffer.

Roulement de pierre dans l'accent de ma cité Gascogne. Toulouse est là. Et quoi de plus naturel qu'une entrée en Fanfare pour ces remerciements So Toulouse! On sort le big band, les cuivres et les anches! Un très grand, un infini merci aux Trous Balourd, pour m'avoir accepté parmi eux, pour m'avoir redonné goût à la musique, et la gniak pour recommencer à me former. Merci pour les prestas, pour les concerts, pour les concours, pour les 10 ans. C'est une expérience qu'on oublie pas. Au fond de nous, on reste petits trous, même après être parti. Je ne pourrais pas citer tout le monde, mais si je puis m'égarer quelque peu, merci à Loïc V. pour ce qu'il a dans la tête et parce qu'il ne sait que danser, à Lucas P. et Amélie, pour le B&B, à David Z., pour les cours de sax, les astuces, Bohémian et tant et tant, à Simon pour ces solos que j'aime à entendre à nouveau, à Elodie, pour le drive et l'annif du papapapapapadélo :),

à Tuteur M. pour envoyer tant de swag au souba et pour ton amour inconditionnel à Young Blood Brass Band, que je te comprends! à la team-plancha, j'ai nommé JP R., Juliette A., Max M., Théo G., Rémy S. et Clément R. pour nos corps huilant au soleil ou sous la pluie, à midi ou à minuit, et à Claire L. pour ces aventures qui nous restent à vivre.

Et là, le fortissimo, l'équipe de choc ONERA : Déjà, je remercie tous les permanents, que je ne citerais pas pour pas en oublier. Merci pour votre accueil et merci pour votre gentillesse. Passons aux doctorants : Manue T., la plus vieille fan du printemps de Bourges, à ce qu'elle dit en tout cas, Ramzi I., tout un personnage, un grand cœur qu'il faut connaître pour en apprécier toute sa richesse! Jan. D., alias Bibiche. Le nom est assez évocateur pour ne pas en divulguer plus ici. Quel plaisir de t'avoir rencontré! Antoine C., merci pour le GO, pour ton appart les soirées sous le signe du plan B, pour plein d'autres choses à venir! Erwan B., ben merci pour le GO également :) et pour toutes ces pauses bien réconfortantes, pour les images geek, et pour les moins geek! Charlotte R., et dire que tu étais parmi mes premières élèves. Quelle joie d'enseigner à des esprits aussi cultivés! Vincent L., un jour, faudra que tu me fasses visiter ton si beau pays! Pierre L., quand tu te remettras à la guitare, je serais ravi d'entendre un de tes concerts! Pierre-Yves F., à peine je pars de l'ONERA que l'on commence à se connaître. Merci pour tous ces conseils que tu m'as donnés, pour ces repas dans ton si beau chez toi, merci pour beaucoup et à bientôt pour encore plus! Et qui manque sous le radar? Pt'être bien les loustics du DEMR! A Medhi A.I., Franky B. et Xavier B., merci pour les pauses cafés, le barbecue, les apéros! A Sarah S. et Gianluca L. pour nos belles discussions et votre si beau accent! Rosa O.C., la valencienne la plus sympa qui m'ait été donné de rencontrer. Gracias por la paella, por Valencia, por todo, y muchas cosas más, de día o de noche³. Et à toi Karine A., pour tous ces moments partagés.

Et les nuances virevoltes! La musique trouve résonance dans le bassin grenoblois. Le ski, la neige, le froid ou la chaleur hivernale. Alors la logique aurait voulu que je passe mes hivers à Grenoble et mes étés à Toulouse. Mais allez savoir pourquoi, j'ai fait l'inverse!

C'est à messieurs les jazzes à qui revient d'ouvrir le bal! Merci, un très grand merci pour m'avoir également accueilli, malgré mon sombre passé de fanfarons, dans les rangs de vos élites musicales. Les BraJazzKet est, ou plutôt était⁴, une très belle aventure musicale qui m'ait été permis de rejoindre pour sa dernière année d'existence. Que c'était bon! J'ai rencontré plus que de très bons musiciens : de bons amis. A la flûte traversière Thomas S., merci pour mon premier cours de jazz, pour les provinciaux et les pains au chocolat (:)), merci pour rester fidèle, toujours le même. Tu me dois toujours des randos alpines, souviens toi, mon sac est presque prêt! Au sax alto Max C., pour m'avoir accueilli si chaleureusement au sein de la section, pour m'avoir épaulé, et sauvé la mise plus d'une fois sur les lignes dangereuses des compo BJK, au piano Adrien G., pour l'Italie, pour Paris, pour ces très bons moments passés ensemble. Pourquoi je découvre les gens que quand le départ est proche! A la voix Carl V., à la basse Max. J. et à tous le reste la mafia G. j'ai nommé Valentin G., Paul G. et Audrey M.G. Et pour finir, celui qui m'a fait découvrir ce monde merveilleux, celui dont

3. Pour ceux qui ne parlent pas le Turque : Merci pour la paella, pour la visite à València, et pour la centaine de sessions mémorables, en journée comme en soirée.

4. Snif snif, ralala, ça me fait toujours quelque chose, R.I.P B.J.K ...

j'ai eu la chance de partager le bureau, le (petit) tableau, la musique, les repas dominicales, Mr. (Maître ou Mister, à toi de choisir) Rémy V., guitariste quand il n'est pas à vaquer à d'autres occupations. Par ta déconcertante facilité à sortir mille et unes équations, tu m'as donné envie d'en sortir quelques unes pour ma thèse :) C'est toujours stimulant de travailler avec quelqu'un d'aussi brillant. Merci !

Toujours plus loin, toujours plus haut, on pousse, on crie, on hurle, c'est un CARNAGE ! Merci à toutes la troupe de Carnage, la pièce de théâtre d'on ne sait pas qui et qui n'a jamais été joué sur scène. Merci aux comédiens, Quentin L., superbe homme d'affaires. Tu portes très bien le costume, mais c'est vrai que je te préfère un brin moins cassant ! A Katia B., oui pas évident de se lancer quand on a un frère aussi doué, mais tu as rempli ta mission avec brio ! A Re-Aude C., pour cette pièce et pour les autres. Pour toujours donner le meilleur de toi même, dans la joie et la bonne humeur. Qu'il est dur de suivre ton énergie, de ne pas tomber des nues devant un tel talent. Pour la section décor, merci aux deux collocs Chloé L. et Etienne R. pour m'avoir laissé piller le salon de notre appart, et merci pour les repas et les sorties faites entre nous ! Et pour orchestrer tout ce beau monde, pour donner un sens à ces acteurs en déperdition, j'ai le plaisir, l'honneur, le privilège, d'adresser à M. Raphaël B. toutes mes félicitations et un de mes plus grands mercis ! Parce que déjà sur la mise en scène, c'était carré (bon OK, ça dépassait un peu côté jardin), mais alors sur les placements, les voix, la gestuelle, mais quelle technique et quels bons conseils. Je ne sais pas avec d'autres qui on aurait pu arriver à un résultat aussi bon. Merci, merci, et encore une fois merci !

Et c'est l'heure du grand final, les trompettes atteignant le contre-ut, le souba faisant l'ensemble des cris des animaux du parc zoologique de Plaisance, les sax qui solotent depuis 10 minutes à coup d'hectolitres de salives. Oui le Grand Final avec un grand G et un grand F comme dans Grammatical Framework ! C'est parti !

Merci à toute la team GIPSA, et ils sont nombreux. Pour les permanents, merci à Mauro D.M. pour les vacances de traitement d'images, Miguel V. pour les rappels de unmixing, de T.S. et de cette fameuse norme ℓ_1 , pour la casa española et bien d'autres choses, merci à Christian J. pour m'avoir permis de travailler et de communiquer sereinement via l'ERC CHESS. Et les futurs permanents et permanentes du GIPSA et d'ailleurs : merci aux filles du labo, Céline M., Cindy B. et Re-re-Aude C., pour les cartes postales, les sessions goûters, les pauses cafés et tout et plus encore, à Romain D. pour sa joie de vivre communicative, d'avoir touché les nuages pendant sa thèse, mais de n'avoir jamais oublié ceux qui sont restés au sol ! Merci à Flo. D. pour ces dauphins et ces crustacés, que j'ai connu que trop tard, en plein périple de rédaction. Bonne chance pour tes voyages, je sais que tu iras bien, que tu iras loin. Tu as le bon mélange de talent et de folie pour y arriver ! Pour Antoine C. lui aussi connu un poil trop tard. Merci pour toutes ces expériences partagés d'Argentine. A Simon H., également connu trop tard, quand ma jeunesse est au mitard, ou presque ! Merci de m'avoir offert cette facette si intéressante de la science ! J'espère qu'on aura l'occasion de se voir. A Fanny M., connu trop tard..... bon j'arrête. Woho, les gens ! Va falloir que je revienne à Grenoble là ! Merci à Tim G., pour son regard plein de malice, pour toutes ces listes, j'ai essayé de m'en inspirer pour écrire ces remerciements, mais l'élève n'a pas encore dépassé le maître ! A Lucas D., pour ces quelques brins d'idées partagés. Si notre collaboration n'aboutit pas,

ça m'aura donné la chance de te connaître, et je m'en estime heureux ! Pour Carole A., que de conversations intéressantes. C'est fou mais t'es une mine de connaissances sur plein de chose et c'est toujours un plaisir de partager un verre avec toi. Et c'est dommage qu'il n'y en ait pas eu plus ! A Benoit O., pour la visite de Lyon, le gîte et les burgers, dommage que tu sois à Lyon bien trop souvent. A Pascal Pépé, dit Pascal, dit P.P., dit beaucoup trop de bêtises, dit Martini de folie. Si la gentillesse pouvait donner des ailes, tu serais en orbite géo-stationnaire⁵. Merci Pascal pour tous ces moments de folies, d'apéro, de coinche, de tout et n'importe quoi. Tu n'as peut-être pas de théorème, mais tu as tout mon respect quand même⁶ ! Et bien sûr, Fakri, Benoit, Alexis, Raluca, Maël, Maëlle, Arnaud, et tant d'autres. Merci à ceux de la session Italie, merci à ceux de la session Art Plastiques pendant la soutenance, merci à tous ceux des autres sessions. Que de bons moments en somme à vos côtés !

Merci d'avoir lu jusque là et merci, une fois de plus, à tous ceux que j'ai cité précédemment, et à tous ceux que j'ai oublié. Sans eux, j'aurais eu beaucoup de mal à aller jusqu'au bout ! Sur ce, je vous souhaite une bonne lecture et à très bientôt ! Faille que coûte !

Manuel Cubero-Castan

5. Ah je t'en devais bien une de manue !

6. Oui, le lecteur aura peut-être du mal à la comprendre celle là. C'est lui qui m'a sorti un jour une très belle phrase : Shannon, c'est un grand monsieur, il faut le respecter !⁷

7. Oui, les non traitements du signal auront du mal à la comprendre celle là. Le théorème de Shannon stipule que la représentation discrète d'un signal par des échantillons régulièrement espacés exige une fréquence d'échantillonnage supérieure au double de la fréquence maximale présente dans ce signal, cf Wikipedia.⁸

8. Oui bon, si vous comprenez pas là, faut revoir vos cours de Traitement de Signal, là !

Introduction

Le contexte de cette thèse est l'étude et l'extraction d'informations à partir de données de télédétection en imagerie infrarouge thermique (IRT) acquises depuis un avion, image qualifiée d'aéroportée, ou depuis un satellite, alors qualifiée de satellitaire. Plus précisément dans le cadre de la télédétection en IRT, l'image acquise est étalonnée radiométriquement pour obtenir une image en luminance. Ces luminances varient en fonction des matériaux constituant la scène observée. Elles dépendent en particulier de trois grandeurs : l'émissivité, la température et l'abondance.

L'émissivité est la propriété optique du matériau définissant sa capacité à émettre une énergie par rayonnement. Cette énergie est fonction de la longueur d'onde considérée et de la température du matériau. L'abondance rend compte de la répartition au sol des matériaux dans chaque pixel de l'image. Si un pixel est composé d'un seul matériau, il est qualifié de pur. Si plusieurs matériaux le composent, alors il est qualifié de mixte.

L'étude de ces trois grandeurs (émissivité, température et abondance) donne accès à différentes applications comme l'étude des îlots urbains de chaleur [1] ou la détection de gaz dans l'atmosphère [2]. De plus, cette étude s'inscrit en droite ligne des missions aéroportées et satellitaires passées (la campagne TARFOX [3] pilotée par la NASA en 1996, l'exploitation du satellite ASTER [4] par la NASA et par le METI au Japon depuis 2000), présentes (l'exploitation de LANDSAT 8 [5] par la NASA et l'USGS depuis 2013, les campagnes d'étalonnage du nouvel instrument SYSIPHE [6] piloté par l'ONERA en France et par NEO et FFI en Norvège) et futures (la mission THIRSTY [7] en collaboration avec JPL aux USA et le CNES en France). Cependant, cette étude se révèle particulièrement complexe.

Les méthodes estimant l'émissivité et la température d'une image IRT sont appelées méthodes de découplage température/émissivité (T/E). Les méthodes [8, 9] estiment ces deux grandeurs à partir d'images multi- ou hyper- spectrales IRT, c'est à dire composées d'une dizaine ou d'une centaine de bandes spectrales. Elles reposent sur des contraintes physiques liées à l'émissivité. D'autres méthodes [10, 11] utilisent des acquisitions multi-temporelles pour en estimer ces deux grandeurs. Cependant, l'ensemble de ces méthodes font l'hypothèse que le pixel projeté au sol est pur.

L'étude réalisée par Bioucas-Dias et al. [12] présente un état de l'art des méthodes de démixage, aussi appelées méthodes de démixage. Ces méthodes consistent à estimer, à partir d'une image hyperspectrale, les éléments purs, aussi appelés pôles de mélanges et issus des pixels purs, ainsi que leurs proportions au sein des pixels mixtes, grandeurs liées aux abondances. La problématique du démixage a été l'objet d'une vaste production scientifique et a permis d'élaborer plusieurs types de méthode (statistique, géométrique, parcimonieuse) pour plusieurs modèles de mélanges (linéaires, non linéaires). L'estimation de ces pôles de mélange et de leurs abondances ouvre la voie à l'étude des méthodes de classification [13] et de détection [14]. Cependant, ces méthodes de démixage ont été appliquées dans le domaine spectral du visible - proche infrarouge (V-PIR) et leurs applications sur des images acquises

dans le domaine de l'IRT ont, à ce jour, peu été étudiées.

En particulier, l'étude de Collins et al. [15] montre qu'il est possible de retrouver les abondances pour des images hyperspectrales IRT, mais cela suppose une scène isotherme, c'est à dire dont l'ensemble des éléments sont à une même température. Or il est tout à fait possible d'avoir un pixel sur une image IRT constitué de plusieurs matériaux de différentes températures.

On observe donc qu'il est possible d'obtenir les émissivités et les températures des matériaux présents dans la scène, mais sous l'hypothèse de pixels purs. Le traitement des pixels mixtes, avec l'estimation des abondances des matériaux qui les composent, n'est réalisé que pour des pixels isothermes. Pour des pixels non isothermes, il faut alors estimer ces abondances à partir des méthodes de démixage sur une image acquise dans le domaine du V-PIR et mise en correspondance avec l'image IRT. Mais si l'acquisition de l'image ne se fait qu'à partir d'un capteur thermique, la question qui se pose est comment estimer ces abondances.

L'objectif de cette thèse consiste donc à estimer, sur une image IRT, les cartes d'abondances des différents matériaux composant la scène, via leurs températures et leurs émissivités, sur l'ensemble de l'image (pixels purs et pixels mixtes).

Pour répondre à cet objectif, la démarche a été de tester les méthodes existantes de découplage T/E sur les pixels purs de l'image IRT. Cela nous a permis de poser les bases physiques du mélange en IRT. Pour résoudre le problème du démixage et estimer ainsi les abondances, différentes stratégies ont été proposées. Le démixage peut se faire sur les luminances, sur les estimations d'émissivité des méthodes de découplage T/E, ainsi qu'en estimant conjointement les températures et les abondances sur les luminances. Les diverses étapes sont expliquées plus en détails dans les paragraphes suivants.

Dans un premier temps, le cas d'un pixel pur est étudié. Tout d'abord, l'équation de transfert radiatif expliquant la luminance IRT en entrée capteur est présentée. Un état de l'art des méthodes de découplage T/E a ensuite été réalisé. De cet état de l'art découle la méthode TES [8] qui est ensuite testée sur des jeux de données réelles pour estimer leurs émissivités et leurs températures. Ces trois points sont les objets du chapitre 1.

Dans un second temps, on s'intéresse aux pixels mixtes et au calcul des abondances de chaque matériau dans ces pixels. Les trois stratégies de démixage présentées plus haut découlent de trois définitions différentes pour les pôles de mélange :

- le démixage en luminance définit le pôle de mélange comme un unique couple d'émissivité/température,
- le démixage sur les émissivités estimés par les méthodes de découplage T/E définit le pôle de mélange comme uniquement lié à l'émissivité,
- l'estimation conjointe des abondances et des températures définit le pôle de mélange comme associé à une unique émissivité et à une plage de température.

Ces trois stratégies et leurs définitions de pôle de mélange associées sont respectivement étudiées dans le chapitre 2, dans le chapitre 3 et dans les chapitres 4 et 5. La démarche et le plan du mémoire qui en découle sont représentés sur le schéma suivant.

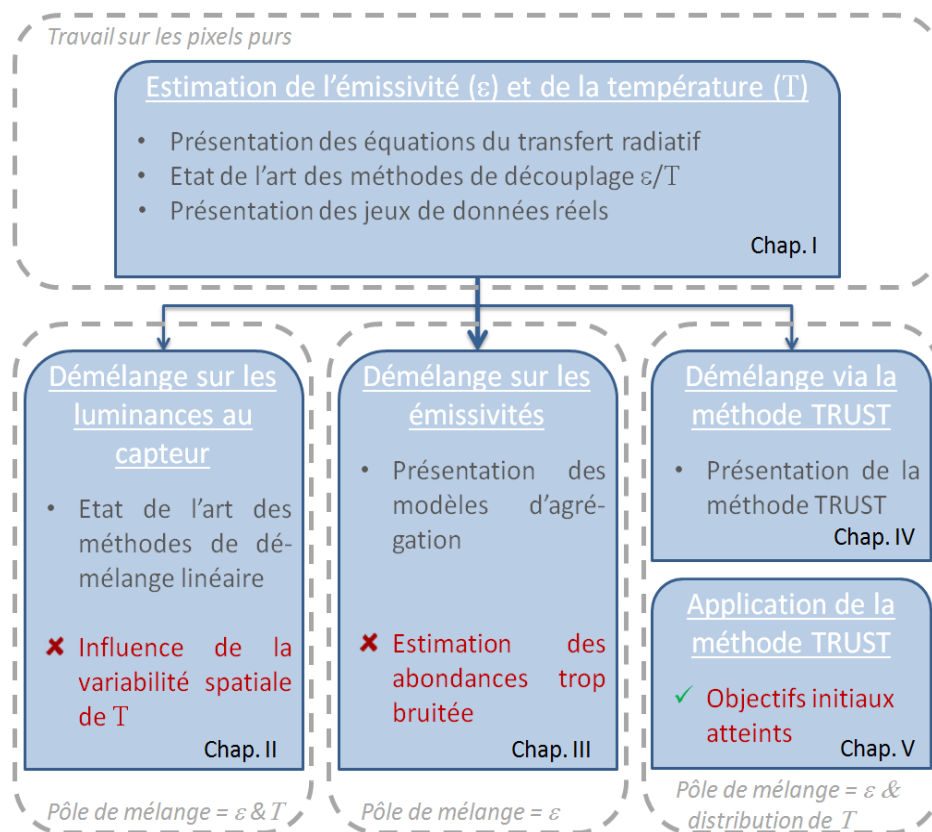


Schéma récapitulatif de la démarche proposée en identifiant les différents chapitres du mémoire.

La stratégie du démelange sur les luminances IRT s'inspire de celle développée dans le domaine du V-PIR. L'équation du transfert radiatif nous indique que la luminance mesurée en entrée capteur résulte de la combinaison linéaire de luminances issues de chaque matériau présent dans le pixel. Après avoir explicité l'état de l'art des méthodes de démelange linéaire, nous avons pu établir une chaîne de traitements visant à estimer de manière non supervisée les cartes d'abondances d'une image IRT. Tous ces points sont détaillés dans le chapitre 2. Un des inconvénients de considérer le pôle de mélange comme associé à l'émissivité et à la température est la trop forte influence des variations spatiales de la température sur l'estimation de l'abondance.

Pour se soustraire des effets liés à ces variations spatiales, les pôles de mélange ont été définis comme associés uniquement aux émissivités des matériaux. La méthode de démelange proposée repose sur les estimations d'émissivité à partir des méthodes de découplage T/E. Pour cela, nous avons identifié terme à terme les équations du transfert radiatif pour estimer le modèle d'agrégation des émissivités [16]. La validité de ce modèle d'agrégation a été par la suite évaluée en le comparant aux estimations des méthodes de découplage T/E [17]. Ce modèle est linéaire en émissivité, donc les méthodes de démelange associées doivent être linéaires. Ces méthodes de démelange ont donc été appliquées aux cartes d'émissivités estimées par TES. Cette stratégie est présentée dans le chapitre 3. L'inconvénient majeur de cette ap-

proche est le bruit induit par les méthodes de découplage T/E qui perturbe considérablement l'estimation des abondances.

Une troisième voie de démixage a donc été envisagée pour pallier les faiblesses des deux premières approches de démixage. Elle consiste à estimer simultanément les abondances et les températures sur l'ensemble de l'image IRT. Pour cela, il a fallu dans un premier temps appliquer sur les pixels purs les méthodes de découplage T/E afin d'estimer les moyennes des émissivités et des températures pour chaque matériau de la scène. Nous avons par la suite proposé un estimateur des températures des matériaux au sein d'un pixel mixte [18], appelées températures subpixelliques. En utilisant cet estimateur dans une fonction de reconstruction spécifique, on peut retrouver les abondances de chacun des matériaux présents dans la scène par la méthode appelée TRUST (Thermal Remote sensing Unmixing for Subpixel Temperature) [19], présentée dans le chapitre 4. Enfin, ses performances sont étudiées sur des images simulées et réelles dans le chapitre 5.

Une dernière partie conclut ce manuscrit en résumant les principaux résultats obtenus dans ces cinq chapitres et présente diverses perspectives pour les futurs travaux.

Estimation de l'émissivité et de la température sur des pixels purs

Résumé

Un des objectifs principaux en télédétection dans le domaine de l'infrarouge thermique (IRT) est l'estimation des propriétés optiques (émissivité) et des températures des matériaux présents dans la scène observée. Deux processus sont nécessaires pour atteindre cet objectif. (1) La correction atmosphérique permet de retrouver, à partir de la luminance en entrée capteur, la luminance au sol en s'affranchissant des effets atmosphériques entre le sol et le capteur. (2) Le processus de découplage température/émissivité (T/E) estime à partir de la luminance au sol les températures et les émissivités des matériaux composant la scène. Après avoir posé et explicité l'équation du transfert radiatif de la luminance en entrée capteur, les différentes méthodes de correction atmosphérique et de découplage T/E sont présentées et testées sur deux jeux de données réelles multi- et hyperspectrales. Les erreurs d'estimation sur l'émissivité oscillent entre 1% et 3% pour la majorité des matériaux, avec un angle spectral inférieur à 1°. Les estimations de températures oscillent entre 1 K et 4 K.

Sommaire

1.1	Équation de transfert radiatif pour un sol plat	12
1.2	Méthodes d'estimation des températures et des émissivités	13
1.2.1	Correction atmosphérique	14
1.2.2	Estimation de la température et des émissivités connaissant l'atmosphère	16
1.2.3	Estimation conjointe de l'atmosphère, de la température et de l'émissivité	18
1.3	Application sur des jeux de données réelles	19
1.3.1	AHS - ValCalHyp	20
1.3.2	TASI - DUCAS	24
1.4	Bilan	30

Avant d'aborder le cas des pixels mixtes, ce chapitre se focalise sur l'estimation des émissivités et des températures pour des pixels purs.

Pour estimer les émissivités et les températures des matériaux au sein de pixels purs, plusieurs méthodes ont vu le jour dans la littérature. Elles s'appliquent sur la luminance

montante au niveau de la surface, après correction des effets atmosphériques entre le sol et le capteur.

L'objectif de ce chapitre est donc de présenter les méthodes d'estimation de ces températures et de ces émissivités. La section 1.1 décrit l'équation de transfert radiatif de la luminance au niveau du capteur en simplifiant ces équations dans le cas d'un modèle sol plat. La section 1.2 présente les méthodes de découplage température/émissivité et les méthodes de correction atmosphérique. Ces méthodes sont appliquées sur des jeux de données réelles dans la section 1.3.

1.1 Équation de transfert radiatif pour un sol plat

L'équation du transfert radiatif dans le domaine de l'IRT est complexe et résulte de la combinaison de plusieurs termes élémentaires de luminance :

- le terme de luminance émissive R_{emis} , résultant du rayonnement émis par le matériau,
- le terme de luminance atmosphérique réfléchi $R_{atm,\rho}$, résultant du rayonnement émis par l'atmosphère vers le matériau au sol et réfléchi par ce matériau,
- le terme de luminance atmosphérique montante $R_{atm,\uparrow}$, résultant du rayonnement émis par l'atmosphère directement vers le capteur.

Chacun de ces termes est présenté dans la thèse de Fontanilles [20] et est explicité dans l'annexe A. Sous l'hypothèse d'un sol plat composé de matériaux lambertiens, c'est à dire dont les émissivités sont considérées comme hémisphériques, l'équation de la luminance en entrée capteur pour une longueur d'onde λ donnée est :

$$R_{sens}^\lambda = \underbrace{\left(\varepsilon^\lambda \cdot B^\lambda(T) + (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right)}_{R_{BOA}^\lambda} \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda + R_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (1.1)$$

avec

- ε^λ et T l'émissivité et la température du matériau au sol,
- $B^\lambda(T)$ la loi du corps noir établie par Planck définie dans l'annexe A,
- $R_{atm,\downarrow}^\lambda$, $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ et $R_{atm,\uparrow}^\lambda$ les trois termes atmosphériques représentant respectivement la luminance atmosphérique descendant, la transmission atmosphérique montante et la luminance atmosphérique montante,
- R_{BOA}^λ la luminance au niveau du sol, ou luminance BOA (Bottom Of Atmosphere).

Puisque nous considérons un sol plat, il n'y a pas de présence de terme de voisinage dans l'équation. Cette hypothèse de sol plat est raisonnable pour plusieurs raisons. (1) Excepté pour les matériaux hautement réfléchissants, l'émissivité des matériaux est souvent considérée comme proche de 1. Les termes de voisinage peuvent donc être considérés comme de second ordre par rapport au terme émissif primaire (venant du matériau au sol). (2) Les scènes

étudiées dans ce manuscrit sont planes et sans éléments 3D proche de la zone (bâtiment, forêt, montagne).

Enfin, la luminance en entrée capteur est bruitée. Ce bruit est modélisé par une gaussienne de moyenne nulle et d'écart-type σ^λ dépendant de la longueur d'onde λ . C'est une première approximation de l'ensemble des bruits perturbant le signal. Cette modélisation est couramment utilisée en imagerie IRT hyperspectrale [21].

Notons que nous ne considérons ici que des matériaux lambertiens très peu réfléchifs, approximation valable pour la majorité des matériaux urbains et naturels. Les métaux par exemple ne rentrent pas dans cette catégorie. Les traitements des scènes composées de ces matériaux nécessitent la prise en compte de ce terme de voisinage ainsi que de mesures d'émissivités directionnelles.

Ce qu'il faut retenir :

La luminance mesurée au capteur est issue de trois luminances élémentaires : la luminance émissive, la luminance atmosphérique descendante, la luminance atmosphérique montante. Avec l'hypothèse d'un sol plat, il n'y a pas de terme de voisinage.

En considérant les matériaux comme opaques, lambertiens et à l'équilibre thermodynamique, la luminance au capteur issue d'un matériau ne dépend que de l'émissivité hémisphérique et de la température du matériau, ainsi que des termes radiatifs atmosphériques.

Enfin, le bruit sur la luminance en entrée capteur est modélisé par un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart type variant selon la longueur d'onde.

1.2 Méthodes d'estimation des températures et des émissivités

A partir du signal mesuré de l'équation (1.1), une première stratégie consiste à estimer dans un premier temps les termes atmosphériques ($R_{atm,\uparrow}^\lambda$, $R_{atm,\downarrow}^\lambda$ et $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$) pour calculer la luminance au sol R_{BOA}^λ . Cette étape s'appelle étape de correction atmosphérique et est décrite dans la section 1.2.1. Les températures et les émissivités sont ensuite estimées dans un second temps à partir de cette luminance au sol. Cette étape s'appelle le découplage température/émissivité (T/E) et est décrite dans la section 1.2.2.

Une seconde stratégie consiste à réaliser conjointement l'étape de correction atmosphérique et le découplage T/E. Cette stratégie est expliquée dans la section 1.2.3.

Un bilan de cet état de l'art des étapes de correction atmosphérique et de découplage T/E est dressé dans la section 1.2.3.

1.2.1 Correction atmosphérique

L'étape de correction atmosphérique (*atmospheric compensation* ou *atmospheric correction*) vise à retrouver les termes atmosphériques intervenant dans la formation du signal R_{sens} au niveau du capteur. Il y a trois termes principaux :

- le terme de luminance atmosphérique descendante $R_{atm,\downarrow}^\lambda$,
- le terme de luminance atmosphérique montante $R_{atm,\uparrow}^\lambda$,
- la transmission atmosphérique montante $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$.

L'estimation des termes atmosphériques est cruciale pour le calcul de la luminance au sol R_{BOA}^λ (aussi appelée *surface leaving radiance* ou *land-leaving radiance*). Deux stratégies sont développées pour les estimer selon que l'on ait accès aux paramètres atmosphériques (température, quantité de vapeur d'eau, ...), stratégie présentée dans la section 1.2.1.1, ou sans connaissance de ces paramètres, stratégie présentée dans la section 1.2.1.2. Un bilan est dressé sur la méthode de correction atmosphérique à utiliser, à la suite de la dernière section.

1.2.1.1 Correction atmosphérique avec les paramètres atmosphériques connus

Une stratégie de correction atmosphérique consiste à décrire l'atmosphère à partir de ses profils verticaux de température, de pression et de ses constituants atmosphériques tels que l'eau.

Ces profils sont mesurés par radiosondage jusqu'à 15 km environ. Les profils sont ensuite prolongés jusqu'en haut de l'atmosphère par des profils standards. Toutes les images étudiées dans ce manuscrit ont été mesurées à partir d'un capteur aéroporté entre les latitudes 40°N et 50°N (Salon-de-Provence (France) pour ValCalHyp, Zeebrugues (Belgium) pour DUCAS) entre Juin et Octobre. Le profil Mid-Latitude Summer de MODTRAN [22] peut donc bien être utilisé pour prolonger les profils mesurés aux altitudes supérieures à 15 km.

La température et la vapeur d'eau sont les paramètres atmosphériques qui varient le plus dans l'atmosphère. Ils sont en outre responsables des plus grandes variations au sein des termes atmosphériques. En effet, Boonmee a montré que les valeurs de la transmittance pouvaient varier dans le domaine de l'IRT de 95% en présence d'une atmosphère peu humide jusqu'à 30% avec une atmosphère très humide [23].

A partir de ces profils, le code de transfert radiatif MODTRAN a été utilisé pour estimer les grandeurs radiatives recherchées : $R_{atm,\downarrow}^\lambda$, $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ et $R_{atm,\uparrow}^\lambda$.

1.2.1.2 Méthodes autonomes de correction atmosphérique

Il existe plusieurs méthodes qui s'affranchissent de ces radio-sondages. La méthode *In Scene Atmospheric Compensation* (ISAC) [24] estime la transmission montante $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ et la luminance atmosphérique montante $R_{atm,\uparrow}^\lambda$. Cette méthode repose sur la présence dans la

scène, et pour chaque longueur d'onde, d'un corps ayant une émissivité égale à 1. C'est le cas pour l'eau, la végétation dense, etc. Pour ces matériaux là, l'équation 1.1 se simplifie en :

$$R_{sens}^\lambda = B^\lambda(T) \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda + R_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (1.2)$$

La température T est calculée en inversant la loi du corps noir à la longueur d'onde λ_0 où les termes atmosphériques sont considérés comme égaux à 1 pour la transmittance et 0 pour la luminance montante.

Via la projection sous forme de droite des luminances au capteur R_{sens}^λ en fonction des $B^\lambda(T)$ avec les températures calculées précédemment pour l'ensemble des pixels de corps noirs, $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ et $R_{atm,\uparrow}^\lambda$ sont respectivement estimées comme la pente et l'ordonnée à l'origine de la droite.

Une approche similaire est utilisée dans la méthode Autonomous Atmospheric Compensation (AAC) [25]. Deux longueurs d'onde proches des bandes d'absorption atmosphérique autour de $11.7 \mu m$ sont utilisées, l'une dans la bande et l'autre proche de la bande. Les écarts de luminances entre ces deux longueurs d'onde λ_0 et λ_1 sont supposés directement liés à l'atmosphère. On peut écrire :

$$R_{sens}^{\lambda_0,x,y} = \underbrace{\frac{\tau_{atm,\uparrow}^{\lambda_0}}{\tau_{atm,\uparrow}^{\lambda_1}}}_{\tau'} \cdot R_{sens}^{\lambda_1,x,y} + \underbrace{R_{atm,\uparrow}^{\lambda_0} - \frac{\tau_{atm,\uparrow}^{\lambda_0}}{\tau_{atm,\uparrow}^{\lambda_1}} \cdot R_{atm,\uparrow}^{\lambda_1}}_{R'} \quad (1.3)$$

pour les pixels x, y considérés comme des corps noirs aux longueurs d'onde λ_0 et λ_1 . τ' et R' sont retrouvés comme avec ISAC en étudiant la pente et l'ordonnée à l'origine de la projection de $R_{sens}^{\lambda_0,x,y}$ sur $R_{sens}^{\lambda_1,x,y}$. Ces termes sont liés aux termes atmosphériques, termes estimés à partir de bases de données réalisées via MODTRAN [22].

Cependant, ces méthodes nécessitent des variations fortes de la température, entraînant des variations fortes en luminance, ce qui n'est pas le cas par exemple pour des scènes de nuit. De plus, la méthode ISAC nécessite beaucoup de matériaux proches d'un corps noir, ce qui n'est pas le cas pour des scènes urbaines. AAC ne nécessite pas cette hypothèse de corps noir mais a besoin d'une grande résolution spectrale pour que λ_0 et λ_1 soient suffisamment proches de $11.7 \mu m$ et donc uniquement liés à l'atmosphère, ce qui n'est pas le cas de tous les capteurs IRT.

D'autres méthodes estiment la température atmosphérique et la vapeur d'eau à partir des bandes d'absorption du CO_2 et de la vapeur d'eau. Mais elles nécessitent l'acquisition simultanément d'images entre 3 et $5.5 \mu m$ et entre 8 et $12 \mu m$ (IRT) [26].

Bilan de la correction atmosphérique : étant donné que nous avons accès à des sondages pour les deux campagnes étudiées dans ce manuscrit, nous privilégierons l'estimation des termes radiatifs atmosphériques par MODTRAN. De plus, les capteurs des deux campagnes n'ont pas la résolution spectrale nécessaire pour calculer ces trois termes de manière

autonome. Après cette présentation des méthodes de correction atmosphérique, la section suivante étudie les méthodes d'estimation de température et d'émissivité.

1.2.2 Estimation de la température et des émissivités connaissant l'atmosphère

L'objectif de cette section est de détailler l'estimation des températures et des émissivités à partir de la luminance au sol R_{BOA} . Depuis plus de trois décennies, de nombreuses méthodes ont été élaborées pour répondre à cette fin. De plus, elles se sont adaptées à l'essor des capteurs thermiques, passant de quelques bandes spectrales (5 pour ASTER [4], 10 pour AHS [27]) à une centaine de bandes spectrales (128 pour SEBASS [28], plus de 200 avec $.25 \text{ cm}^{-1}$ de résolution spectrale pour HyperCam [29]).

Considérons un pixel composé d'un seul matériau d'émissivité ε et à la température T . L'estimation de ces deux paramètres est un problème mal-posé car il y a N équations (N est le nombre de bandes spectrales de l'instrument) pour $N + 1$ inconnues (un spectre d'émissivité composé de N inconnues et 1 inconnue pour la température).

Selon [30], les seules méthodes permettant d'estimer de façon exacte les émissivités et les températures sans considération physique sont les méthodes dites multi-températures [10, 11, 31]. Cependant, cela demande la disponibilité d'au moins deux acquisitions de la scène par le même capteur à des instants différents (jour et nuit, matin et après-midi). Plus la différence de température est forte, plus il sera facile d'estimer les émissivités et les températures. Cependant, la qualité de la mise en correspondance entre les deux images est un critère déterminant pour ces estimations.

Si l'on ne possède qu'une seule image thermique, il y a plusieurs solutions. Tout d'abord, il est possible de réduire le nombre d'inconnues, ce sont les méthodes dites méthodes relatives. L'inconnue est généralement la température, ce qui permet de retrouver le spectre d'émissivité à un facteur d'amplitude près. C'est le cas de la méthode de Spectral Ratio [32], la méthode des résidus alpha [33].

Pour retrouver à la fois la forme et l'amplitude de l'émissivité, il est nécessaire de recourir à la famille des méthodes avec hypothèses. C'est le cas des méthodes de l'émissivité normalisée [34] et de *Reference Channel* [35] qui supposent que l'émissivité est égale à une constante quel que soit le matériau sur l'ensemble du spectre pour [34] ou sur une plage spectrale particulière pour [35]. C'est aussi le cas de la méthode *Temperature and Emissivity Separation* (TES) [8] qui utilise une relation entre la valeur minimale d'émissivité et la valeur *Maximum-Minimum Difference* (MMD) qui est liée à l'amplitude de l'émissivité.

Enfin, une troisième famille de méthode existe et se base sur des propriétés physiques de régularité sur l'émissivité, comme par exemple la méthode des corps gris [36] ou la méthode d'*Iterative Spectral Smoothness of Temperature and Emissivity Separation* (ISSTES) [37]. Cette régularité peut être vue également sur l'estimation de la température avec la méthode *Automated Separation of Surface Emissivity and Temperature* (ASSET) [38].

Cette classification des méthodes de découplage température/émissivité est présentée en détail par Lesage [30] et les méthodes sont détaillées dans les thèses de Kanini [26] et Boonman [23].

Il a été montré que la méthode TES [8] peut être utilisée pour les capteurs AHS [39, 40] et TASI [41]. C'est donc cette méthode que nous utiliserons tout au long de ce manuscrit. Sa description détaillée est donnée dans les paragraphes suivants.

Temperature and Emissivity Separation (TES) : La méthode TES a été développée par Gillespie [8] pour le capteur satellitaire ASTER. Elle est composée de trois étapes : l'étape NEM (Normalised Emissivity Method), l'étape Ratio et l'étape MMD (Maximum Minimum Difference).

La première étape estime la température à chaque longueur d'onde du capteur en considérant l'émissivité comme égale à une valeur de référence. Cette valeur est de 0.99 selon Gillespie [8]. Nous avons opté pour une émissivité à 1 pour ne pas avoir d'influence du terme atmosphérique descendant $R_{atm,\downarrow}^\lambda$ à cette étape. Une première estimation de la température est donc obtenue en considérant le maximum de la température de brillance.

La seconde étape estime l'émissivité relative β , c'est-à-dire l'émissivité divisée par sa moyenne spectrale. Cette valeur est nécessaire pour l'estimation de la valeur MMD :

$$\text{MMD}(\varepsilon) = \beta|_{max} - \beta|_{min} = \frac{\varepsilon_{max} - \varepsilon_{min}}{\varepsilon_{mean}} \quad (1.4)$$

où ε_{max} , ε_{min} et ε_{mean} représentent respectivement l'émissivité maximale, minimale et moyenne sur l'ensemble des bandes spectrales du capteur.

La dernière étape consiste à ré-estimer la valeur minimale de l'émissivité à partir d'une loi fondée sur le MMD de l'émissivité :

$$\varepsilon_{min} = \alpha_1 + \alpha_2 \cdot (\text{MMD}(\varepsilon))^{\alpha_3} \quad (1.5)$$

où les trois paramètres $\alpha_{1,2,3}$ de cette équation doivent être étalonnés par rapport au capteur utilisé. Gillespie utilise $\alpha_1 = 0.994$, $\alpha_2 = 0.687$ et $\alpha_3 = 0.737$ pour le capteur ASTER.

L'émissivité est donc translatée pour que sa valeur minimale corresponde à celle calculée à la dernière étape. Les deux dernières étapes (Ratio et MMD) sont répétées 5 fois pour assurer la convergence de l'algorithme.

Cette méthode donne de bons résultats excepté sur les corps gris¹ comme la végétation ou l'eau, ainsi que pour les matériaux hautement réfléchissants dans l'infrarouge thermique comme le cuivre ou l'aluminium [42].

Selon Payan [42], des simulations ont montré que l'erreur d'estimation sur les émissivités

1. Un corps gris est un corps à l'émissivité constante spectralement à une valeur plus faible que 1, à la différence du corps noir qui a son émissivité égale à 1.

et sur les températures est de l'ordre de 3% et 1.3 K pour des capteurs multispectraux. Ces erreurs diminuent à 2% et 0.3 K pour des capteurs hyperspectraux. Ces résultats ont été confirmés sur des données réelles pour la température par Sobrino [43] estimant l'erreur de température à 1.6 K pour le capteur AHS.

1.2.3 Estimation conjointe de l'atmosphère, de la température et de l'émissivité

Il existe des méthodes estimant conjointement les émissivités, les températures et les termes atmosphériques. Ce sont les méthodes *Automatic Retrieval of Temperature and Emissivity using Spectral Smoothness* (ARTEMIS) [9] et *Optimized Land Surface Temperature and Emissivity Retrieval* (OLSTER) [44].

ARTEMIS utilise une base de données constituée des trois termes atmosphériques selon une multitude de conditions atmosphériques différentes (différents profils de température atmosphérique, de quantité de vapeur d'eau, etc.).

- La première étape est la sélection par la méthode ISAC du bon profil atmosphérique parmi la base de données. Le critère utilisé est l'angle spectral entre la transmittance estimée par ISAC et les transmittances de la base de données.
- Pour séparer les différents profils atmosphériques candidats, ISSTES est appliquée sur la luminance en entrée capteur afin de sélectionner le profil donnant l'émissivité la plus lisse.

L'utilisation directe d'une base de données MODTRAN peut entraîner une estimation non lisse de l'émissivité à cause d'un mauvais étalonnage du capteur et du bruit instrumental [23].

La méthode OLSTER est plus complexe, utilisant une optimisation supervisée itérative. Elle s'articule suivant cinq étapes.

- La première étape estime la transmittance atmosphérique montante $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ et la luminance atmosphérique montante $R_{atm,\uparrow}^\lambda$ via l'algorithme ISAC.
- Une classification des pixels avec de fortes émissivités (proche du corps noir) ou de faibles émissivités est effectuée selon l'estimation de température de l'algorithme ISAC.
- Un processus d'optimisation est ensuite élaboré pour réestimer les termes atmosphériques $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ et $R_{atm,\uparrow}^\lambda$.
- La luminance atmosphérique descendante $R_{atm,\downarrow}^\lambda$ est estimée suivant une base de données de plusieurs estimations de termes atmosphériques calculées MODTRAN, selon la loi de régression présentée par Tonooka [45].
- Enfin, les émissivités et les températures sont estimées via la méthode ISSTES en considérant les estimations des trois termes atmosphériques.

Cet algorithme, assez complet, utilise beaucoup de méthodes développées dans la littérature. S'il répond à l'objectif d'estimer l'ensemble des paramètres du signal (termes atmosphériques, émissivité, température), il cumule les inconvénients de toutes ces méthodes.

Enfin, on peut présenter la méthode de *Split-Windows* [46, 47] qui permet de retrouver la température d'un corps en connaissant son émissivité via des mesures multi-spectrales. Une relation reliant deux températures de brillance estimées à partir de deux bandes spectrales distinctes, l'une proche de la bande d'absorption de la vapeur d'eau ($\approx 12\mu m$) et l'autre au centre du domaine IRT ($\approx 10\mu m$), permet de déduire la température du matériau sans connaissance de l'atmosphère.

Bilan de l'estimation des émissivités et des températures : compte tenu des disponibilités des profils atmosphériques et de la faible résolution des capteurs étudiés dans ce manuscrit, on privilégiera dans la suite une estimation des émissivités et des températures en deux phases : l'estimation des termes radiométriques par MODTRAN et le découplage T/E par la méthode TES.

Ce qu'il faut retenir :

Deux étapes sont nécessaires pour estimer la température et l'émissivité des matériaux au sol : la correction atmosphérique et le découplage température/émissivité.

La correction atmosphérique consiste à estimer les termes atmosphériques radiatifs dont dépend la luminance mesurée au capteur. A partir de profil de radiosondage, ces termes sont calculés par le code de transfert radiatif MODTRAN.

Le découplage température/émissivité consiste à séparer ces deux paramètres après correction atmosphérique. C'est un problème mal-posé avec plus d'inconnues que d'équations. Compte tenu des capteurs utilisés (AHS/TASI), nous utiliserons la méthode TES. Les performances attendues pour l'estimation de l'émissivité et de la température est de 3% et de 1.6 K.

1.3 Estimation des températures et des émissivités sur des jeux de données réelles

Dans ce manuscrit, on dispose de deux jeux de données pour étudier le problème du démélange dans l'IRT. Ces deux jeux de données ont été acquis avec des capteurs de différentes résolutions spectrales :

- le capteur AHS (10 bandes spectrales dans le IRT) au cours de la campagne ValCalHyp, détaillée dans la section 1.3.1,
- le capteur TASI (32 bandes spectrales dans le IRT) au cours de la campagne DUCAS, détaillée dans la section 1.3.2.

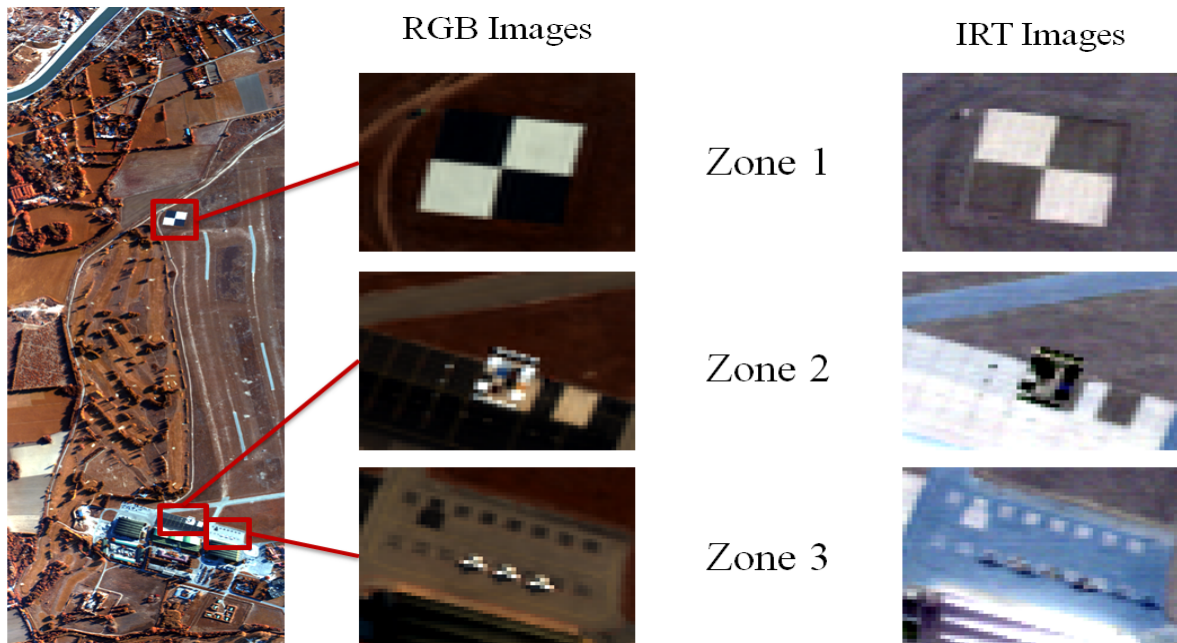


FIGURE 1.1 – Représentation de l'image AHS de la campagne ValCalHyp ainsi que de trois scènes étudiées. Les images RGB sont représentées avec trois des bandes du capteur AHS (R = 710 nm, G = 536 nm et B = 478 nm). Les images thermiques sont représentées avec trois bandes du capteur AHS dans l'IRT (R = 8.7 μm , G = 9.4 μm et B = 11.2 μm).

1.3.1 AHS - ValCalHyp

La campagne ValCalHyp² a été menée dans le cadre de EUFAR (European Facility For Airborne Research). EUFAR est une activité intégrée dans le septième Programme-Cadre de l'Union Européenne et regroupe 24 institutions européennes. Cette campagne ValCalHyp s'est déroulée à Salon-de-Provence, en France, le 28 octobre 2010.

L'image hyperspectrale est présentée dans la section 1.3.1.1. La correction atmosphérique et le re-étalonnage de l'image sont détaillés dans la section 1.3.1.2 et l'estimation des températures et des émissivités est décrite dans la section 1.3.1.3.

1.3.1.1 Présentation de l'image hyperspectrale

L'image issue de cette campagne est une image hyperspectrale acquise à partir du capteur AHS (Airborne Hyperspectral Sensor) [27]. Ce capteur couvre le domaine spectral du Visible - Proche Infrarouge (V-PIR) (63 bandes entre 0.45 et 2.54 μm), celui du MWIR (7 bandes entre 3.3 et 5.4 μm) et celui de l'IRT (10 bandes entre 8 et 13.5 μm). La résolution spatiale est de 2.5 x 2.1 m². Le capteur a volé à une altitude de 1km le 28 octobre 2010 à 14h49.

². ValCalHyp pour : *Validation of the "Smart Vicarious Calibration" (SVC) method and the Quality Indicators Protocol of Hyperspectral Data*

L'avion a survolé la ville de Laçon-Provence (13680), le centre ONERA, la base aérienne de Salon de Provence, et une partie de la ville de Salon de Provence (13300). Trois zones de l'image font l'objet d'une étude particulière :

- La zone 1 est composée de mires d'étalonnage, de végétation et d'un chemin de terre. Nous avons une mesure d'émissivité pour les deux types de mires (blanches et noires) faite à partir d'un spectromètre BRUKER avec une résolution spectrale de 8 cm^{-1} .
- La zone 2 est le parking de la base ONERA sur lequel ont été posés plusieurs matériaux artificiels et naturels. Il y a la présence d'une large zone de ciment et d'asphalte dont les émissivités ont été également mesurées par le spectromètre BRUKER à la même résolution spectrale de 8 cm^{-1} . Les températures de surface ont été également monitorées à l'aide de radiomètres infrarouges à large bande KT-19.
- La zone 3 est le tarmac de l'école de l'air situé à côté de la zone 2. On peut noter la présence de trois avions sur l'image RGB, alors que l'image IRT présente quatre ombres. Ce phénomène est probablement dû à l'envol d'un avion peu de temps avant le survol du capteur AHS.

Ces trois zones sont représentées sur la figure 1.1 avec les images RGB et IRT extraites respectivement de l'image AHS dans les bandes spectrales du visible et de l'IRT.

Des opérations d'étalonnage et de géoréférencement ont été effectuées dans le visible [48] mais une correction de l'étalonnage radiométrique a été apportée sur l'image IRT. La correction atmosphérique et ce nouvel étalonnage radiométrique des données IRT sont présentées dans la section suivante.

1.3.1.2 Étalonnage radiométrique et correction atmosphérique

Il n'a pas été fait de relevé atmosphérique au cours de cette campagne. Les données atmosphériques dont nous disposons sont les suivantes :

- Des données de la ville de Nîmes Courbessac située à 60 km de la scène étudiée : relevés atmosphériques à 12h00 pour des altitudes entre 2 km et 13 km.
- Des données de Salon de Provence : mesures de température et d'humidité jusqu'à 2m au dessus du sol.

Une reconstitution des profils atmosphériques manquants est effectuée par interpolation linéaire à partir des données jusqu'à 2 km et à par extrapolation en utilisant le profil de *Mid-Latitude Summer* de MODTRAN [22] pour des altitudes au dessus de 13 km.

De plus, le contenu en vapeur d'eau de l'atmosphère entre le sol et le capteur peut être estimé à partir des images dans le domaine visible proche infrarouge (V-PIR). Par la méthode *Continuum Interpolated Band Ratio* (CIBR) [49], on remonte à une teneur en vapeur d'eau d'environ 1.66 g/cm^{-2} , soit la même teneur en eau qu'en considérant le profil de Nîmes Courbessac³.

3. La loi d'étalonnage utilisée dans la méthode CIBR est la même que dans l'étude [50] car les conditions de vol sont similaires (altitude de vol de 1.3 km, même latitude avec 38°N pour Albacete (Espagne) et 43°N pour Salon de Provence).

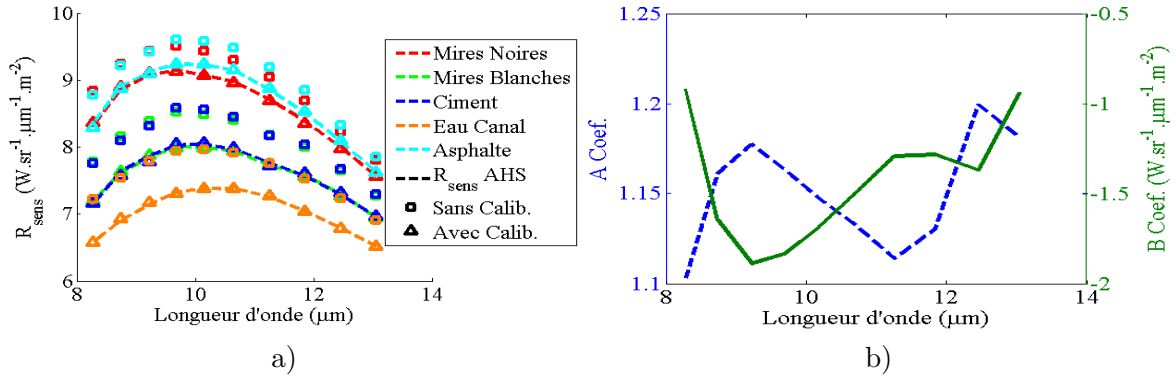


FIGURE 1.2 – Représentation de l'étalonnage sur cinq matériaux de l'image AHS en a : les mires noires en rouge, les mires blanches en vert, le ciment en bleu, l'eau du canal au dessus de la zone 1 en orange et l'asphalte en cyan. Les traits continus représentent la mesure du capteur, les carrés en utilisant uniquement les termes atmosphériques et en triangle avec le re-étalonnage du capteur. Les paramètres radiométriques de re-étalonnage sont représentés en b.

Les termes radiatifs de l'atmosphère sont calculés par MODTRAN avec les profils d'eau et de température ainsi définis. Pour valider cette correction atmosphérique, les luminances mesurées à partir de AHS ont été comparées à des luminances simulées à l'aide de ces termes atmosphériques et de la mesure de l'émissivité et de la température.

- L'émissivité a été mesurée pour quatre matériaux au sol : l'asphalte de sol et du ciment, présents dans la zone 2, et les mires d'étalonnage noires et blanches. On peut également considérer l'eau du canal, au dessus de la zone 1, comme ayant la même émissivité que celle mesurée dans la banque de données ASTER pour l'eau (*tap water* de la famille *water*).
- La température a été mesurée pour seulement deux matériaux : (l'asphalte et le ciment de la zone 2) à partir d'un KT-19. Ces mesures ont été corrigées des émissivités spectrales des deux matériaux et interpolées temporellement. Les trois autres températures ont été choisies arbitrairement selon le niveau relatif des luminances.

Un biais entre les mesures de luminances au capteur et les simulations de luminances est observé d'environ $0.45 \text{ W.sr}^{-1}.\text{m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}$ en moyenne. Il est représenté sur la figure 1.2-a et correspond à l'écart entre les luminances mesurées par le capteur (en pointillé) et simulées à partir des mesures de température et d'émissivité (symbole carré). Nous avons conclu à un mauvais étalonnage de l'appareil dans le thermique.

Ce biais dans l'étalonnage radiométrique de l'appareil peut être modélisé selon l'équation suivante :

$$R_{sens}^{AHS}(\lambda) = A(\lambda) \cdot R_{sens}^{estim}(\lambda) + B(\lambda) \quad (1.6)$$

où $A(\lambda)$ et $B(\lambda)$ sont des coefficients visant à compenser une mauvaise correction de gain et offset du signal en entrée capteur. Ces paramètres ont été estimés à partir des luminances simulées sur les cinq matériaux dont on suppose connues la température et l'émissivité. Ces deux paramètres peuvent être observés sur la figure 1.2-b.

Comme on peut le voir sur la figure 1.2-a, en prenant en compte ces deux paramètres d'étalonnage, on retrouve plutôt bien les luminances au capteur avec un biais moyen égal à $0.03 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ (les luminances simulées avec le nouvel étalonnage sont représentées par des triangles). Ce nouvel étalonnage sera utilisé dans la suite du manuscrit.

La section suivante utilise ce nouvel étalonnage et les estimations des termes atmosphériques pour retrouver l'émissivité et la température des matériaux sur les trois scènes.

1.3.1.3 Estimation des températures et des émissivités

La méthode utilisée pour l'estimation de l'émissivité et de la température est la méthode TES [8]. Élaborée à l'origine pour le capteur ASTER, cette méthode a été adaptée pour le capteur AHS [39, 40].

La loi d'étalonnage de la méthode TES, représentée par l'équation 1.5, est étalonnée à partir de plus de 450 émissivités issues de la banque de données ASTER [51], MEMOIRES [52] et de l'USGS [53]. On obtient $\alpha_1 = 0.973$, $\alpha_2 = -0.883$ et $\alpha_3 = 0.966$.

L'estimation des émissivités et des températures est réalisée pour les 5 matériaux. La figure 1.3 représente les estimations à partir de la méthode TES et les mesures des émissivités. On peut voir que, pour trois des matériaux, l'émissivité est estimée avec un fort biais entre les mesures et les estimations TES (Mires noires, Mires blanches, Eau Canal). Ceci est probablement dû à un écart de ces émissivités par rapport à la loi d'étalonnage MMD/ ϵ_{min} .

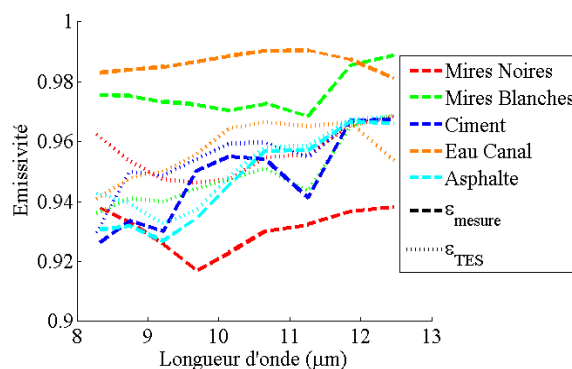


FIGURE 1.3 – Représentation des émissivités mesurées en laboratoire (traits continus) et estimées à partir de la méthode TES (cercles).

Pour mesurer la qualité de l'estimation des émissivités, l'écart quadratique moyen (RMSE pour *Root Mean Square Error*) et l'angle spectral (SAM pour *Spectral Angle Mapper*) entre la mesure d'émissivité et la moyenne des estimations d'émissivités sur les pixels purs seront

considérés. Concernant l'estimation des températures, on calculera l'écart entre la température mesurée et la moyenne des températures estimées de seulement le ciment et l'asphalte, seuls matériaux dont la température a été mesurée. Le tableau 1.1 présente les erreurs entre les mesures de terrain et les estimations TES.

Matériau	Émissivité		Température
	RMSE	SAM	$ T_{terrain} - T_{TES} $
Mires Noires	2.6 %	0.2 °	X
Mires Blanches	2.8 %	0.4 °	X
Ciment	1.0 %	0.4 °	1.5 K
Eau Canal	3.0 %	0.4 °	X
Asphalte	0.5 %	0.2 °	1.6 K

TABLEAU 1.1 – Représentation du RMSE et du SAM entre l'émissivité mesurée et l'émissivité estimée par TES et de l'écart en température entre les estimations TES et les mesures de terrain.

Les émissivités et les températures sont retrouvées avec la précision attendue (émissivité inférieure ou égale à 3% [42] et température inférieure ou égale à 1.6 K [43]).

1.3.2 TASI - DUCAS

Le projet DUCAS (Detection in Urban scenario using Combined Airborne imaging Sensors) est un projet conduit sous la direction de l'Agence de Défense Européenne (ADE) avec la collaboration de plusieurs instituts de recherche appartenant à différents pays européens : la Belgique, la France, l'Allemagne, l'Italie, les Pays-Bas, la Norvège et la Suède. La campagne DUCAS a eu lieu à Zeebruges, en Belgique, entre le 14 et le 27 Juin 2011.

Les jeux de données hyperspectrales sont présentés dans la section 1.3.2.1. La correction atmosphérique et l'estimation des températures et des émissivités sont respectivement détaillées dans les sections 1.3.2.2 et 1.3.2.3.

1.3.2.1 Présentation des images hyperspectrales

Deux jeux de données, acquis pendant la campagne DUCAS, sont utilisés dans ce manuscrit.

- La première image est une image hyperspectrale acquise dans le IRT par le capteur TASI (Thermal Airborne Spectrographic Imager) [54]. La résolution spatiale de cette image est de $1 \times 1 \text{ m}^2$. L'image TASI est représentée sur la figure 1.4-a.
- La seconde image est une image hyperspectrale acquise par le capteur AISA EAGLE II, noté EAGLE [55]. Ce capteur couvre avec 130 bandes spectrales le domaine du visible et du proche infra-rouge (PIR) entre 400 nm et 970 nm. Sa résolution spatiale varie

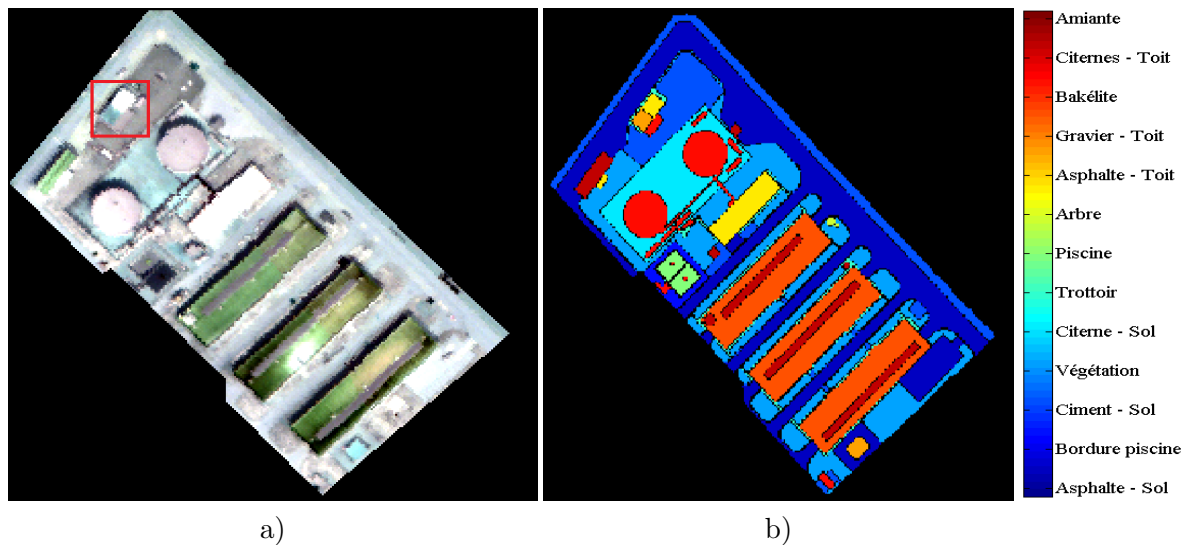


FIGURE 1.4 – L'image TASI est représentée en (a) ($R = 8.4 \mu m$, $G = 10.3 \mu m$, $B = 11.2 \mu m$). La classification, représentée en (b), a été réalisée sur l'image EAGLE et mise en correspondance avec l'image TASI. Le rectangle rouge marque la localisation de la scène de toits.

de $40 \times 40 \text{ cm}^2$ pour le pixel au centre du champ à $60 \times 60 \text{ cm}^2$ pour les pixels en bord d'image.

Les deux images hyperspectrales sont acquises à moins de 30 min d'intervalle (EAGLE à 11h17 et TASI à 11h32, le 27 Juin). L'altitude de l'avion pour l'image thermique est 850 m.

La scène est composée principalement de huit matériaux de sol (asphalte, bordure de piscine, ciment, herbe, 2nd ciment (à côté des citernes d'eau), trottoir, piscine et arbre) et de cinq matériaux de toit (asphalte de toit, gravier, Bakélite, toit des citernes d'eau et amiante). La localisation de ces matériaux est possible via une classification faite sur l'image EAGLE et mise en correspondance sur l'image TASI. Cette classification est représentée sur la figure 1.4-b.

Une scène composée de seulement 3 matériaux de toit est également étudiée dans ces travaux. Cette scène est localisée par un rectangle rouge sur la figure 1.4-a. Elle est composée d'asphalte de toit, de gravier et de Bakélite.

Un grand nombre de vérités terrain ont été mesurées durant cette campagne.

- Des mesures d'émissivité de 4 matériaux composant la scène (asphalte, ciment, asphalte de toit et gravier de toit) avec un spectromètre BRUKER ayant une résolution spectrale de 8 cm^{-1} .
- Des mesures de la température des quatre matériaux précédemment décrits ainsi que de l'eau à côté du quai. L'instrument utilisé est un radiomètre KT-19 large bande (entre 9 et $11 \mu m$). Ces mesures ont été synchronisées avec les survols et les estimations de

températures ont été corrigées des effets liées aux émissivités spectrales.

- Une mesure des profils atmosphériques de la température, de la pression, de la quantité de vapeur d'eau par ballon-sonde. Des lâchers de ballon sonde ont été effectués une heure avant et après chaque passage d'avion.

Enfin, les deux images ont été géoréférencées en utilisant les données de centrales inertielles des avions, un modèle numérique de terrain (acquis par un LIDAR à une résolution de 10 cm) et des points GPS de contrôle. L'image EAGLE a ensuite été mise en correspondance avec l'image TASI. Cette mise en correspondance a été réalisée via des points de contrôle localisés au sol et identifiés manuellement sur des frontières marquées (coin de trottoir, carré d'herbe, matériau au sol réfléchissant, etc.). Les performances peuvent s'estimer en deça de l'ordre du pixel pour les pixels de sol et de 2 à 3 pixels pour les toits des bâtiments.

Il est important de noter qu'un décalage entre les deux images est observé sur les pixels situés sur les toits des bâtiments. Du fait des différents angles de vue de chacune des images, pour chaque altitude différente (chaque hauteur de bâtiment), il est nécessaire de recalibrer les images à partir de points de contrôles pour chaque altitude différente de celle du sol.

1.3.2.2 Correction atmosphérique

La correction atmosphérique estime à partir des profils de radio-sondage les trois termes atmosphériques intervenant sur R_{sens}^λ de l'équation 1.1.

Les profils atmosphériques utilisés sont ceux du radio-sondage effectué entre 10h52 et 12h38 (1h46 est le temps nécessaire au ballon-sonde pour mesurer les paramètres atmosphériques entre 0 et 25 km d'altitude). Ces paramètres atmosphériques sont la température de l'air, la température du point de rosée, l'humidité relative et la pression atmosphérique. Les 4 mesures sont filtrées par un filtre médian afin de retirer les mesures aberrantes (pic sur les profils atmosphériques).

Ce profil est ensuite intégré dans MODTRAN qui estime pour chaque longueur d'onde les 3 termes atmosphériques.

Pour valider cette correction atmosphérique, les luminances mesurées à partir de TASI sont comparées à des luminances simulées à l'aide de ces termes atmosphériques et de l'émissivité et de la température mesurées sur cinq matériaux.

- L'émissivité a été mesurée pour quatre matériaux au sol : le ciment au sol, l'asphalte de toit, le gravier de toit et l'asphalte de sol. L'eau de mer en bordure du port peut également être considérée. L'émissivité de ce matériau est considérée comme égale à celle de la banque de données ASTER pour l'eau (*sea water* de la famille *water*).
- La température a été mesurée pour ces cinq matériaux à partir d'un KT-19 et les mesures ont été corrigées des émissivités spectrales des matériaux.

Si l'on ne tient pas compte des longueurs d'onde en bord de bandes, les luminances pour le gravier et l'asphalte de sol correspondent aux luminances simulées. Pour le ciment et l'eau

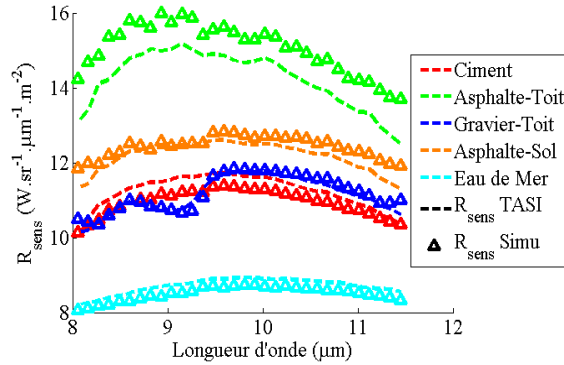


FIGURE 1.5 – Représentation des luminances mesurées par TASI (en pointillé) et simulées à partir des vérités terrain. Les couleurs représentent les différents matériaux.

de mer, il y a un biais oscillant entre 0 et $0.5 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$. Ce biais atteint en moyenne $.8 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour l’asphalte de toit, ce qui représente une différence d’environ 4 K en température pour ce matériau. Un ré-étalonnage n’a pas été considéré ici car le biais entre les simulations et les mesures TASI semblent fortement non linéaire, contrairement à la campagne ValCalHyp.

On peut donc conclure à une bonne cohérence mesures/modèles sauf pour trois matériaux avec un biais faible observé sur le ciment et l’eau de mer ($< .5 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$) et un biais fort sur l’asphalte de toit ($\approx .8 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$). On peut donc s’attendre à une mauvaise estimation des hautes températures (asphalte de toit par exemple).

1.3.2.3 Estimation des températures et des émissivités

La méthode sélectionnée pour réaliser l’estimation des températures et des émissivités est la méthode TES [8]. Selon [41], cette méthode donne de bons résultats pour une image acquise avec le capteur TASI. De plus, la trop faible résolution spectrale ne nous permet pas l’utilisation de la méthode ISSTES ou ARTEMISS.

Nous observons cependant une différence dans les biais entre les simulations et les mesures TASI selon que l’on prenne les bandes au centre du domaine IRT (Biais moyen estimé à $.40 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$) ou les bandes aux extrémités du domaine IRT (Biais moyen estimé à $.53 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$). Nous avons décidé de considérer alors deux choix de bandes spectrales : les 23 bandes spectrales au centre du domaine IRT et l’ensemble des 32 bandes spectrales du domaine IRT.

La méthode TES, représentée par l’équation 1.5, a été étalonnée à partir de plus de 450 émissivités comme pour le capteur AHS, cf. la section 1.3.1.3. Les trois paramètres ont respectivement été estimés à $\alpha_1 = 0.976$, $\alpha_2 = -0.837$ et $\alpha_3 = 0.881$ si l’on considère 23 des 32 bandes spectrales de TASI et à $\alpha_1 = 0.978$, $\alpha_2 = -0.739$ et $\alpha_3 = 0.851$ si l’on considère l’ensemble des 32 bandes.

Les émissivités et les températures sont estimées sur les 5 matériaux précédemment étudiés. La figure 1.6 représente les mesures des émissivités en laboratoire et les estimations des émissivités à partir de la méthode TES. Si encore une fois les émissivités mesurées et estimées par TES ont la même forme spectrale, un biais est observé entre elles. Ceci est encore une fois probablement dû à des émissivités qui s'écartent de la loi d'étalonnage. Concernant l'eau de mer, on observe que l'écart est le plus important près de la bande d'absorption de la vapeur d'eau à $8 \mu\text{m}$. La faible température de l'eau de mer rend la luminance au capteur plus sensible à l'atmosphère. Comme on le voit, une mauvaise estimation de ces termes en bords de bandes perturbe l'estimation du MMD et donc de l'émissivité minimum. Un biais entre les émissivités mesurées et estimées par TES est donc observé.

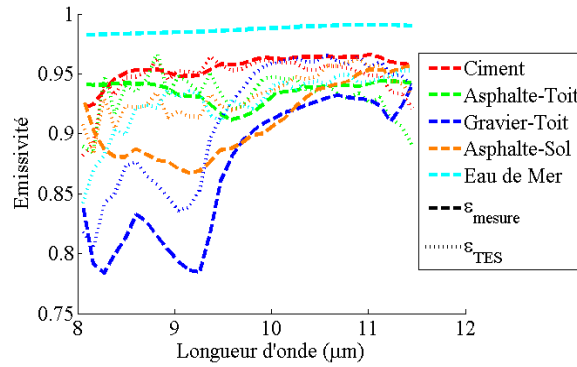


FIGURE 1.6 – Représentation des émissivités mesurées en laboratoire (traits continus) et estimées à partir de la méthode TES (cercles).

Comme pour la campagne ValCalHyp, le RMSE et le SAM sont calculés entre les estimations TES et les mesures d'émissivité et l'écart entre la température mesurée et la moyenne des estimations de TES est calculé. Le tableau 1.2 présente les erreurs entre les mesures de terrain et les estimations TES.

Matériau	Émissivité		Température
	RMSE	SAM	$ T_{\text{terrain}} - T_{\text{TES}} $
Ciment	0.7 % (1.5 %)	0.3 °(0.7 °)	2.3 K (2.2 K)
Asphalte de toit	1.1 % (2.2 %)	0.7 °(1.3 °)	4.4 K (4.6 K)
Gravier de toit	3.1 % (4.3 %)	0.8 °(1.2 °)	2.0 K (3.0 K)
Asphalte de sol	3.1 % (3.2 %)	0.8 °(1.4 °)	3.0 K (3.2 K)
Eau de mer	5.1 % (6.4 %)	0.6 °(1.5 °)	3.5 K (3.8 K)

TABLEAU 1.2 – RMSE et SAM entre émissivité mesurée et émissivité estimée par TES et écart en température entre les estimations TES et les mesures terrain. Les estimations TES ont été réalisées en considérant 23 bandes au centre du domaine IRT, les valeurs entre parenthèses sont avec les 32 bandes spectrales de TASI.

La méthode TES retrouve bien dans l'ensemble les émissivités et les températures des

matériaux excepté pour deux matériaux. Pour l'eau de mer, l'émissivité est retrouvée avec un biais important ($RMSE = 5.1 \%$) mais avec le bon angle spectral ($SAM = 0.6^\circ$). Ceci est dû au fait que les corps gris (émissivité constante et de valeur inférieure à 1) comme l'eau ne sont pas bien retrouvés par la méthode TES. Pour l'asphalte de toit, l'erreur en température est de 4.4 K. Cette erreur est due au biais en luminance causé par un mauvais étalonnage de l'instrument pour les températures chaudes.

Pour l'ensemble des matériaux, excepté le ciment, il est préférable d'estimer l'émissivité et la température sur le centre du domaine IRT (23 bandes spectrales) plutôt qu'en prenant en compte les bords de bandes (32 bandes). Ceci est probablement dû à un mauvais étalonnage de l'instrument en bord de bandes.

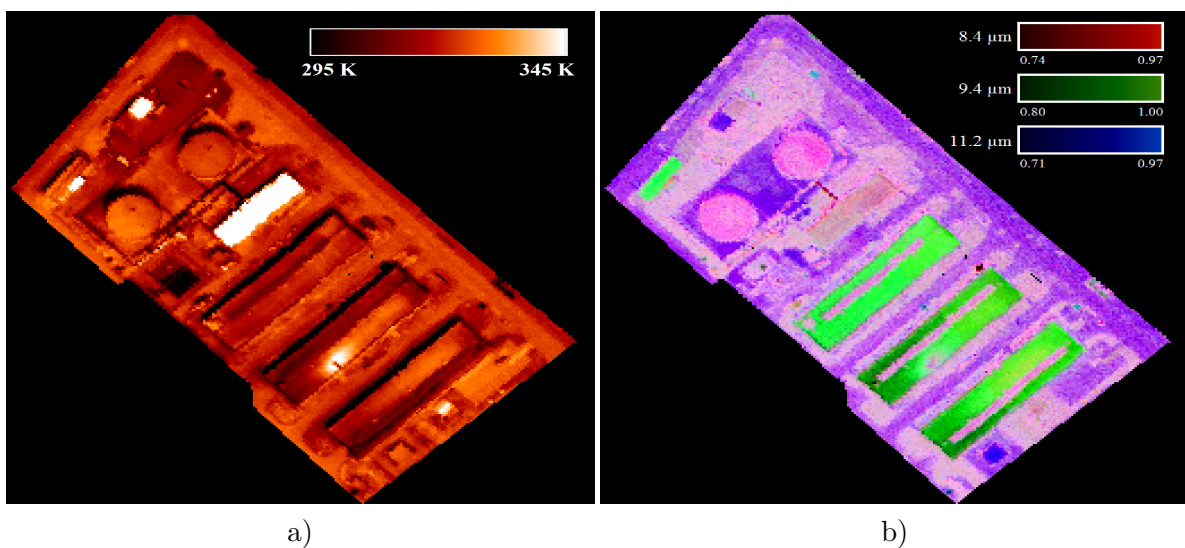


FIGURE 1.7 – La méthode TES/MMD [8] a été appliquée sur les pixels purs et mixtes de l'image thermique. Les températures sont représentées en (a) et l'émissivité en (b) en fausse couleur ($R = 8.4\mu m$, $G = 9.4\mu m$, $B = 11.2\mu m$).

Les cartes d'émissivités et de températures ont été estimées sur toute la scène. Elles sont représentées sur la figure 1.7. La carte d'émissivités, à gauche, est représentée en fausse couleur ($R=8.4\mu m$, $G=9.4\mu m$, $B=11.2\mu m$). Les températures vont de 19.8° (Eau) jusqu'à 73.8° (Toit en asphalte).

Il convient de noter que le bruit au capteur est intégralement transféré sur les estimations de l'émissivité. En effet, la température est une grandeur qui influe sur toutes les bandes spectrales. Il est donc plus facile d'en estimer un comportement moyen sur l'ensemble du spectre par rapport à l'émissivité dont les valeurs sont estimées sur chacune des bandes spectrales.

On observe tout de même que plusieurs groupes de matériaux se détachent en émissivité, comme les toits en Bakélite ou le gravier de toit, et en température, comme l'asphalte de toit ou l'eau des piscines.

Ce qu'il faut retenir :

Deux images IRT sont étudiées dans ce manuscrit, avec deux résolutions spectrales différentes : une image AHS, avec 10 bandes spectrales entre 8 et 13.5 μm et une image TASI, avec 32 bandes spectrales entre 8 et 11.5 μm . Il s'agit dans les deux cas de scènes composées de matériaux artificiels (route, toit) et naturels (végétation, arbre, eau).

La correction atmosphérique a été réalisée par MODTRAN avec une bonne performance sur la majorité des matériaux (seul l'asphalte de toit de la campagne DUCAS a un biais en luminance supérieur à 0.5 $W.m^{-2}.sr^{-1}.\mu m^{-1}$).

La méthode TES a été appliquée sur les deux images thermiques avec de bonnes performances pour l'émissivité, erreur en majorité inférieure à 3%, mais mauvaises pour la température, erreur jusqu'à 4 K pour les températures.

1.4 Bilan

L'objectif de ce chapitre était de présenter les méthodes d'estimation de la température et de l'émissivité sur les pixels purs d'une image hyperspectrale acquise dans l'infrarouge thermique (IRT).

Dans ce domaine spectral et pour des pixels purs, le signal mesuré est fonction de deux familles de paramètres : les paramètres liés aux matériaux (émissivité et température) et ceux liés à l'atmosphère ($R_{atm,\downarrow}^\lambda$ la luminance émise par l'ensemble de l'atmosphère et réfléchi par le sol vers le capteur, $R_{atm,\uparrow}^\lambda$ la luminance émise par l'atmosphère entre le sol et le capteur et $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ la transmission atmosphérique entre le sol et le capteur)

Deux hypothèses principales sont faites pour simplifier le système d'équation : (1) les matériaux sont considérés comme opaques et lambertiens, permettant d'attribuer une émissivité unique aux matériaux quelle que soit sa localisation dans la scène, et (2) la scène est considérée comme un sol plat, ce qui permet de négliger les termes de luminances de voisinage par rapport aux autres termes de luminances.

La mesure en luminance est bruitée. Ce bruit est modélisé comme un bruit additif gaussien de moyenne nulle et non corrélé spatialement et spectralement. Sa distribution pour chaque longueur d'onde λ suit une loi normale de moyenne nulle et d'écart type σ_λ .

Une stratégie pour estimer l'émissivité et la température des matériaux consiste à connaître les termes atmosphériques pour retrouver, à partir de la luminance en entrée capteur, la luminance au sol, encore appelée luminance BOA. Ensuite, l'étape de découplage température/émissivité estime à partir de cette luminance BOA l'émissivité de surface et la température de surface du matériau au sol.

Pour estimer les termes atmosphériques, la stratégie la plus fiable consiste à réaliser si possible un radio-sondage de l'atmosphère pour obtenir les profils atmosphériques de

température, de pression et de vapeur d'eau. Ces profils permettent alors d'estimer les termes atmosphériques radiatifs grâce à des codes de transfert radiatif tel que MODTRAN.

Une fois la correction atmosphérique effectuée, le découplage température/émissivité peut se faire via trois familles de méthodes : les méthodes relatives, les méthodes avec hypothèse et les méthodes de régularité. Parmi ces trois familles de méthodes, nous avons choisi la méthode TES, une méthode avec hypothèse sur l'émissivité, compte tenu des faibles résolutions spectrales des capteurs utilisés dans ce manuscrit.

Cette méthode TES a été appliquée sur deux jeux de données réelles issus de deux capteurs différents : (1) une image acquise par le capteur AHS avec 10 bandes spectrales dans l'IRT et (2) une image acquise par le capteur TASI avec 32 bandes spectrales dans l'IRT.

Si les performances de la méthode TES sont plutôt bonnes pour l'image AHS, avec une émissivité et une température estimée en deça de 3% et de 1.6K, elles sont mauvaises pour l'image TASI, avec des erreurs en émissivité en majorité inférieures ou quasi égales à 3% et en température supérieures à 4K. Cette mauvaise performance est due à un mauvais étalonnage radiométrique de l'image, allant jusqu'à $.8 W.m^{-2}.sr^{-1}.\mu m^{-1}$.

L'estimation de ces grandeurs sur des pixels mixtes ne pourra être en deça de ces valeurs : 3% en émissivité et 1.6 K en température.

Les chapitres suivants se concentrent sur le développement des méthodes de démixage pour les images hyperspectrales acquises dans l'IRT.

Modèle de démixtion sur les luminances

Résumé

Pour résoudre le problème du démixtion dans l'IRT, la stratégie développée dans ce chapitre est d'estimer les abondances sur les luminances en entrée capteur. En considérant le pôle de mélange défini comme un unique couple d'émissivité et de température, l'étude de l'équation du transfert radiatif détermine un modèle de mélange linéaire. L'état de l'art des méthodes linéaires de démixtion permet de dégager trois étapes : (1) l'estimation du nombre de pôles de mélange, réalisée par HySime, (2) l'estimation des pôles de mélange, réalisée par VCA, et (3) l'estimation de l'abondance, réalisée par FCLS. L'application de ces trois méthodes aux images IRT ne donne pas de bons résultats de manière non supervisée. Cependant, si l'on considère connus les pôles de mélanges (approche supervisée), de meilleurs résultats sont obtenus. La limite principale de cette stratégie est l'impact de la forte variabilité spatiale de la température des matériaux, perturbant alors l'estimation des abondances.

Sommaire

2.1	Le modèle de mélange en luminance dans l'IRT	34
2.2	Les méthodes linéaires de démixtion	35
2.2.1	Estimation du nombre de pôles de mélange	36
2.2.2	Estimation des pôles de mélange	37
2.2.3	Estimation des abondances	39
2.2.4	Choix des méthodes pour le démixtion dans l'infrarouge thermique	41
2.3	Application des méthodes de démixtion dans l'IRT	42
2.3.1	Estimation du nombre de pôles de mélange	43
2.3.2	Estimation des pôles de mélange	44
2.3.3	Estimation des abondances des matériaux	45
2.3.4	Impact de la température sur l'estimation de l'abondance	48
2.4	Bilan	49

Le chapitre précédent décrit l'état de l'art concernant les méthodes d'estimation des températures et des émissivités. Cependant, ces méthodes de découplage température/émissivité (T/E) ne considèrent que le cas de pixels purs.

Compte tenu du caractère mal posé de ce problème de découplage T/E, peu de recherches ont été menées sur l'estimation des émissivités et des températures sur les pixels mixtes. Effectivement, en présence de ces pixels, le problème d'estimation se complexifie, demandant l'estimation des deux paramètres précédents, l'émissivité et la température, mais également de l'abondance, c'est-à-dire de la proportion des matériaux composant les pixels mixtes. Cette estimation des abondances s'appelle le démélange (*unmixing*).

Lorsque le domaine spectral de l'instrument couvre le visible et le proche infrarouge (V-PIR), une approche consiste à estimer les abondances et dans un second temps à estimer les émissivités et les températures dans le domaine de l'IRT en utilisant directement ces abondances, ou en construisant une carte de classification. C'est le cas de l'approche proposée par Zhukov et al. [56] qui, avec des données du satellite LANDSAT, utilise des méthodes de démélange sur les données V-PIR pour retrouver une image thermique super-résolue. De même, la méthode *Spectral Unmixing and Thermal Mixing* (SUTM) développée par Deng et al. [57] estime sur quelques classes de matériaux (pôles de mélange estimés après le démélange dans le V-PIR) la température de ces classes, via un modèle de mélange linéaire.

D'autres voies ont été également étudiées concernant l'estimation des abondances directement sur les images thermiques. C'est le cas de la méthode *Temperature Emissivity Separation using Spectral Mixture Analysis* (TESSMA) [15], utilisant des techniques de démélange en considérant un cas de mélange isotherme, c'est-à-dire des matériaux composant le pixel mixte à la même température. Cela revient à utiliser les méthodes de démélange classiques.

Pour répondre à cet objectif de démélange dans l'IRT dans un contexte général, il a été premièrement envisagé l'application des méthodes de démélange sur les luminances acquises en entrée capteur. C'est l'objet de ce chapitre.

Dans la section 2.1, le modèle de mélange en luminance est présenté. La section 2.2 donne un état de l'art des méthodes de démélange qui seront ensuite testées sur des simulations et des images réelles dans la section 2.3. Un bilan général de ce chapitre est présenté dans la section 2.4.

2.1 Le modèle de mélange en luminance dans l'infrarouge thermique

Si l'on considère un sol plat, le modèle de Becker et Li [58] propose un mélange linéaire pour la luminance BOA. Plusieurs études vont dans ce sens comme [59, 15] avec pour hypothèse un mélange isotherme à M matériaux et [60, 61] avec un mélange composé de deux matériaux.

Sous l'hypothèse de M matériaux composant un pixel mixte, l'équation (1.1) du chapitre précédent devient :

$$R_{sens}^{\lambda,x,y} = \underbrace{\left(\sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) + (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right) \cdot S_m^{x,y} \right)}_{R_{BOA}^\lambda} \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda + R_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (2.1)$$

avec ε_m^λ , T_m et $S_m^{x,y}$ l'émissivité, la température et l'abondance du matériau m et au pixel (x, y) . $R_{BOA}^{\lambda,x,y}$ représente la luminance au sol mélangée. Sous l'hypothèse que la contrainte de somme à un est imposée sur l'abondance ($\sum S_m = 1$), l'équation (2.1) s'écrit :

$$R_{sens}^{\lambda,x,y} = \sum_{m=1}^M \underbrace{\left(\left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m^{x,y}) + (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right) \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda + R_{atm,\uparrow}^\lambda \right)}_{R_{sens,m}^\lambda} \cdot S_m^{x,y} \quad (2.2)$$

Le mélange des luminances en entrée capteur est donc bien linéaire. Ceci est une première approximation du mélange dans l'IRT. Ce mélange peut être bilinéaire si l'on tient compte d'une scène 3D urbaine [20] ou résulter d'un mélange plus complexe et fortement non-linéaire (mélange d'argile et d'hydrocarbure dans [62]).

En considérant que le pôle de mélange est défini comme la luminance issue d'un unique couple T/E, alors les méthodes de découplage T/E peuvent s'appliquer sur ces pôles de mélange. Notons que ce modèle suppose que chaque matériau a une température T constante spatialement sur l'ensemble de l'image étudiée. Si cette température évolue dans l'espace (passage ombre/soleil), différents pôles de mélange sont associés à ce matériau (un pôle pour le matériau à l'ombre, un pôle pour le matériau au soleil).

La section suivante étudie l'état de l'art des méthodes de démixage et de celles qui peuvent être appliquées au domaine de l'IRT.

2.2 Les méthodes linéaires de démixage

L'objectif dans le problème du démixage est d'estimer (1) les pôles de mélange, notés e_m^λ (*endmembers*), et (2) les abondances, notées S_m (*abundances*). Les pôles de mélange sont les constituants purs du mélange; dans le cas de mélange dans le domaine du V-PIR, les pôles de mélange sont les réflectances des matériaux. Les abondances, quant à elles, sont les proportions relatives de ces pôles de mélange dans les pixels mélangés, dits pixels mixtes.

Si l'on considère un modèle linéaire de mélange, le signal mélangé $\mathbf{X} = x^\lambda$, $\lambda \in [1, N]$ peut s'écrire comme ceci :

$$\mathbf{X} = \mathbf{E} \cdot \mathbf{S} + \mathbf{B} \text{ où } x^\lambda = \sum_{m=1}^M e_m^\lambda \cdot S_m + b^\lambda \quad (2.3)$$

avec $\mathbf{E} = e_m^\lambda$, $(\lambda, m) \in [1, N] \times [1, M]$ la matrice des pôles de mélange, $\mathbf{S} = S_m$, $m \in [1, M]$ le vecteur d'abondance et $\mathbf{B} = b^\lambda$, $\lambda \in [1, N]$ le bruit perturbant le signal.

Cette problématique du démélange a fait l'objet d'un très grand nombre de travaux, sur la compréhension physique de ce problème, sur les méthodes qui permettent de le résoudre, ainsi que sur les applications qui peuvent en ressortir. Plusieurs études d'excellence [63, 12] permettent d'avoir une vue d'ensemble sur le démélange. Les méthodes étudiées dans le manuscrit sont toutes référencées dans ces deux états de l'art. Le lecteur pourra également lire [64, 65] pour plus de renseignements sur les méthodes non-linéaires de démélange.

Pour résoudre le démélange, une stratégie composée de trois étapes consiste à (1) estimer le nombre de pôles de mélange composant la scène, (2) estimer les spectres des pôles de mélange et (3) estimer les abondances de ces pôles de mélange. Trois approches sont généralement considérées pour résoudre le démélange.

- L'approche géométrique [66, 67, 68], où les vecteurs résultant d'un mélange linéaire sont localisés dans un simplexe¹ ou dans un cône positif. Les pôles de mélange sont les sommets du simplexe ou les points définissant les arêtes du cône positif.
- L'approche statistique [69, 70, 71] estime les pôles de mélange et les abondances comme issus de techniques d'estimation paramétrique. Les pôles de mélange sont vus comme des variables aléatoires et leur comportement statistique est supposé connu.
- L'approche favorisant la parcimonie [72, 73, 74], dit aussi de régression par matrice creuse (*sparse regression*), consiste à minimiser le nombre d'éléments dans la matrice d'abondances estimées. Cette approche présuppose la connaissance des pôles de mélange rassemblés dans un dictionnaire, soit via leur estimation sur la donnée hyperspectrale par les deux premières approches, soit par une mesure en laboratoire des différents matériaux composant probablement la scène.

Cette section est composée de la façon suivante : les trois premières sous-section étudient les trois étapes du démélange (estimation du nombre de pôles de mélange, estimation des pôles de mélange, estimation des abondances) et la dernière sous-section étudie quelles méthodes pourraient convenir au démélange dans l'IRT.

2.2.1 Estimation du nombre de pôles de mélange

La première étape des méthodes non supervisées consiste généralement en l'estimation du nombre de pôles de mélange. Cette information est utile pour plusieurs opérations comme la réduction de données ou l'estimation des pôles de mélange.

Les premières tentatives pour estimer ce nombre furent fondées sur le seuillage de la variance calculée à partir de méthodes de projection comme l'analyse en composante principale (ACP) [75] ou le *Maximum Noise Fraction* (MNF) [76].

Le même principe est appliquée pour la méthode *Harsanyi–Farrand–Chang* (HFC) [77] qui compare les valeurs propres des matrices de corrélation et de covariance.

Ce nombre de pôles de mélange peut également être estimé selon la méthode *Hyperspectral*

1. Un simplexe est la généralisation d'un triangle à une quelconque dimension.

Subspace Identification (HySime) [66], qui l'estime à partir de la matrice de corrélation du bruit.

Plus récemment, l'étude de Gerra [78] propose une approche semblable à HFC où les coefficients de Ritz sont calculés et comparés avec les valeurs propres de la matrice de corrélation.

2.2.2 Estimation des pôles de mélange

Cette étape est cruciale dans le processus de démixtion. Il s'agit de retrouver la signature spectrale des éléments purs de ce mélange : les pôles de mélange.

Pour chacun des matériaux présents dans la scène, nous faisons l'hypothèse que des pixels purs associés à ces matériaux sont présents et utilisés pour extraire ces pôles de mélange associés.

Cette estimation des pôles de mélange a été largement étudiée selon l'approche géométrique, plus répandue, et l'approche statistique, réservée aux problèmes où l'approche géométrique ne donne pas de bons résultats (faible RSB, pixels très mélangés).

L'approche géométrique : Selon cette approche, le mélange est contenu dans un simplexe dont les sommets correspondent aux pôles de mélange. Si l'on considère une scène constituée de M matériaux, tous les pixels purs sont localisés aux sommets d'un simplexe à M sommets, lui-même localisé dans un espace à $M - 1$ dimensions. Les pixels mixtes sont à l'intérieur du simplexe.

Cette représentation suppose que les contraintes sur l'abondance de positivité ($S_m > 0 \forall m \in [1, M]$) et de somme à 1 ($\sum S_m = 1$) soient validées.

La figure 2.1 donne l'exemple de pixels extraits d'une scène composée de trois matériaux. Les pixels purs (en rouge) de ces trois matériaux sont m_1 , m_2 et m_3 et les pixels mixtes (en vert) sont à l'intérieur du simplexe C .

En présence de bruit, des pixels peuvent être localisés à l'extérieur du simplexe. Pour réduire l'influence de ce bruit, on procède à des techniques de réduction de données comme l'ACP ou la MNF. Il suffit alors de prendre les $M - 1$ premières coordonnées et de localiser dans ce sous-espace de projection les M pôles de mélange constituant les M sommets du simplexe.

Plusieurs méthodes existent comme la méthode *Minimum Volume Transform* (MVT) [79] qui estime le simplexe le plus petit contenant l'ensemble des pixels de l'image. Dans le cas où des matériaux ne sont pas représentés par des pixels purs, les sommets du simplexe n'appartiennent pas à l'image. L'étude de Bateson [80] améliore le MVT en prenant en compte la variabilité spectrale des pôles de mélange.

Contrairement à MVT, la méthode N-FindR [68], et la méthode *Simplex Growing Algorithm* (SGA) [81], cherchent le plus grand simplexe dont les sommets sont des pixels de

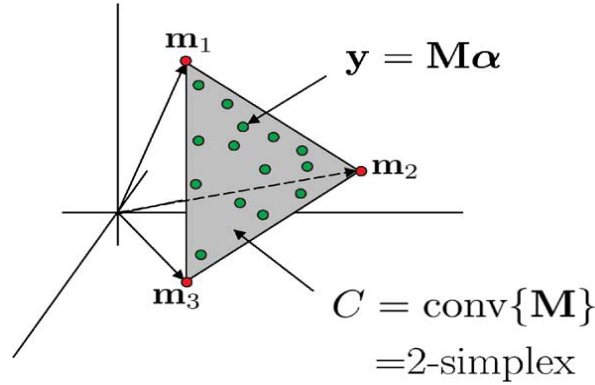


FIGURE 2.1 – Schéma illustrant un mélange linéaire composé de trois matériaux : m_1 , m_2 et m_3 . Les pixels mixtes (en vert) sont contenus dans le simplexe C dont les trois sommets (en rouge) sont les pixels purs composés de chaque matériau (image issue de [12]).

l'image. Cela nécessite alors d'avoir pour chaque matériau la présence d'au moins un pixel pur.

La méthode *Pixel Purity Index* (PPI) [82] projette l'ensemble des pixels sur un grand nombre de vecteurs pris aléatoirement. Pour chaque projection, un score est ajouté au pixel correspondant au maximum. Les pixels ayant le plus fort score sont considérés comme les pôles de mélange.

Une autre classe de méthodes consiste à projeter les pixels dans des sous-espaces de projections, comme la méthode *Orthogonal Subspace Projection* (OSP) [83] et sa généralisation aux capteurs multi-spectraux (GOSP) [84].

La méthode *Vertex Component Analysis* de Nascimento et Bioucas-Dias [67], noté VCA, exploite ces deux idées. Elle estime itérativement chaque pôle de mélange en projetant l'ensemble des pixels sur un vecteur orthogonal aux vecteurs déjà estimés. Le maximum de cette projection est le nouveau pôle de mélange.

L'approche statistique : Selon Bioucas-Dias [12], en présence d'une scène avec des pixels très mélangés (plus de 3 matériaux par pixels), les méthodes géométriques ne sont pas efficaces. On préfère alors les méthodes statistiques où en connaissant les comportements statistiques des objets recherchés (pôles de mélange, abondances), de meilleures performances sont atteintes. Cependant, elles sont généralement plus lourdes en termes de calcul.

On peut observer le problème du démixage linéaire sous l'approche statistique comme la maximisation de la probabilité, notée $p_{E,S|X}(\mathbf{E}, \mathbf{S}|\mathbf{X})$, d'avoir \mathbf{E} et \mathbf{S} sachant \mathbf{X} selon (2.3). Selon les lois de probabilités de Bayes :

$$p_{E,S|X}(\mathbf{E}, \mathbf{S}|\mathbf{X}) = p_{X|E,S}(\mathbf{X}|\mathbf{E}, \mathbf{S}) \cdot p_E(\mathbf{E}) \cdot p_S(\mathbf{S})/p_X(\mathbf{X}) \quad (2.4)$$

avec $p_{X|E,S}(\mathbf{X}|\mathbf{E}, \mathbf{S})$ la probabilité d'avoir \mathbf{X} sachant \mathbf{E} et \mathbf{S} , aussi appelée loi de vraisemblance, $p_E(\mathbf{E})$ la densité de probabilité a priori des pôles de mélanges, $p_S(\mathbf{S})$ la densité de

probabilité a priori des abondances et $p_X(\mathbf{X})$ la densité de probabilité de la donnée $p_X(\mathbf{X})$. L'objectif étant la recherche des pôles de mélange \mathbf{E} et des abondances \mathbf{S} , la probabilité $p_X(\mathbf{X})$ n'intervient pas dans la maximisation de la probabilité a posteriori $p_{\mathbf{E},\mathbf{S}|\mathbf{X}}(\mathbf{E}, \mathbf{S}|\mathbf{X})$.

Plusieurs articles de référence proposent des méthodes maximisant cette probabilité. L'étude présentée par Parra [85] propose un modèle de bruit additif gaussien de moyenne nulle, des abondances réparties uniformément dans le simplexe et un modèle pour \mathbf{E} auto-régressif. La méthode proposée par Dobigeon [69] améliore l'estimation de ces deux paramètres en ajoutant la condition de positivité aux pôles de mélange, ce qui n'était pas assuré par le modèle auto-régressif contraignant $p_{\mathbf{E}}(\mathbf{E})$.

La méthode *Dependant Component Analysis* (DECA) [71] provient de ces méthodes statistiques, où les abondances sont vues comme un mélange de densités de Dirichlet.

Enfin, la méthode *Piecewise Convex Endmember detection* (PCE) [70] a été adaptée en une méthode statistique [86] où la densité de probabilité des pôles de mélange est gaussienne et les abondances suivent une distribution de Dirichlet.

2.2.3 Estimation des abondances

L'abondance correspond, pour un modèle de mélange linéaire, à la répartition des matériaux au sein d'un pixel. Les deux contraintes de positivité et de somme à 1 découlent naturellement de cette définition.

Cette opération est régulièrement réalisée en même temps que l'estimation des pôles de mélange. En effet, la méthode proposée par Dobigeon [69] nécessite conjointement la loi de distribution a priori des pôles de mélanges et des abondances. Ces deux paramètres sont donc estimés en même temps.

Cependant, si l'on connaît les pôles de mélange en jeu \mathbf{E} , le problème d'estimation des abondances \mathbf{S} peut se résumer au calcul de l'inverse de l'équation (2.3). C'est le cas de l'algorithme *Fully Constrained Linear Square Unmixing* (FCLSU) [87]. L'estimation au sens des moindres carrés $\hat{\mathbf{S}}$ s'écrit :

$$\hat{\mathbf{S}} = (\mathbf{E}^t \cdot \mathbf{E})^{-1} \cdot \mathbf{E}^t \cdot \mathbf{X} \text{ tel que } \mathbf{S} > 0 \text{ et } \sum_m S_m = 1 \quad (2.5)$$

Pour Heinz [87], il s'agit de minimiser l'erreur de reconstruction $\|\mathbf{X} - \mathbf{E} \cdot \mathbf{S}\|_2$ à l'aide de cette estimation des moindres carrés en contraignant l'estimation via les contraintes de positivité et de somme à 1.

La méthode de *Simplex Projection* (SP) [88] donne une version plus rapide en projetant les pixels bruités à l'extérieur du simplexe sur les faces du simplexe. Au vue du nombre de pixels dans nos images, il n'est pas nécessaire d'employer cette technique.

Une autre classe de méthodes consiste à projeter les pixels dans des sous-espaces de projections, comme la méthode *Least Square Subspace Projection* (LSSP) [89]. Le problème peut se ramener à une estimation du maximum de vraisemblance comme l'affirme l'étude de Settle [90].

L'angle spectral *Spectral Angle Mapper* (SAM) [91] s'avère être aussi un bon facteur de discrimination, comme le montre la méthode proposée dans [92].

La contrainte de somme à 1 est parfois relâchée [67] en raison de variation de l'éclairement dans le V-PIR. En relâchant cette contrainte, les vecteurs d'abondances deviennent indépendant [93] et la classe d'algorithmes *Independent Component Analysis* [94, 95] peut alors s'appliquer à l'estimation des abondances.

Une autre contrainte est également étudiée : la parcimonie d'un mélange, c'est à dire le fait que peu de matériaux composent le pixel mixte. Cette contrainte est particulièrement nécessaire lorsque les pôles de mélange sont contenus dans un dictionnaire de très grande taille ayant parfois plus d'une centaine de pôles de mélange possibles.

L'approche parcimonieuse : La parcimonie est la propriété qui impose aux pixels mixtes d'être composés de peu de matériaux. Cela signifie que la matrice d'abondances \mathbf{S} possède beaucoup d'éléments nuls. Contraindre la parcimonie revient à minimiser la norme ℓ_0 , noté $\|\bullet\|_0$:

$$\min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{S}\|_0 \quad \text{avec} \quad \|\mathbf{X} - \mathbf{E} \cdot \mathbf{S}\|_2 \leq \delta, \mathbf{X} \geq 0 \quad (2.6)$$

avec $\delta \geq 0$, $\|\mathbf{S}\|_0 = \text{Card}(m/S_m \neq 0)$ et $\|\mathbf{X}\|_2 = \sqrt{\sum_m (X_m)^2}$.

Malheureusement, cette norme n'est pas convexe et la résolution du problème du démélange devient combinatoire. Cependant, l'étude de Donoho [96] montre que dans certaines conditions, minimiser la norme ℓ_0 revient à minimiser la norme ℓ_1 . Le problème s'écrit alors :

$$\min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{S}\|_1 \quad \text{avec} \quad \|\mathbf{X} - \mathbf{E} \cdot \mathbf{S}\|_2 \leq \delta, \mathbf{X} \geq 0 \quad (2.7)$$

qui devient un problème convexe et est résolu avec $\delta = 0$ par *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) [73] et avec $\delta \geq 0$ par *Basic Pursuit Denoising* (BPDN) [97] et par LASSO [72].

Une formulation faisant intervenir le terme de parcimonie, non pas comme le terme à minimiser mais comme un terme de régularisation, dans le problème de minimisation de l'erreur de reconstruction, soit :

$$\min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{X} - \mathbf{E} \cdot \mathbf{S}\|_2 + \gamma_{\text{SUNSAL}} \cdot \|\mathbf{S}\|_1 \quad \text{avec} \quad \mathbf{X} \geq 0 \quad (2.8)$$

qui est résolu par la méthode *Sparse Unmixing by variable Splitting and Augmented Lagrangian* (SUNSAL) [74] avec γ_{SUNSAL} le terme de régularisation choisi arbitrairement. Ce critère

de parcimonie peut s'avérer utile pour certaines applications de classification et de détection [98].

2.2.4 Choix des méthodes pour le démélange dans l'infrarouge thermique

Au vu des caractéristiques des images IRT, seules seront considérées les méthodes géométriques. En effet, les images, qui seront étudiées par la suite, ne sont pas hautement mélangées et ne présentent pas un RSB très dégradé, conditions dans lesquelles il est nécessaire d'utiliser les méthodes statistiques. Etant plus lentes que les méthodes géométriques, ces méthodes statistiques ne sont donc pas considérées. De plus, nous n'utilisons pas de dictionnaire de grandes tailles ; les méthodes favorisant la parcimonie ne sont donc pas nécessaires. Cependant, le caractère parcimonieux dans les résultats de démélange réalisés par la suite sera considéré pour en évaluer leur qualité.

Le choix des méthodes réalisant les trois étapes de démélange a été fait en considérant (1) des méthodes géométriques, (2) non supervisées, (3) dont les implémentations sont disponibles et validées.

Pour l'estimation du nombre de pôles de mélange, la méthode répondant à ces trois critères est HySime, dont l'implémentation en MATLAB est proposée par les auteurs sur leur site web².

Concernant l'estimation des pôles de mélange, trois méthodes répondent à ce critère : la méthode PPI, la méthode NFindR et la méthode VCA. Ces trois méthodes seront donc testées et leurs implémentations sont tirées de la toolbox *hyperspectral* de MATLAB.

Enfin, l'estimation des abondances est effectuée par la méthode FCLS également tirée de la toolbox *hyperspectral* de MATLAB.

Ce qu'il faut retenir :

La problématique du démélange peut se décomposer en trois estimations : (1) l'estimation du nombre de pôles de mélange, (2) l'identification de ces pôles de mélange et (3) l'estimation des abondances.

Trois approches sont utilisées pour répondre à cette problématique :

- l'approche géométrique, qui est généralement utilisée en supposant les pixels inclus dans un simplexe,
- l'approche statistique, utile lorsque le problème est plus difficile avec une majorité de pixels très mélangés,
- l'approche parcimonieuse, où il s'agira d'estimer les abondances avec une contrainte liée à la parcimonie.

Au vu du problème de démélange dans l'IRT, on utilisera la méthode HySime pour identifier le nombre de pôles de mélange, la méthode VCA pour l'estimation des pôles de mélange et la méthode FCLSU pour l'estimation des abondances.

2. <http://www.lx.it.pt/biucas/code.htm>

2.3 Application des méthodes de démélange dans l'infrarouge thermique

Cette section est consacrée à l'application des méthodes de démélange, décrites dans la section précédente, sur des données réelles et des données simulées dans le domaine de l'IRT.

Les pôles de mélange sont les luminances en entrée capteur élémentaire, comme définis dans la section 2.1 via l'équation (2.2), avec comme hypothèse que le sol est plat et que chaque matériau est associé à une seule émissivité et une seule température.

Les données réelles sont des scènes simples extraites de la campagne ValCalHyp, décrite dans la section 1.3.1, et de la campagne DUCAS, décrite dans la section 1.3.2.

- La scène issue de l'image IRT de ValCalHyp est la zone 1 dans laquelle se situe les mires d'étalonnage. Cette scène est composée des mires noires et blanches d'étalonnage ainsi que de végétation.
- La scène issue de l'image IRT de DUCAS est une zone de toits. Cette scène est composée de trois toits distincts : un toit en asphalté, un toit en gravier et un troisième toit.

Ces deux zones sont représentées sur la figure 2.2. Ces images sont extraites des acquisitions aéroportées faites à partir des caméras hyperspectrales du V-PIR.



FIGURE 2.2 – Représentation de la zone 1 de la campagne ValCalHyp (a) et de celle des toits de la campagne DUCAS (b).

Les données synthétiques sont générées à l'aide de MODTRAN en considérant des scènes composées de deux matériaux dont la température varie spatialement. Ces scènes permettent d'étudier la limite d'applicabilité du modèle lorsque les températures de chaque matériau ne sont plus constantes.

L'observation majeure faite sur ces jeux de données est l'influence de la température dans le démélange à partir des luminances en entrée capteur. L'impact de cette variation est étudié précisément sur la simulation mettant en jeu les deux matériaux et leurs variabilités spatiales en température.

En effet, dû à la loi du corps noir et à la faible variation entre matériaux des émissivités, la variation en température entraîne des variations plus importantes sur la luminance au sol

que la variation en émissivité. Par conséquent, en présence d'une variation en température, les méthodes de démixage ne sont plus à même d'extraire des pôles de mélange discriminants en terme d'émissivité, et donc de type de matériaux, ceux-ci révélant plutôt des différences de températures y compris au sein d'un même matériau.

Les trois étapes du démixage sur les luminances sont étudiées sur les scènes réelles : l'estimation du nombre de pôles de mélange est analysée dans la section 2.3.1, l'estimation des pôles de mélange dans la section 2.3.2 et l'estimation des abondances dans la section 2.3.3. La dernière section 2.3.4 se consacre à l'étude de l'estimation des abondances de manières supervisées sur les scènes synthétiques.

2.3.1 Estimation du nombre de pôles de mélange

Dans cette section nous étudions le nombre de pôles de mélange estimé par la méthode HySime [66]. Précisément, cette méthode estime la dimension minimale du sous espace qui contient le simplexe des données. Elle correspond au nombre de pôles de mélange diminué de 1 (un simplexe contenant un mélange de M matériaux est localisé dans un sous-espace de $M - 1$ dimensions). Cette méthode est testée sur les données réelles dans le domaine IRT ainsi que dans le domaine V-PIR.

Les estimations de la dimension du sous-espace vectoriel contenant le simplexe sont affichées sur la figure 2.1. En particulier, HySime est appliquée sur les images IRT et V-PIR de la campagne ValCalHyp et DUCAS ainsi que sur la simulation avec deux matériaux (asphalte et gravier).

Concernant les données réelles, deux scènes sont étudiées pour ValCalHyp : une scène composée uniquement des pixels issus des mires d'étalonnage et de la végétation (1), ainsi que d'une scène où des pixels de route ont été ajoutés (2). Pour la campagne DUCAS, seuls les pixels composant la scène des trois toits ont été considérés (3). Enfin, concernant la simulation, les deux matériaux ont été simulés avec une variation spatiale en température dont l'écart type vaut 1K et dont la différence moyenne entre les températures des deux matériaux vaut 20K (4). Cette simulation est réalisée avec l'instrument TASI, la luminance dans le domaine V-PIR n'a donc pas été simulée.

L'estimation de la dimension du sous-espace dans le domaine du V-PIR est plus grand que dans le domaine de l'IRT. Ceci peut s'expliquer du fait des comportements non linéaires dans les pixels mélangés perturbent l'estimation dans le domaine du V-PIR (effet de halo visible sur la figure 2.2-(a) pour l'instrument AHS dans le V-PIR par exemple).

De manière générale, le nombre de pôles de mélange est sur-dimensionné. Pour le domaine spectral de l'IRT, la raison principale est la variabilité spatiale de la température. En effet, la première composante de toutes projections (ACP, MNF) est liée à la température. Les autres composantes sont liées aux émissivités et au bruit impactant la mesure. Le fait de travailler sur les luminances pour estimer le nombre de pôles de mélange ne fonctionne donc pas.

	HySime sur TIR	HySime sur V-PIR
(1) ValCalHyp (3 mat.)	2	5
(2) ValCalHyp (>3 mat.)	2	6
(3) DUCAS (3 mat.)	4	7
(4) Simulation (2 mat.)	3	X

TABLEAU 2.1 – Estimation de la dimension du simplexe ($M - 1$) à partir de la méthode HySime sur (1) la scène des quatre mires d'étalonnage et de végétation, (2) la même scène en rajoutant les pixels correspondant à la route, (3) la scène des toits de DUCAS et (4) la scène simulée par TASI (IRT) avec 2 matériaux, une différence entre les deux températures de 20 K et une variabilité spatiale de la température (écart type $\sigma_T = 5\text{K}$).

En conclusion, cette estimation du nombre de pôles de mélange ne donne pas de bons résultat, sur-estimant dans la plus part des cas ce nombre. Nous estimerons son impact sur l'estimation des abondances dans la section 2.3.3.

2.3.2 Estimation des pôles de mélange

L'objectif de cette section est d'analyser l'estimation des différents pôles de mélange des scènes étudiées. Ces estimations seront effectuées directement sur les images en luminance IRT. Les méthodes utilisées pour estimer ces pôles de mélange sont NFindR [68], PPI [82] et VCA [67].

Les résultats de cette estimation des pôles de mélange sont illustrés sur la figure 2.3 via la projection des pixels sur les deux premières composantes de l'ACP. Les couleurs représentent quelques uns des pixels purs de l'image :

- pour ValCalHyp, B = végétation, R = mires blanches et V = mires noires,
- pour DUCAS, B = toit blanc, R = asphalte et V = gravier.

On peut voir que sur les trois techniques, seuls NFindR et VCA permettent de déterminer les trois zones de pôles de mélange. En effet, pour les deux images, les pôles de mélange estimés par NFindR et VCA sont localisés sur trois zones distinctes alors que PPI localise les trois pôles de mélange sur une seule zone, qui se trouve être la zone ayant le plus fort coefficient sur la première composante.

La méthode VCA semble donner une estimation plus proche des pôles de mélange que NFindR. En effet, sur le cas complexe du gravier (en vert sur la fig. 2.3-(b)), VCA a tendance à estimer plus facilement le pôle de mélange au milieu de la zone pure plutôt qu'en périphérie comme N-FindR, ce qui permet une meilleure estimation des abondances pour ce matériau. Le gravier est effectivement un matériau complexe de par sa variabilité en température (pixels

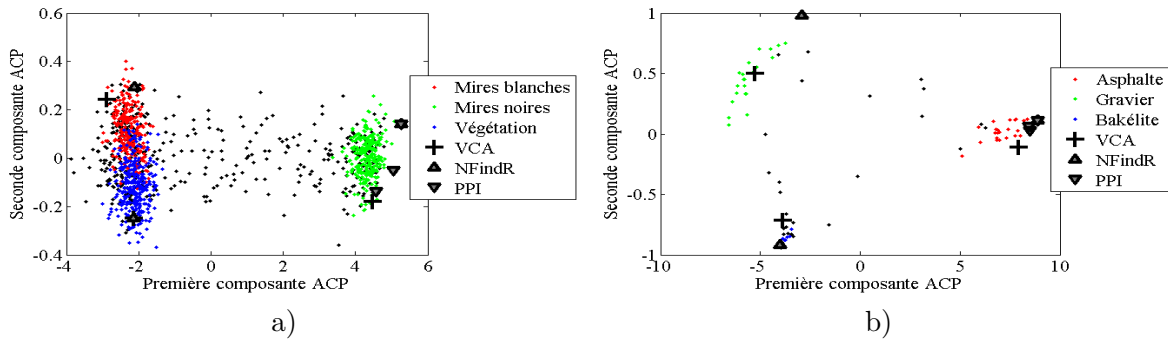


FIGURE 2.3 – Représentation de la projection sur les deux premières composantes de l'ACP pour la campagne ValCalHyp (a) et la campagne DUCAS (b). Seuls les pixels issus du mélange de trois matériaux sont considérés.

dispersés sur la première composante de l'ACP) et par sa variabilité en émissivité, en particulier entre 8 et 10 μm où le silicate signe.

Comme on peut le voir à partir de ces projections, il est difficile d'associer un pixel unique à un matériau. Cependant, la méthode VCA donne de meilleurs résultats que les autres méthodes. C'est cette méthode que nous privilégierons par la suite. Comme pour la méthode HySime, l'estimation des pôles de mélange est analysée par la suite sur ces mêmes scènes réelles avec à la suite les estimations des abondances à partir de la méthode FCLS.

2.3.3 Estimation des abondances des matériaux

Cette section présente l'estimation des abondances dans les images IRT. La méthode qui est utilisée est FCLS. Deux jeux de pôles de mélange sont testés : (1) les pôles de mélange estimés à partir des méthodes HySime et VCA (approche non supervisée), et (2) les moyennes des luminances issues des pixels purs sélectionnés par l'utilisateur (approche supervisée).

Les cartes de vérité terrain sont représentées sur les figures 2.4-(a) pour la campagne ValCalHyp et 2.4-(b) pour la campagne DUCAS. Les couleurs rouge, vert et bleu représentent les zones composées de pixels purs (même légende que sur la figure 2.3) et orange les zones composées de pixels mixtes.

Approche non supervisée : La méthode HySime a estimé le nombre M de pôles de mélanges à 3 pour l'image EUFAR et 5 pour l'image TASI. La méthode VCA et la méthode FCLS sont ensuite appliqués avec ce nombre de pôle de mélange. Les figures 2.5-(a-c) représentent les cartes d'abondances pour la campagne EUFAR et les figures 2.5-(d-h) celles de DUCAS.

Il convient ici de noter que la méthode VCA choisi des vecteurs orthogonaux aléatoirement. Chaque tirage de VCA est donc différent. Les cartes d'abondances des figures 2.5-(a-h) sont les cartes les plus représentatives de ces tirages.

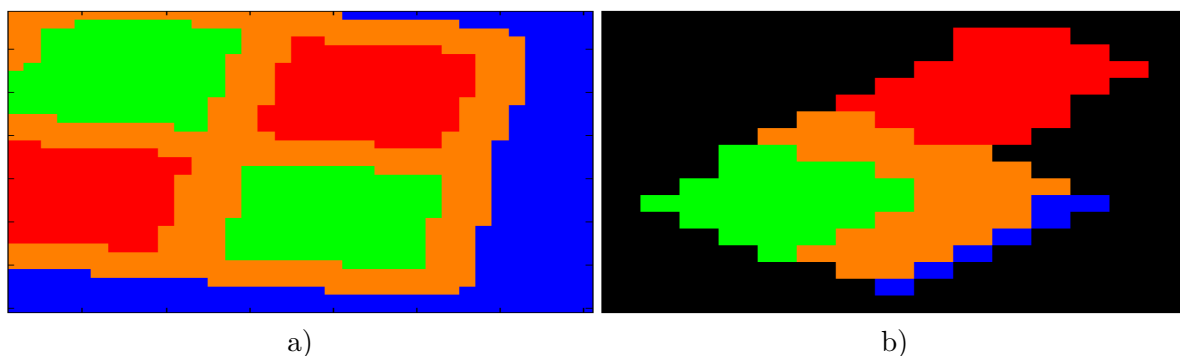


FIGURE 2.4 – Représentation des vérités terrains pour la campagne ValCalHyp (a) et pour la campagne DUCAS (b). Les couleurs Rouge-Vert-Bleu représente les trois matériaux qui compose les scènes et la couleur Orange représente les zones probables de pixels mixtes.

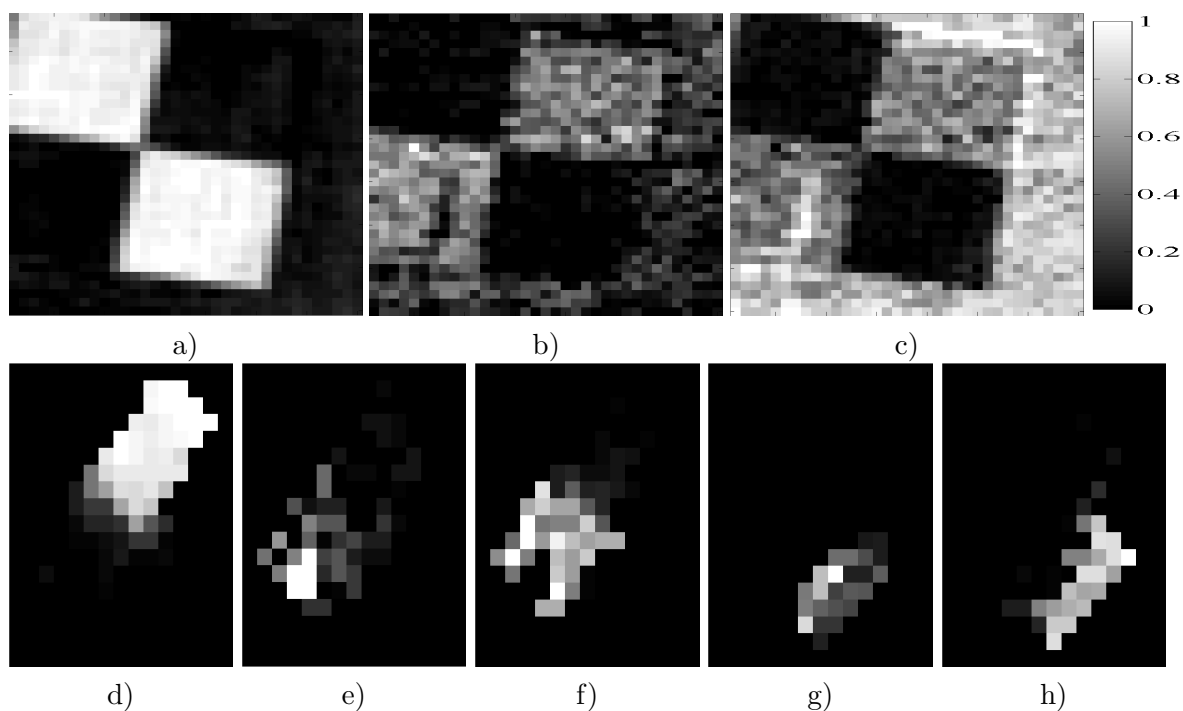


FIGURE 2.5 – Représentation des cartes d'abondances estimées de manière non supervisée pour la campagne ValCalHyp (a-c) et pour la campagne DUCAS (d-h).

Comme on peut le voir, les cartes d'abondances sont plutôt bien représentées si le matériau a une grande différence de température de surface avec les autres températures. En effet, sur EUFAR, la mire noire (a) est plus chaude ($28\text{ }^{\circ}\text{C}$) que la mire blanche (b) ou que la végétation ($20\text{ }^{\circ}\text{C}$). Pour DUCAS, le matériau qui ressort le plus est l'asphalte (d), qui est plus chaud que les deux autres matériaux ($60\text{ }^{\circ}\text{C}$ par rapport à $50\text{ }^{\circ}\text{C}$).

On observe pour la campagne DUCAS qu'avec une approche non-supervisée, on obtient trop de cartes d'abondance. Cependant, en considérant l'union des matériaux (e) et (f) ainsi

que celle des matériaux (g) et (h), on peut alors conclure à une bonne estimation des cartes d'abondance pour le gravier et le troisième toit blanc.

Approche supervisée : En considérant les luminances moyennes estimées sur les zones pures des deux images (cf figure 2.4) comme les pôles de mélange, la méthode FCLS a été appliquée sur les images en luminance. Les résultats sont présentés sur les figures 2.6-(a-c) pour la campagne EUFAR et 2.6-(d-f) pour la campagne DUCAS.

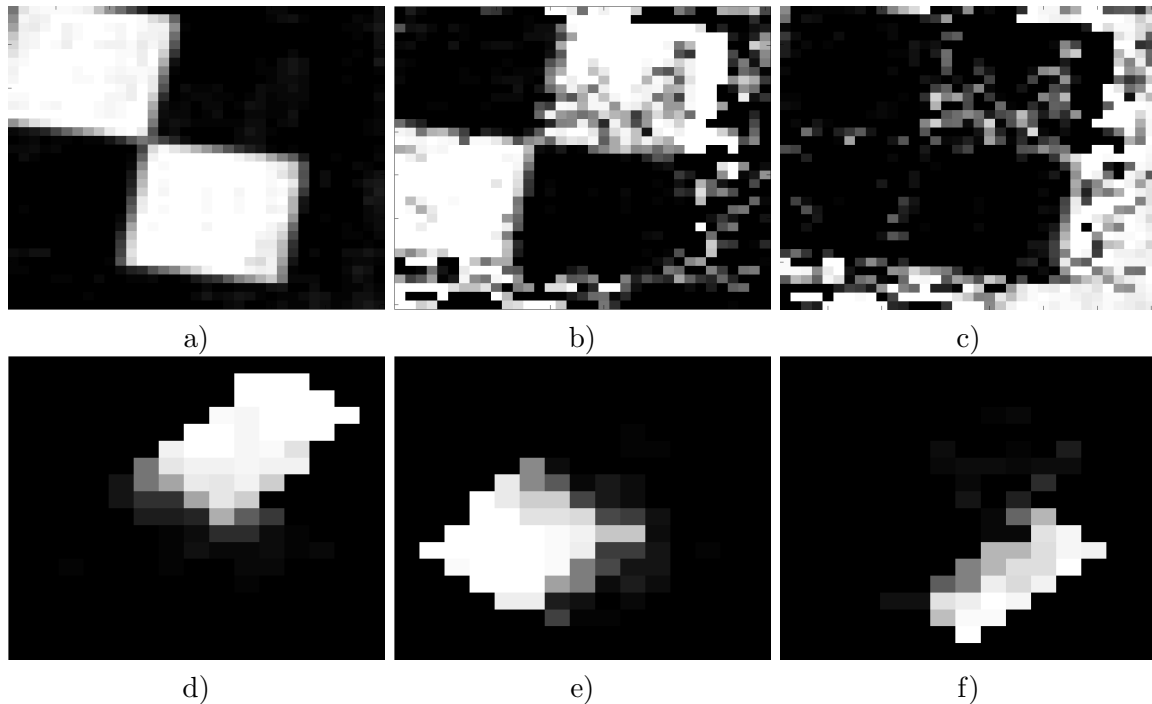


FIGURE 2.6 – Représentation des cartes d'abondances estimées de manière supervisée pour la campagne ValCalHyp (a-c) et pour la campagne DUCAS (d-f).

Comme on peut le voir sur le cas de la campagne DUCAS, les abondances à partir de la méthode FCLS sur les luminances, les trois zones sont dans l'ensemble plutôt bien localisées. Effectivement, on observe que sur la projection ACP, les trois zones sont clairement distinctes. Il est cependant possible de noter une estimation des abondances moins parcimonieuse pour le gravier (en vert sur la figure 2.3-(b)). Cette mauvaise estimation s'explique par le fait que les pixels de gravier sont très dispersés dans la projection de l'ACP.

Si l'on se penche sur le cas de la campagne EUFAR, l'estimation des abondances est clairement mauvaise. En effet, si les mires noires sont nettement séparables par rapport aux mires blanches et à la végétation, c'est principalement dû aux différences en température. Au soleil, les mires noires ont chauffé beaucoup plus que les mires blanches ou que la végétation. Il en ressort une différence notable en température et donc en luminance entre les matériaux. Concernant les mires blanches et la végétation, ayant la même température et la même émissivité aux résolutions du capteur (10 bandes spectrales dans l'IRT), il est difficile de séparer ces deux matériaux.

Il ressort de ces deux estimations d'abondances que la luminance est correctement estimée s'il y a une grande différence de température ou d'émissivité entre les matériaux. Par contre, cette estimation se dégrade s'il existe des variations de température au sein des matériaux. L'impact de ces variations en température est étudié plus en détail dans la section suivante.

2.3.4 Impact de la température sur l'estimation de l'abondance

Une étude plus fine est nécessaire pour apprécier l'impact de la variation spatiale de la température sur l'estimation des abondances. Pour cela, une scène simple est simulée, composée de deux matériaux suffisamment distincts pour pouvoir les démélanger (de l'asphalte sans trait caractéristique et du gravier avec une large bande de réflexion entre 8 et 10 μm). Les émissivités sont tirées de la campagne DUCAS et sont représentées sur la figure 2.7-(a) avec la résolution spectrale de l'instrument TASI.

La scène synthétique est composée de 10x10 pixels : 30 pixels d'asphalte, 30 pixels de gravier et 40 pixels de mélange. L'atmosphère est modélisée selon le profil de Mid-Lat-Summer de MODTRAN et le capteur modélisé est le capteur TASI. Les résultats et les conclusions avancés dans cette section sont équivalents à ceux observés avec le capteur AHS.

La température moyenne par classe de matériau est de 290K pour le gravier (T_1) et varie entre 290K et 330K pour l'asphalte (T_2). La variable d_T est la différence entre T_2 et T_1 , dite aussi distance en température inter-classe. La variabilité spatiale de la température suit une distribution gaussienne sur l'ensemble des pixels. L'écart type σ_T des deux distributions en température varie entre 0K (même température par matériau sur toute la scène) et 5K.

L'erreur quadratique moyenne entre les abondances simulées et les abondances estimées est analysée et est représentée sur la figure 2.7-(b). Le niveau de bruit ajouté aux simulations est de $0.03 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m$ sur la luminance au capteur, ce qui correspond à celui de l'instrument TASI. Pour avoir une estimation globale des performances de l'estimation des abondances, les simulations sont réalisées 20 fois pour chaque couple (d_T/σ_T).

Globalement, plus la différence de température moyenne entre matériaux est forte (fort d_T et faible σ_T), meilleure est l'estimation des abondances. Cependant, si les variations spatiales de la température sont importantes en comparaison avec les différences inter-classes en température (faible d_T et fort σ_T), alors ces estimations sont fausses et l'erreur quadratique moyenne entre les abondances simulées et estimées est grande (environ 50%).

Il apparait donc nécessaire d'envisager une méthode estimant les abondances dans l'IRT plus robuste aux fluctuations de température au sein des matériaux. C'est le but de la stratégie développée dans le prochain chapitre : estimer l'abondance directement sur les émissivités estimés par TES sur l'ensemble des pixels purs et mixtes pour réduire l'impact des variabilités spatiales de la température.

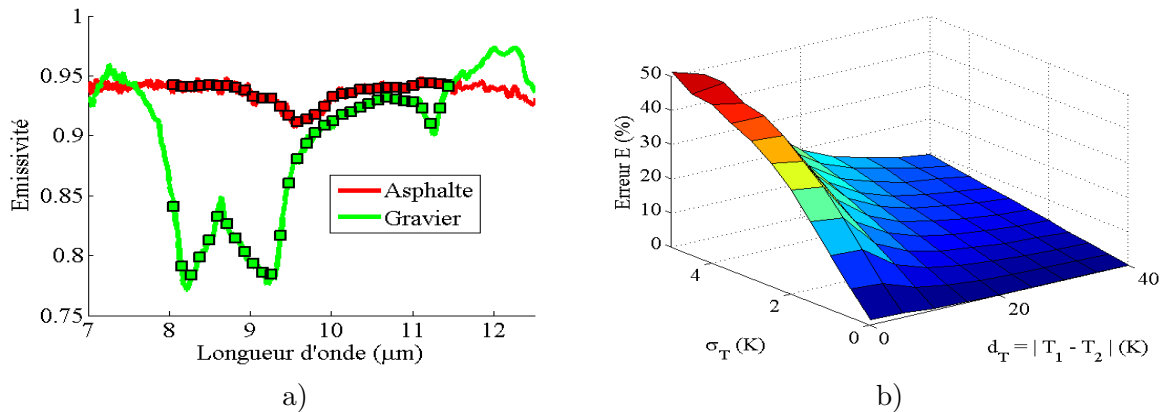


FIGURE 2.7 – Représentation des émissivités en (a) et estimation de la performance de FCLS selon les différentes configurations de distribution de températures en (b). L’erreur quadratique moyenne des estimations en abondance est comparée en fonction de la distance en température inter-classe d_T et de l’écart-type de la variation spatiale σ_T (variation intra-classe).

Ce qu’il faut retenir :

Les trois étapes du démélange ont été testées sur les luminances au capteur. L’estimation du nombre de pôles de mélange et l’estimation de ces pôles de mélange ne donnent pas de bons résultats en utilisant des méthodes géométriques classiques (HySime, NFindR, VCA). Ceci est principalement dû à la variabilité de ces pôles de mélange.

Concernant l’estimation des abondances, la méthode FCLS donne de bons résultats, lorsque l’on considère comme pôle de mélange la luminance moyenne de chaque matériau calculée sur les pixels purs.

Il convient de noter que ce démélange appliqué aux luminances au capteur est très fortement lié à la température. Une limitation importante de cette méthode de démélange est l’impact des fluctuations de températures intra-classes, c’est à dire au sein des matériaux.

2.4 Bilan

Pour estimer les cartes d’abondances à partir d’une image acquise dans l’IRT, une première approche a été envisagée en estimant ces cartes à partir des luminances en entrée capteur.

L’équation du transfert radiatif dans l’IRT nous a permis de déduire un modèle linéaire de mélange sur ces luminances en entrée capteur. Pour cela, on identifie les pôles de mélange comme associés à un unique couple d’émissivité et de température.

Une stratégie communément admise pour le démélange est l’estimation de trois paramètres : (1) le nombre de pôles de mélange, (2) les spectres des pôles de mélange et (3) les

abondances de ces pôles de mélange dans les pixels de l'image.

Beaucoup de méthodes ont vu le jour pour résoudre ce problème de démélange. Elles se déclinent en trois catégories : les méthodes géométriques, les méthodes statistiques et les méthodes favorisant la parcimonie. Sans utilisation d'un dictionnaire et avec un fort RSB sur les images IRT, nous avons décidé de nous concentrer seulement sur les méthodes géométriques.

Le nombre de pôles de mélange est estimé avec la méthode HySime, mais à cause de la trop forte influence de la température, cette méthode ne donne pas de bons résultats dans l'estimation du nombre de pôles de mélange.

Concernant l'estimation des pôles de mélange, il a été montré que la méthode VCA est celle qui donne les meilleurs résultats. Cependant, en raison de la trop grande dispersion des pôles de mélange (variation en température ou en émissivité pour certains matériaux), il a été décidé d'estimer de manière supervisée les pôles de mélanges comme les moyennes sur des pixels considérés comme purs plutôt que sur un seul pixel choisi de manière non-supervisée.

Enfin, sur l'estimation des abondances, il s'est avéré que la méthode FCLS donne de bons résultats. Cependant, si les luminances au capteur de deux matériaux sont trop proches (mêmes températures moyennes et spectres en émissivité proches), alors la méthode se révèle inefficace pour estimer les abondances de ces deux matériaux.

Une des faiblesse de cette voie de démélange est la trop forte dépendance par rapport aux variations intra-classes de la température. En effet, si deux matériaux ont la même température, il sera difficile de les séparer, même avec une forte différence en émissivité. De plus, l'estimation des abondances dépendra fortement de la variabilité spatiale de la température pour chacun des matériaux.

Pour réduire l'impact de cette variabilité spatiale de la température, une autre voie de démélange a été étudiée : le démélange en émissivité. Elle est présentée dans le prochain chapitre.

Modèle de démélange sur les émissivités

Résumé

Pour se soustraire à l'impact des variations spatiales de la température, la voie envisagée dans ce chapitre est l'estimation des abondances sur les émissivités retrouvées après l'étape de découplage température/émissivité (T/E). Pour cela, il est nécessaire d'exprimer des modèles d'agrégation pour connaître l'émissivité et la température agrégées sur les pixels mixtes en fonction des émissivités des matériaux composant ces pixels et de leurs températures. Le modèle d'agrégation proposé est un modèle linéaire en émissivité. Ce modèle a été validé par comparaison avec les résultats d'estimation des émissivités sur les pixels mixtes à partir de la méthode TES. L'inconvénient de cette voie de démélange est sa sensibilité au bruit de l'instrument et au bruit induit par les algorithmes de découplage T/E.

Sommaire

3.1	Le modèle d'agrégation des émissivités et des températures	52
3.2	Validation du découplage T/E vis-à-vis du modèle d'agrégation	54
3.2.1	Validation du découplage T/E sur un pixel mixte isotherme	55
3.2.2	Validation du découplage T/E sur un pixel mixte non isotherme	56
3.3	Application des méthodes de démélange linéaire sur les émissivités	58
3.3.1	Estimation des abondances sur les émissivités estimées de manière supervisée	59
3.3.2	Estimation des abondances sur les émissivités estimées de manière non supervisée	60
3.3.3	Impact de la température sur l'estimation de l'abondance	62
3.4	Bilan	64

Nous avons vu dans le chapitre précédent que la qualité de l'estimation des abondances à partir des luminances est principalement dépendante de la distribution inter-classe et intra-classe de la température. En effet, la température est le paramètre principal qui influe sur les luminances dans le domaine de l'IRT.

Pour réduire cette influence, il est envisagé d'estimer l'abondance directement sur les émissivités apparentes des pixels mixtes. Ces émissivités sont estimées à partir des méthodes

de découplage T/E présentées dans le chapitre 1. Les émissivités et les températures résultant de ces méthodes de découplage appliquées sur des pixels mixtes sont des émissivités agrégées et des températures agrégées que l'on va chercher à décrire par des modèles d'agrégation.

”L'objectif d'un modèle d'agrégation est d'assimiler une surface observée plissée et hétérogène et ses propriétés associées à une surface plane et homogène, dite surface équivalente, ainsi que ses propriétés équivalentes correspondantes” [20]. Les modèles d'agrégation pour la température et pour l'émissivité ont été étudiés par Fontanilles [20] pour des surface 3D. Le cas du modèle 3D dans les environnements urbains (termes de voisinages) a été présenté dans plusieurs publications [99, 100]. Dans ce manuscrit, ces modèles sont simplifiés pour des surfaces planes.

La première étape du démélange en émissivité consiste, à l'aide des méthodes de découplage T/E, à estimer sur les pixels purs les émissivités et les températures des matériaux constituant la scène et sur les pixels mixtes les émissivités et les températures agrégées [16]. Ces valeurs agrégées sont fonctions de l'abondance, de l'émissivité et de la température de chaque matériau composant les pixels mixtes. En inversant les modèles d'agrégation, on retrouve l'abondance des matériaux.

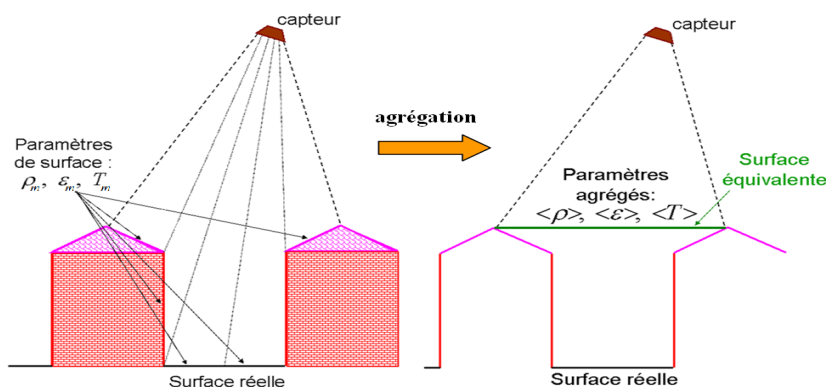


FIGURE 3.1 – Schéma illustrant le principe du phénomène d'agrégation (tiré de [20]).

La simplification des modèles d'agrégation pour un sol plat est explicitée dans la section 3.1. A partir des simulations de mélanges, les modèles d'agrégation sont évalués en comparant les émissivités et les températures issues de ces modèles, aux émissivités et aux températures obtenues par les méthodes de découplage T/E dans la section 3.2. Enfin, La performance de ces méthodes de démélange en émissivité est analysée sur des jeux de données réelles et simulées dans la section 3.3.

3.1 Le modèle d'agrégation des émissivités et des températures

Le modèle d'agrégation des émissivités et des températures est estimé à partir de la luminance BOA. Cette luminance découle de la luminance au capteur de l'équation (2.2) après

correction atmosphérique. En considérant un pixel mixte x, y composé de M matériaux, la luminance BOA, notée $R_{BOA}^{\lambda, x, y}$, s'écrit donc :

$$R_{BOA}^{\lambda, x, y} = \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m^{x, y}) + (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm, \downarrow}^\lambda \right) \cdot S_m^{x, y} \quad (3.1)$$

avec ε_m^λ , $T_m^{x, y}$ et $S_m^{x, y}$ l'émissivité, la température et l'abondance du matériau m dans le pixel x, y

Le principe d'agrégation permet d'écrire la luminance BOA comme résultant d'un pixel pur composé d'un matériau à l'émissivité agrégée $\langle \varepsilon \rangle^{\lambda, x, y}$ et à la température agrégée $\langle T \rangle^{x, y}$. La luminance BOA s'écrit donc :

$$R_{BOA}^{\lambda, x, y} = \underbrace{\langle \varepsilon \rangle^{\lambda, x, y} \cdot B^\lambda(\langle T \rangle^{x, y})}_{R_{emis}^{agreg}} + \underbrace{(1 - \langle \varepsilon \rangle^{\lambda, x, y}) \cdot R_{atm, \downarrow}^\lambda}_{R_{atm, \rho}^{agreg}} \quad (3.2)$$

Deux termes sont présents dans cette équation d'agrégation : le terme de luminance émissive agrégée, noté R_{emis}^{agreg} , et le terme de luminance atmosphérique réfléchie, noté $R_{atm, \rho}^{agreg}$. En identifiant les termes liés à la luminance atmosphérique réfléchis dans les équations (3.1) et (3.2), le terme agrégé d'émissivité s'écrit comme ceci :

$$\langle \varepsilon \rangle^{\lambda, x, y} = \sum_{m=1}^M \varepsilon_m^\lambda \cdot S_m^{x, y} \quad (3.3)$$

En utilisant ce modèle d'agrégation pour l'émissivité et en isolant cette fois-ci les termes liés à la luminance émissive, le terme agrégé de température s'écrit comme ceci :

$$\langle T \rangle^{x, y} = (B^\lambda)^{-1} \left(\frac{\sum_{m=1}^M \varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m^{x, y}) \cdot S_m^{x, y}}{\sum_{m=1}^M \varepsilon_m^\lambda \cdot S_m^{x, y}} \right) \quad (3.4)$$

Ce modèle d'agrégation en température est lié à l'inverse de la loi du corps. Si toutes les températures sont égales à une température T (pixel isotherme), alors ce modèle est égal à cette température T . Cependant, si l'on considère que les températures des matériaux sont différentes (pixels non isothermes), alors la température estimée est une température spectrale.

Si les modèles d'agrégation modélisent les émissivités et les températures estimées à partir des méthodes de découplage T/E, alors le modèle d'agrégation en température doit être constant spectralement. Pour répondre à cette contrainte, une solution possible est de considérer la moyenne spectrale de l'équation (3.4).

3.2 Validation des méthodes de découplage température/émissivité vis-à-vis du modèle d'agrégation

L'objectif de cette section est l'étude de l'adéquation entre les estimations des méthodes de découplage T/E et les modèles d'agrégation en émissivité et en température proposés dans la section précédente.

Pour ce faire, les méthodes de découplage T/E et les modèles d'agrégation sont appliqués sur plusieurs pixels synthétiques. Une première chaîne de traitements consiste à simuler la luminance en entrée capteur à partir des paramètres de la scène liés aux matériaux (émissivité et température) ou à la géométrie de la scène (abondance). Une correction atmosphérique suivie d'un découplage T/E est appliquée à la luminance simulée. En parallèle, les modèles d'agrégation en émissivité et en température sont appliqués pour estimer les émissivités et les températures agrégées. Ces deux chaînes de traitements sont illustrées sur le schéma de la figure 3.2.

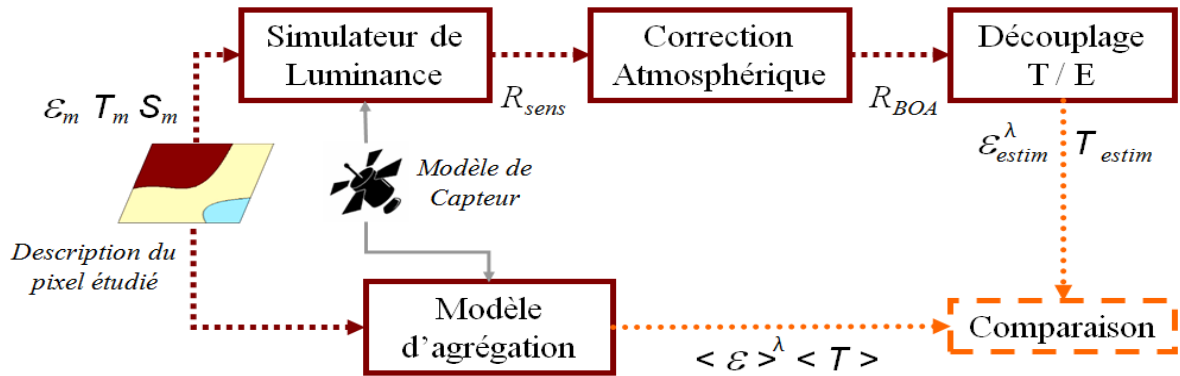


FIGURE 3.2 – Schéma récapitulatif de la validation des méthodes de découplage température/émissivité vis-à-vis des modèles d'agrégation.

L'adéquation entre ces deux chaînes d'opérations est étudiée en considérant pour l'émissivité l'écart quadratique moyen (RMS_ε) entre les deux valeurs d'émissivité et pour la température la différence absolue (RMS_T). Ces écarts s'écrivent ainsi :

$$\text{RMS}_\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{\lambda} (\varepsilon_{estim}^{\lambda} - \langle \varepsilon \rangle^{\lambda})^2} \quad \text{RMS}_T = |T_{estim} - \langle T \rangle| \quad (3.5)$$

où N est le nombre de bandes du capteur, $\varepsilon_{estim}^{\lambda}$ et T_{estim} sont l'émissivité et la température estimées par la méthode de découplage T/E et $\langle \varepsilon \rangle^{\lambda}$ et $\langle T \rangle$ l'émissivité et la température estimées à partir des modèles d'agrégation.

Dans la stratégie globale de traitement d'une image IRT, les pôles de mélanges sont associés aux émissivités et aux températures estimées sur les pixels purs par la méthodes T/E. Pour ne pas avoir d'incohérences entre les estimations de découplage T/E et les modèles d'agrégation en émissivité et en température, les modèles d'agrégation mettent en jeu ces émissivités et

ces températures issues des méthodes de découplage T/E appliquées sur les pixels purs.

L'adéquation entre les modèles d'agrégation et les méthodes de découplage T/E est étudiée sur deux cas de pixels synthétiques : un pixel mixte isotherme, c'est-à-dire dont les matériaux ont la même température, dans la section 3.2.1 et un pixel mixte dont les matériaux ont des températures différentes dans la section 3.2.2.

Paramètres des simulations : Les pixels étudiés sont composés de 1 à 4 matériaux dont les émissivités et les températures varient. Les émissivités sont choisies dans la banque de données ASTER [51] et les températures sont comprises entre 280 K et 340 K. L'atmosphère est modélisée par MODTRAN selon le profil Mid-Lat-Summer dont la température des basses couches est proche de 290 K. 5000 simulations sont réalisées pour avoir une bonne représentation statistique des écarts en émissivité et en température.

Concernant les abondances testées, les cas d'un pixel pur et d'un pixel mixte sont testés avec deux matériaux avec (90%/10%), (75%/25%) et (50%/50%) en abondances, trois matériaux (33% x 3) et quatre matériaux (25% x 4). Les différences de températures, noté d_T entre matériaux varient entre 5 K et 30 K.

On considère pour ces simulations les caractéristiques instrumentales de TASI et la méthode de découplage T/E associée est la méthode TES [8]. Des études complémentaires ont été réalisées en considérant celles de AHS et en utilisant la méthode TES, ainsi que celles de l'instrument SEBASS en utilisant ISSTES [37] pour le découplage T/E. Des résultats comparables à ceux présentés ci-dessous ont été obtenus.

3.2.1 Validation du découplage température/émissivité sur un pixel mixte isotherme

Les modèles d'agrégation sont testés pour un pixel isotherme. Cela signifie que les matériaux présents dans le pixel mixte ont la même température. Les modèles d'agrégation sont donc simplifiés :

$$\langle \varepsilon \rangle^\lambda = \sum_{m=1}^M \varepsilon_m^\lambda \cdot S_m \quad \langle T \rangle = T \quad (3.6)$$

La figure 3.3 représente l'évolution de l'écart en émissivité RMS_ε (en bleu) et en température RMS_T (en vert) par rapport aux variations en abondances (fig. 3.3-(a)) et en température (fig. 3.3-(b)).

On peut observer que plus un pixel est mixte, plus les modèles d'agrégation sont en accord avec les estimations des méthodes de découplage T/E. Ceci peut s'expliquer par le fait que les signatures spectrales des émissivités sont moyennées : les émissivités agrégées s'homogénéisent. Avec ces émissivités homogénéisées, la température estimée par les méthodes de découplages T/E se rapproche ainsi de la véritable température.

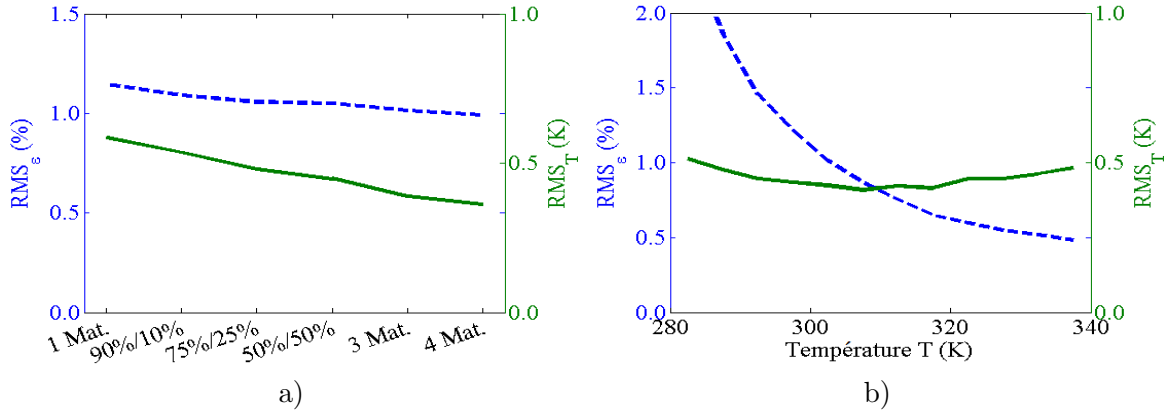


FIGURE 3.3 – Évolution de l'écart RMS_ε (en trait pointillé bleu) et RMS_T (en trait continu vert) en fonction de la variation en abondance (a) et en température (b).

Si l'on considère l'évolution de la température, on peut noter une influence très importante sur l'estimation de l'émissivité agrégée. En effet, pour les plus basses températures ($T < 295\text{K}$), l'émissivité estimée diverge du modèle d'agrégation. Une explication concernant ce phénomène est qu'à de plus faibles températures, la luminance en entrée capteur, et par conséquent la luminance au sol, est faible et le rapport signal à bruit (RSB) est donc plus faible (même puissance du bruit quel que soit le niveau de luminance). Avec un RSB plus faible, les méthodes de découplage ne donnent pas de bons résultats.

En conclusion, nous obtenons de bonnes correspondances entre les estimations de découplage T/E et les modèles d'agrégations. En effet, l'écart est deux fois inférieur à l'estimation de la méthode TES pour l'émissivité (3%) et également inférieur pour la température (1.6K). Il convient de préciser qu'en raison du faible RSB, les méthodes de découplage T/E ne donnent pas de bons résultats : on observe alors une augmentation de l'écart avec les modèles d'agrégation en émissivité.

Voyons maintenant l'évolution de ce modèle d'agrégation pour un pixel mixte non isotherme.

3.2.2 Validation du découplage température/émissivité sur un pixel mixte non isotherme

Les modèles d'agrégation sont ici testés pour un pixel non isotherme. Pour isoler l'erreur due à l'écart en température, seul l'impact de la température des matériaux est étudié. On considère deux matériaux d'abondance (50%/50%). Les modèles d'agrégation s'écrivent donc :

$$\langle \varepsilon \rangle^\lambda = \frac{\varepsilon_1^\lambda + \varepsilon_2^\lambda}{2} \quad \langle T \rangle = \frac{1}{N} \cdot \sum_\lambda (B^\lambda)^{-1} \left(\frac{\varepsilon_1^\lambda \cdot B^\lambda(T_1) + \varepsilon_2^\lambda \cdot B^\lambda(T_2)}{\varepsilon_1^\lambda + \varepsilon_2^\lambda} \right) \quad (3.7)$$

La figure 3.4 représente l'évolution de l'écart en émissivité RMS_ϵ et en température RMS_T en fonction de l'écart entre les températures d_T (fig. 3.3-(a)). La figure 3.3-(b) représente l'impact de cette variation de la température par rapport à l'émissivité estimée quand on considère un écart de température entre 5K et 30K pour un pixel isochrome d'asphalte, ce qui signifie que les deux corps composant le pixel mixte sont des asphaltes à des températures différentes.

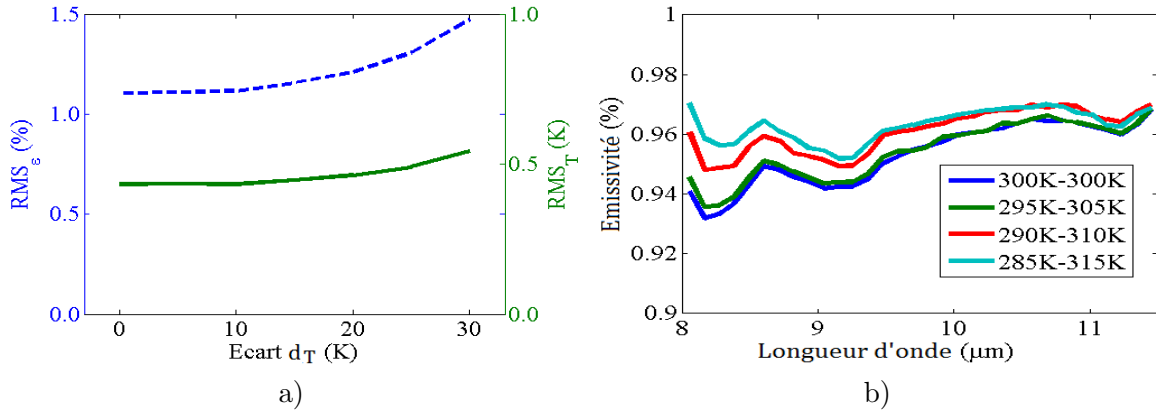


FIGURE 3.4 – Évolution de RMS_ϵ (en pointillé bleu) et RMS_T (en trait continu vert) en fonction de l'écart des températures entre matériaux (a). Représentation de l'impact de l'écart de la température entre matériaux sur l'émissivité pour un pixel isochrome en asphalte (b).

On peut observer que plus l'écart de température au sein d'un pixel mixte augmente, plus l'écart entre le modèle d'agrégation et les estimations d'émissivité et de température est grand. Il convient de noter qu'une différence de comportement des deux écarts RMS_ϵ et RMS_T apparaît pour $d_T = 15$ K. En effet, avant cette valeur de d_T , les deux écarts sont relativement constants, alors qu'après 15 K, les écarts augmentent. Au delà de cette valeur, l'écart en température d_T est trop important et la méthode de découplage T/E donnera une estimation différente pour un pixel pur et un pixel mixte composé du même matériau mais avec deux températures différentes. Le modèle d'agrégation n'est donc plus valide.

Cette évolution peut être observée sur l'exemple illustré de la figure 3.4-(b). Les courbes bleue et verte correspondent à des valeurs de d_T de 0 K et 10 K. On peut voir que les estimations d'émissivités sont similaires. Dès que d_T est supérieure à 15 K (20 K et 30 K pour les courbes rouge et bleu ciel), on observe un net écart entre l'estimation du pixel pur ($d_T = 0$ K) et avec un pixel non isotherme ($d_T > 15$ K).

En conclusion, pour un matériau ayant une variation intra-classe en température supérieure à 15 K, il faut donc considérer plusieurs classes de matériaux (par exemple, de l'asphalte à l'ombre et au soleil correspondent à deux classes distinctes). De plus, ces simulations montrent que si l'on considère un pixel mixte avec un écart entre les températures des matériaux supérieur à 15 K, alors le modèle n'est plus linéaire et les méthodes d'estimation d'abondance risquent de diverger.

Ce qu'il faut retenir :

Au sein d'un pixel mixte, les modèles d'agrégation permettent de modéliser l'émissivité et la température d'un matériau qui composerait un pixel pur à la même luminance que le pixel mixte.

Sous réserve d'un faible écart en température entre les matériaux au sein d'un pixel mixte, des modèles d'agrégation linéaire en émissivité et constant spectralement en température sont déduits.

Ces modèles ont pu être validés par rapport aux estimations de la méthode TES de découplage T/E pour des pixels mixtes dont les écarts en température sont inférieurs à 15 K.

3.3 Application des méthodes de démixage linéaire sur les émissivités

Cette section s'attachera à l'estimation des abondances directement après les estimations d'émissivité de la méthode TES. Cette estimation est tout d'abord étudiée sur les scènes composées de trois matériaux issues des campagnes ValCalHyp et DUCAS décrites dans les sections 1.3.1 et 1.3.2 et dont les cartes de vérité terrain sont représentées sur les figures 3.5-(a-b).

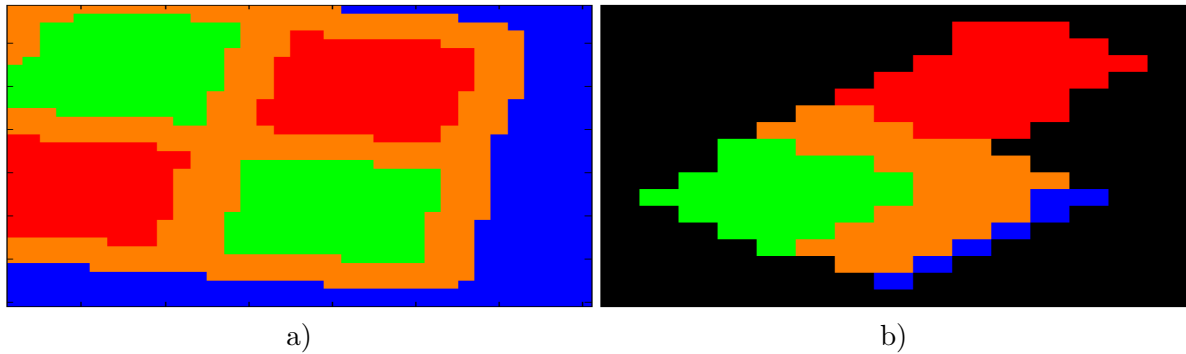


FIGURE 3.5 – Représentation des vérités terrains pour la campagne ValCalHyp (a) et pour la campagne DUCAS (b). Les couleurs Rouge-Vert-Bleu représentent les trois matériaux qui composent les scènes et la couleur Orange représente les zones probables de pixels mixtes.

La stratégie est la suivante. La méthode TES de découplage T/E est appliquée sur l'ensemble de l'image. Les pôles de mélanges sont obtenus en moyennant les émissivités estimées par TES sur les zones pures de l'image (zone de couleur rouge, vert et bleu des figures 3.5-(a-b)). Ces pôles de mélanges sont utilisés pour estimer les abondances sur l'image IRT à partir d'une méthode de démixage linéaire. C'est une stratégie supervisée où l'utilisateur connaît la localisation des zones de pixels pures pour chaque matériau.

Comme dans le chapitre précédent, nous utiliserons la méthode FCLS pour estimer les

abondances. Cette méthode impose les contraintes de positivité et de somme à 1 sur l'abondance.

Pour évaluer la stratégie du démixage de manière non-supervisée, la méthode FCLS est premièrement étudiée de manière non supervisée, en estimant le nombre de pôles de mélange par la méthode HySime et les pôles de mélange eux mêmes par la méthode VCA. Cette étude est présentée dans la section 3.3.2. La manière supervisée, c'est à dire en connaissant le nombre de pôles de mélange (ici trois matériaux) et leurs signatures spectrales, est étudiée dans la section 3.3.1. Enfin, la précision de cette stratégie supervisée est analysée sur la simulation d'un cas simple de mélange composé de deux matériaux avec la même configuration de scène que celle étudiée dans la section 2.3.

3.3.1 Estimation des abondances sur les émissivités estimées de manière supervisée

Les estimations d'abondances sont effectuées après l'application de la méthode TES [8] de découplage T/E. Ces estimations sont représentées sur la figure 3.6-(a-c) pour la campagne ValCalHyp et 3.6-(d-e) pour la campagne DUCAS.

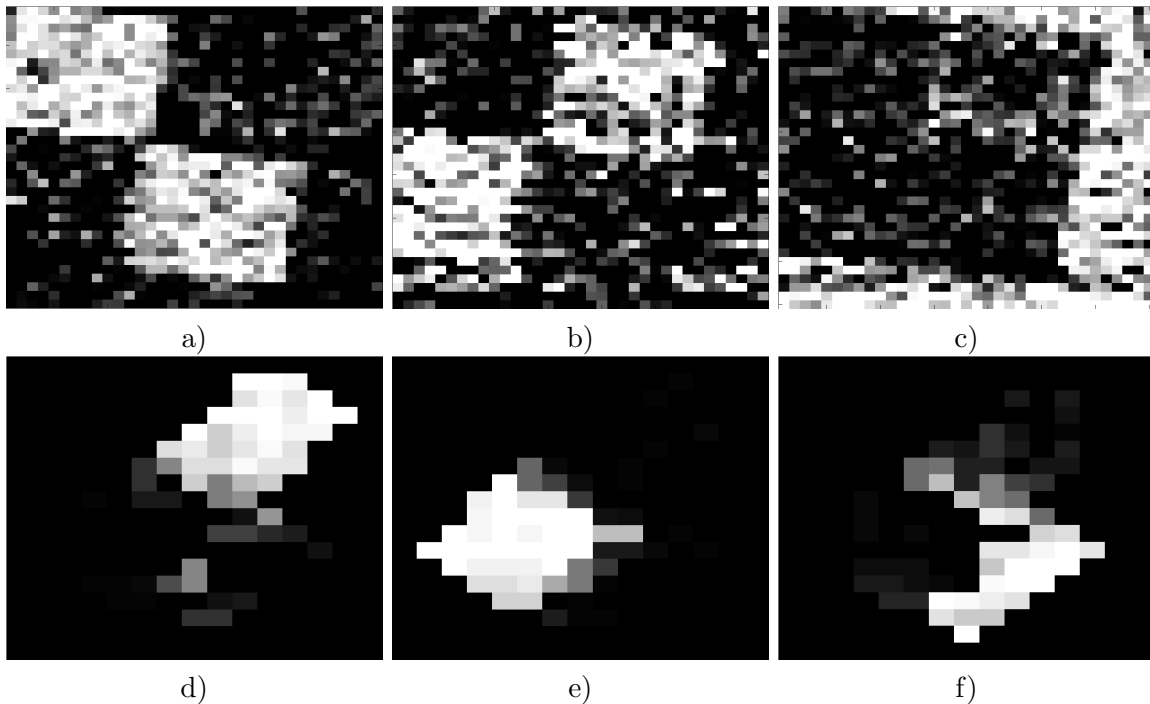


FIGURE 3.6 – Représentation des cartes d'abondances obtenus de manière supervisée par le démixage en émissivité pour la campagne ValCalHyp (a-c) et pour la campagne DUCAS (d-f).

La première observation que nous pouvons tirer de ces estimations de cartes d'abondances est le fait que les cartes sont plus bruitées en réalisant le démixage à partir des estimations

d'émissivité qu'en réalisant le démixage directement sur les luminances.

De plus, uniquement à partir des émissivités, FCLS confond des pixels associés à un mélange par rapport à des pixels purs. En effet, on peut observer sur l'image DUCAS que sur la frontière entre l'asphalte et le gravier, quelques pixels mixtes sont estimés comme des pixels composés à majorité du troisième toit (en gris sur la figure 3.6-(f)).

Plusieurs raisons expliquent cette mauvaise performance. Premièrement, la température est le paramètre qui impacte le plus la formation du signal (son intensité principalement). Lorsqu'on retire cette composante, le RSB diminue, ce qui signifie que le bruit est amplifié. Les cartes d'abondances sont donc plus bruitées.

Deuxièmement, lorsqu'il y a peu de différence entre les émissivités (pas de différence dans la proportion des minéraux ayant une signature spectrale marquée dans l'IRT), alors le démixage est difficile à réaliser sur les émissivités et les estimations des cartes d'abondances sont bruitées.

Enfin, selon la température des matériaux, la méthode TES ne retrouve pas la même émissivité. Cela est dû au fait que pour certains spectres d'émissivité, l'impact de la température peut jouer sur l'estimation de l'émissivité (précisément sur les valeurs de MMD ou sur les valeurs de ϵ_{min}). En présence d'un même matériau sur deux pixels purs différents en température, le TES peut conduire à des émissivités différentes et donc fausser les estimations en abondance.

3.3.2 Estimation des abondances sur les émissivités estimées de manière non supervisée

L'approche non supervisée est étudiée dans cette section par la combinaison des trois méthodes HySime + VCA + FCLS. Les cartes d'abondances estimées sont représentées sur la figure 3.7-(a-b) pour la campagne ValCalHyp et 3.7-(c-j) pour la campagne DUCAS.

Comme on peut le voir sur ces cartes d'abondances estimées, la méthode HySime n'estime pas correctement le nombre de pôles de mélange dans la scène.

- Pour la campagne ValCalHyp, il y a une sous-estimation du nombre de pôle de mélange. Ceci peut s'expliquer par le fait que si les émissivités sont identiques entre elles, toute l'information est alors contenue dans la première composante et donc la méthode HySime estime que la taille du sous-espace contenant le simplexe est de dimension un. Il n'y a alors qu'un mélange constitué de deux matériaux.
- Pour la campagne DUCAS, il est possible que les émissivités sur les pixels mixtes ne correspondent pas à un mélange linéaire entre d'autres émissivités. Alors la méthode HySime surdimensionne la taille du sous-espace.

Dans les deux cas, la méthode VCA ne peut estimer correctement les pôles de mélange. Avec des pôles de mélange incorrects, la méthode FCLS estime des cartes de mélange qui

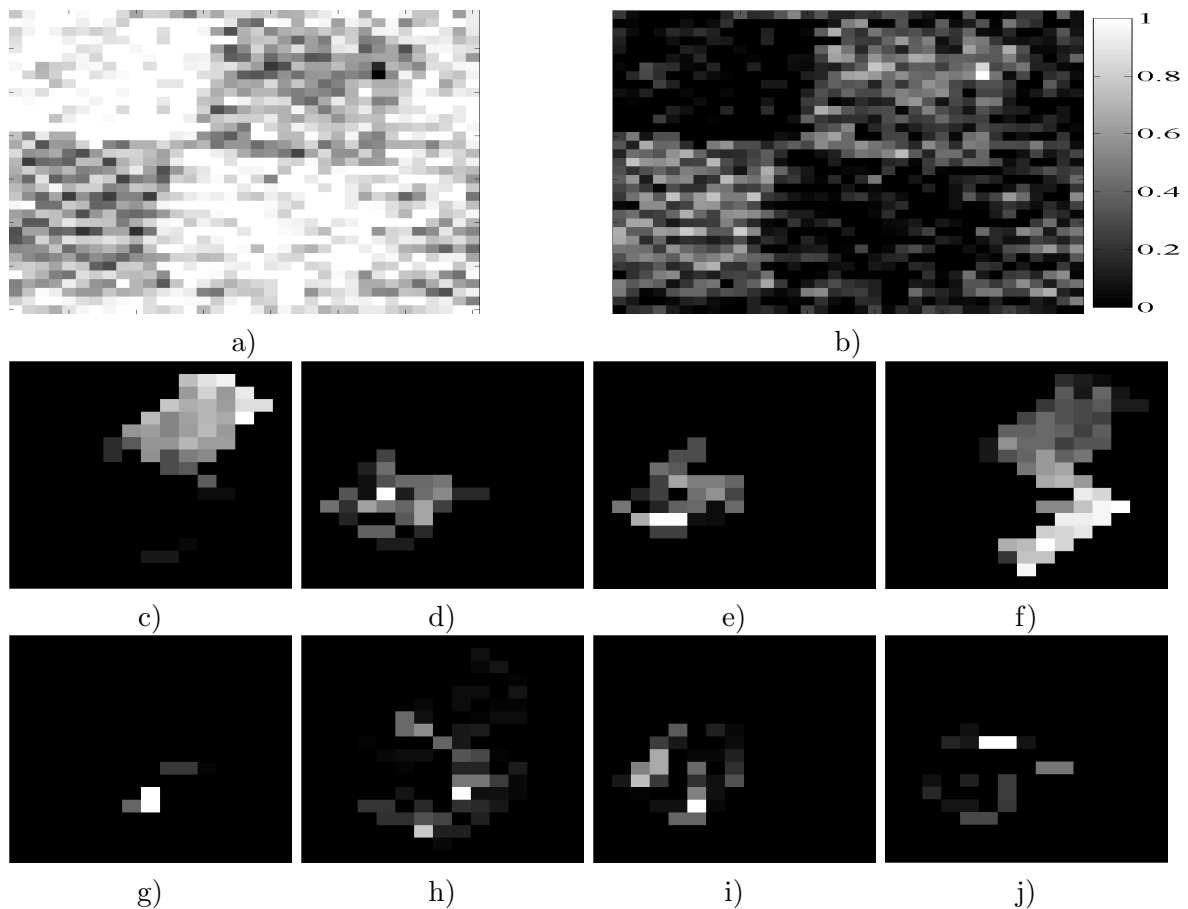


FIGURE 3.7 – Représentation des cartes d’abondances estimées de manière non supervisée pour la campagne ValCalHyp (a-b) et pour la campagne DUCAS (c-j).

n’ont plus vraiment de signification physique.

- Pour la campagne ValCalHyp, il semblerait que l’algorithme FCLS se focalise sur une donnée aberrante.
- Pour la campagne DUCAS, quatre des huit cartes d’abondances correspondent aux cartes des trois toits (Asphalte en (c), Gravier en (d) et (e) et troisième toit en (f)). Les quatre autres cartes d’abondance sont focalisées sur les pixels aux frontières de ces trois matériaux.

Si l’on impose le nombre de pôles de mélange, alors la méthode VCA estime des pôles de mélanges cohérents avec les matériaux dans la scène. Une réalisation de ces cartes est illustrée sur les figures 3.8-(a-c) pour la campagne ValCalHyp et 3.8-(d-f) pour la campagne DUCAS.

La combinaison de cette méthode avec FCLS donne, dans beaucoup de cas, des cartes semblables aux estimations de FCLS par l’approche supervisée. Cependant, ces cartes estimées de manière non-supervisées sont beaucoup moins parcimonieuses par rapport aux cartes estimées par l’approche supervisée.

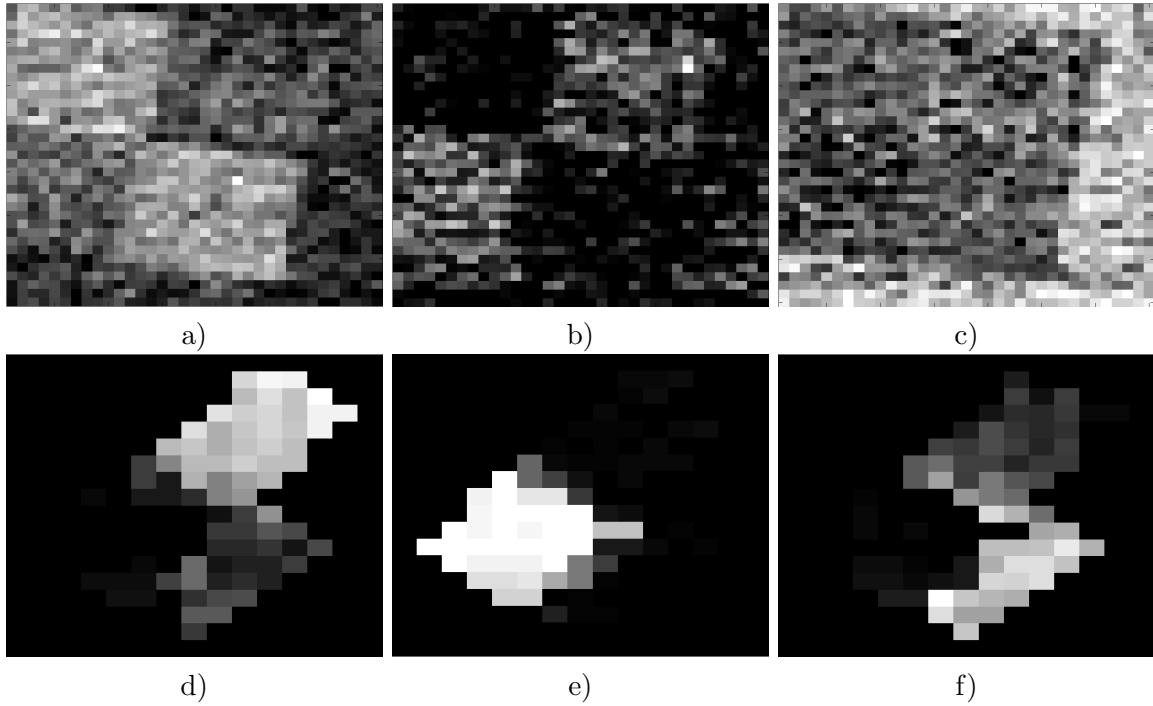


FIGURE 3.8 – Représentation des cartes d’abondances estimées de manière semi-supervisée en connaissant le nombre de pôles de mélange. Les cartes d’abondances sont estimées pour la campagne ValCalHyp en (a-c) et pour la campagne DUCAS en (d-f).

Il convient de rappeler que la méthode VCA est une méthode qui recherche aléatoirement les différents vecteurs orthogonaux associés aux pôles de mélange. Les cartes d’abondances représentées ici correspondent à une seule des réalisations de l’estimation des pôles de mélange.

On peut donc conclure que si l’estimation du nombre de pôles de mélange donne de mauvais résultats (sous-estimation pour la campagne ValCalHyp ou sur-estimation pour la campagne DUCAS), les estimations des pôles de mélange et des abondances ne sont pas concluantes. Cependant, si on suppose le nombre de pôles de mélange connu, alors les résultats d’estimation d’abondances sont proches de ceux estimés par l’approche supervisée. En estimant les abondances à partir des pôles de mélange estimés par VCA, une des limitations est que les estimations des cartes d’abondances sont moins parcimonieuses. De plus, il est plus difficile de différencier des matériaux ayant des émissivités proches mais des différences en température.

3.3.3 Impact de la température sur l’estimation de l’abondance

L’erreur étudiée ici est l’écart quadratique moyen entre les abondances simulées et les abondances estimées par la méthode FCLS appliquée sur ε_{estim} . Ces émissivités ε_{estim} correspondent aux émissivités estimées à partir de la méthode TES. Cette méthode TES est appliquée sur les pixels purs et mixtes de la scène.

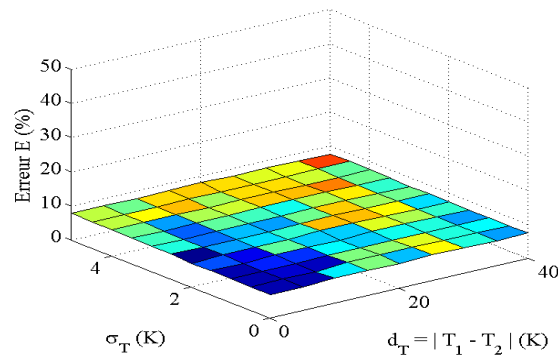


FIGURE 3.9 – Estimation de la performance de FCLS selon les différentes configurations de distribution de température. L’erreur quadratique moyenne des estimations en abondance est comparée en fonction de la distance inter-matériaux en température d_T et de l’écart-type de la variation spatiale σ_T .

Une première observation est que l’erreur quadratique moyenne reste relativement constante par rapport à la différence inter-matériaux en température (d_T) et par rapport à la variabilité spatiale de la température (écart type σ_T). Une légère augmentation de l’erreur pour les faibles températures peut être due au fait que le RSB est plus faible pour les luminances avec des températures basses¹.

Ceci répond à l’objectif de réduire l’influence de la température sur l’estimation des cartes d’abondances. Cependant, le niveau de l’erreur reste important (environ 10% pour la plupart des cas) et une nouvelle approche doit être examinée.

Ce qu’il faut retenir :

Cette section présente l’application des méthodes de démixage à partir des émissivités estimées via les méthodes de découplage température/émissivité.

Ces méthodes de démixage garantissent une relative indépendance vis-à-vis des variations spatiales de la température.

La méthode HySime ne donne pas de bons résultats. Cependant, une approche semi-supervisée en supposant connu le nombre de pôles donne de meilleurs résultats, même si l’approche favorisant le mieux la parcimonie est l’approche supervisée en utilisant uniquement FCLS.

Quelle que soit l’approche utilisée, les méthodes de découplage introduisent un bruit sur les émissivités qui perturbent l’estimation des abondances. Il est donc nécessaire d’envisager une autre voie de démixage associée à une nouvelle définition de pôle de mélange.

1. On rappelle ici que le matériau d’asphalte a une température constante à 290K, quel que soit l’écart d_T .

3.4 Bilan

L'objectif de ce chapitre est l'étude des méthodes de démélange appliquées aux émissivités. Ces émissivités sont retrouvées à partir des méthodes de découplage T/E.

Pour cela, il est nécessaire d'analyser les modèles d'agrégation sur les émissivités et sur les températures d'un pixel mixte. Ces modèles d'agrégation modélisent l'émissivité et la température d'un pixel "pur" ayant la même réponse spectrale que le pixel mixte.

L'expression de la luminance au sein d'un pixel mixte a conduit à l'élaboration d'un modèle de démélange linéaire en émissivité. Cependant, il n'est valable que pour des écarts en température inférieurs à 15K au sein du pixel mixte.

Les modèles d'agrégation en température et en émissivité ont été comparés aux estimations d'émissivités et de températures de la méthode de découplage TES. Cette comparaison a été élaborée uniquement sur des simulations. Les résultats ont montré un bon accord entre les estimations TES et les modèles d'agrégation. Pour la majorité des simulations, un écart inférieur à 1.5% en émissivité et 1 K en température a été calculé.

A partir du modèle linéaire d'agrégation en émissivité, l'estimation des abondances a été effectuée en considérant deux approches : une approche supervisée, où la méthode FCLS a été testée avec les moyennes des émissivités estimées sur les pixels purs, et une approche non supervisée, où la méthode FCLS a été testée après l'estimation du nombre de pôles de mélange par la méthode HySime et après l'estimation des pôles de mélange par la méthode VCA.

En ce qui concerne l'approche non supervisée, l'estimation du nombre de pôles de mélange n'a pas été concluante. Cependant, en connaissant le nombre de pôles de mélange, l'estimation des émissivités à partir de la fusion des méthodes VCA et FCLS donne des résultats plus satisfaisants, avec cependant des cartes d'abondances bruitées et non parcimonieuses.

Avec la méthode supervisée, ces cartes d'abondances sont mieux estimées en terme de parcimonie. Il convient cependant de noter deux observations. (1) La variabilité spatiale liée à la température ne perturbe plus l'estimation des abondances. (2) Les cartes d'abondances sont trop bruitées. En effet, FCLS ne fonctionne pas à cause de la baisse du RSB sur les estimations d'émissivités de la méthode TES et à cause de la trop faible variation des émissivités dans l'IRT.

Cela contredit notre hypothèse concernant le pôle de mélange associé uniquement aux émissivités. Il est donc envisagé de considérer un pôle de mélange associé cette fois à un unique spectre d'émissivité et à une plage de température. Une nouvelle approche basée sur cette nouvelle définition de pôle de mélange est présentée dans le chapitre suivant.

TRUST - Une méthode de démélange appliquée aux images infra-rouges thermiques

Résumé

Afin d'estimer les paramètres des matériaux présents dans la scène, telles que leurs émissivités, leurs cartes de températures et leurs cartes d'abondances, nous avons mis au point une stratégie en plusieurs étapes : (1) localisation des pixels purs de chaque matériau composant la scène, (2) estimation des émissivités et des températures moyennes de chaque matériau sur les pixels précédemment identifiés, et (3) estimation des températures et des abondances sur l'ensemble des pixels de la scène, en fonction d'une estimation des températures subpixeliques. Cette dernière étape est réalisée par la nouvelle méthode TRUST, pour *Thermal Remote sensing Unmixing for Subpixel Temperature*. Ce chapitre se concentre sur la présentation de la méthode. Son application sur des jeux de données simulées et réelles sera présenté dans le chapitre suivant.

Sommaire

4.1	Localisation des pixels purs	67
4.2	Estimation des émissivités et des températures moyennes	69
4.2.1	Étude d'une estimation non-biaisée de l'émissivité et de la température	69
4.2.2	Étude du nombre minimal de pixels pour une bonne représentation statistique de l'émissivité	71
4.3	Estimation des températures connaissant les abondances	73
4.3.1	Construction de l'estimateur linéaire	74
4.3.2	Étude du conditionnement de l'estimation	76
4.3.3	Calcul de la variance de l'estimateur linéaire	79
4.3.4	Robustesse par rapport aux erreurs d'estimation sur l'abondance	80
4.4	Estimation conjointe des abondances et des températures	82
4.4.1	Minimisation de l'erreur de reconstruction	83
4.4.2	Deuxième minimisation tenant compte des écarts en température	84
4.4.3	Réduction du temps de calcul par une approche <i>Matching Pursuit</i>	85
4.5	Bilan de la méthode TRUST	87

Deux approches ont été présentées précédemment pour répondre à la problématique du démixage dans l'infra-rouge thermique (IRT). Ces deux approches ont montré plusieurs limitations. Elles ne sont pas robustes à de grandes variations de la température pour le démixage en luminance, présenté dans le chapitre 2, et elles estiment des abondances trop bruitées pour le démixage en émissivité, présenté dans le chapitre 3.

Cette forte influence de la température nous a donc amené à construire une méthode ré-estimant au sein des pixels mixtes cette température. Cette méthode se découpe en deux étapes. La première étape estime la température et l'émissivité des pixels purs de chaque classe de matériaux qui compose la scène étudiée via des méthodes de découplage température/émissivité (T/E). La localisation de ces matériaux purs peut se faire de manière supervisée directement sur l'image IRT, ou non supervisée sur d'autres jeux de données mis en correspondance avec l'image IRT. La seconde étape estime sur l'ensemble de l'image IRT les cartes d'abondances et de températures de chacune des classes de matériaux. Elle est réalisée par la nouvelle méthode TRUST, pour Thermal Remote sensing Unmixing for Subpixel Temperature. Un schéma récapitulatif de la méthode est donné sur la figure 4.1.

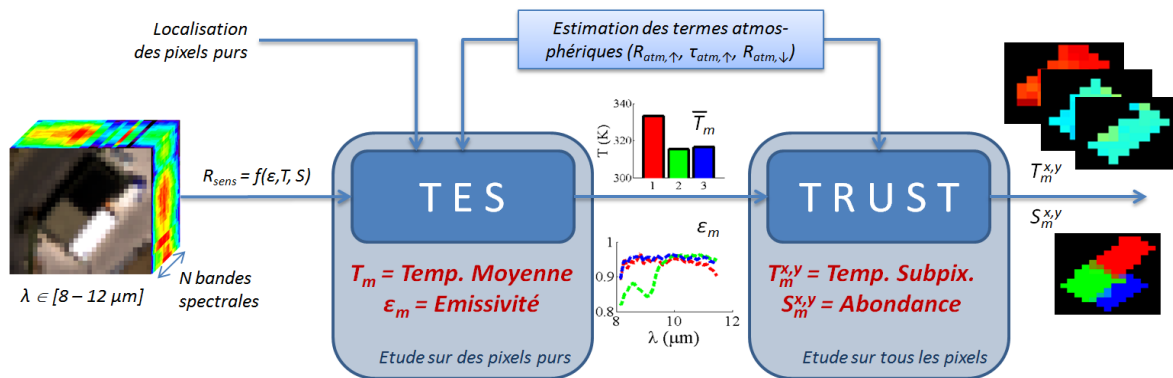


FIGURE 4.1 – Schéma récapitulatif de l'approche globale du démixage dans l'IRT. Une image hyperspectrale est acquise dans le domaine de l'IRT. La première étape est l'identification des matériaux par leurs propriétés optiques (émissivité) et leurs températures. Cette identification est réalisée via les méthodes de découplage T/E (TES [8]) sur des pixels purs composés pour chaque matériau. La localisation de ces pixels purs est faite par l'utilisateur (processus supervisé) ou par des méthodes automatiques sur des images acquises dans le Visible et le proche infrarouge (V-PIR) et co-registrées avec l'image IRT (processus non-supervisé). La seconde étape est l'estimation des cartes de températures et d'abondances de chacun des matériaux par la nouvelle méthode TRUST.

Ce chapitre se décompose comme suit : le pré-traitement visant à localiser les pixels purs est étudié dans la section 4.1 et l'estimation des émissivités et des températures dans la section 4.2. Ensuite, l'estimation des températures sur les pixels mixtes est présentée dans la section 4.3. Cet estimateur est nécessaire à la méthode TRUST qui estime conjointement sur les pixels mixtes les abondances et les températures des matériaux composant le pixel mixte. Cette estimation conjointe est détaillée dans la section 4.4.

4.1 Localisation des pixels purs

Cette section se concentre sur la localisation des pixels purs. Considérons l'image IRT composée de M classes de matériaux. L'objectif est de localiser pour chaque matériau des pixels purs sur lesquels l'émissivité et la température de ces M matériaux seront estimées. L'hypothèse fondamentale est l'existence pour chacun de ces matériaux de ces pixels purs.

Ce pré-traitement peut être vu au sein de l'approche globale de démixage, présentée dans le chapitre 2, comme une recherche de pôle de mélange. Ici le pôle de mélange est constitué d'un unique couple d'émissivité et de température moyenne.

Cette localisation des pixels purs peut être établie soit de manière supervisée, c.a.d par l'utilisateur, soit de manière non supervisée, c.a.d sans l'intervention de l'utilisateur.

Pour une localisation supervisée, l'utilisateur sélectionne des pixels purs pour chaque classe de matériaux de l'image IRT. Il est donc nécessaire de connaître le nombre de matériaux composant la scène, ainsi que leur localisation spatiale. Cette solution est envisageable pour des petites scènes (scène des mires d'étalonnage de la campagne ValCalHyp présentée dans la section 1.3.1) ou lorsque des informations sont disponibles a priori (carte de classification de référence de la campagne DUCAS présentée dans la section 1.3.2).

Pour une localisation non-supervisée, il est nécessaire de recourir à des méthodes de classification ou de recherche de pôles de mélange sur d'autres jeux d'images, telle qu'une image acquise dans le réflectif à partir du même capteur comme par exemple le capteur AHS pour la campagne ValCalHyp, ou à partir d'un autre capteur et co-registrée avec l'image IRT comme pour la campagne DUCAS où le capteur thermique TASI et le capteur réflectif EAGLE ont acquis simultanément des images hyperspectrales d'une même zone. Cependant, si ces méthodes fonctionnent bien dans le domaine réflectif (VCA, NFindR), leur utilisation dans le domaine de l'IRT est plus complexe [101].

Limitations de la méthode de localisation non supervisée : Plusieurs raisons peuvent limiter cette approche non supervisée. Premièrement, il est nécessaire d'avoir d'autres jeux de données acquis dans le visible-proche infrarouge (V-PIR) quand on considère des capteurs thermique avec de grandes résolutions spectrales (TASI). Il faut alors recourir à des opérations de co-registation entre les images V-PIR et IRT. Ces opérations peuvent être une source d'erreurs sur cette localisation.

Deuxièmement, des couples de matériaux peuvent être identifiés comme différents dans le domaine de l'IRT et similaire dans le domaine V-PIR, et vice-et-versa. Pour illustrer cette situation, les réflectances¹ et les émissivités, estimées par la méthode TES [8], de 4 classes de matériaux ont été représentées sur la figure 4.2.

Deux matériaux ayant la même signature dans le domaine de l'IRT peuvent avoir des

1. Les réflectances ont été estimées en considérant qu'à chaque longueur d'onde, un corps ayant une réflectance égale à 1 était présent. Il a suffit alors de diviser les luminances de l'image EAGLE par le maximum de ces luminances à chaque longueur d'onde pour retrouver les réflectances.

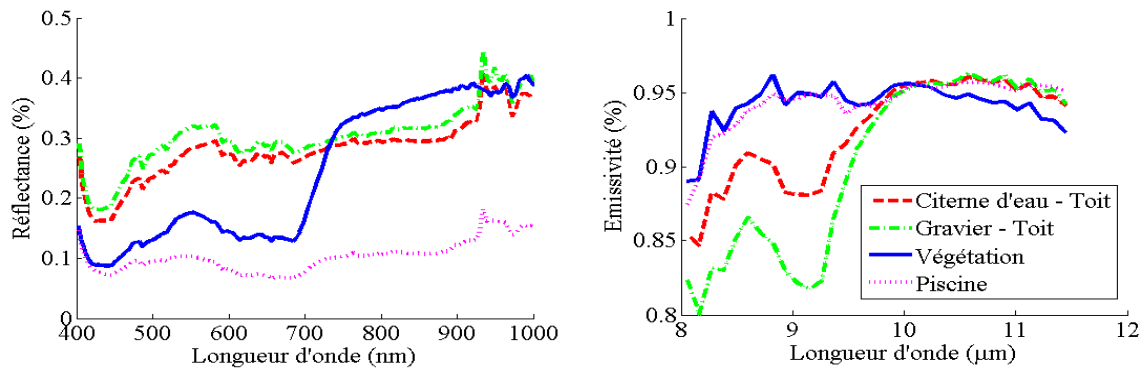


FIGURE 4.2 – Représentation de la réflectance et de l'émissivité estimées sur quatre classes de matériaux de la campagne DUCAS. Les émissivités ont été estimées à partir de l'image TASI et les réflectances à partir de l'image EAGLE.

signatures différentes dans le V-PIR. C'est le cas de l'herbe et de l'eau. Ces deux matériaux ont la même émissivité et des réflectances différentes.

A l'inverse, deux matériaux peuvent avoir leurs réflectances assez proches dans le domaine du V-PIR et des émissivités différentes dans le domaine de l'IRT. Considérons deux matériaux artificiels : un toit en gravier et le sol entre les citernes d'eau de la campagne DUCAS. Les émissivités dans l'IRT sont différentes par la présence de la bande de réflexion du silicate, en grande proportion sur le ciment et en plus faible proportion sur les matériaux de route.

Compte tenu des limitations de l'approche non-supervisée, les pixels purs sont donc localisés de manière supervisée sur l'image IRT. L'utilisateur sélectionne un certain nombre de pixels qu'il considère comme purs. Les méthodes de découplage T/E sont ensuite appliquées à ces pixels purs pour extraire l'émissivité et la température moyenne de chaque classe de matériaux, processus détaillé dans la prochaine section.

Ce qu'il faut retenir :

Le processus de sélection des pixels purs peut se faire de deux façons :

- Directement sur l'image IRT : où aucune autre acquisition n'est nécessaire mais demande la supervision d'un utilisateur
- Sur une image co-registrée acquise dans le V-PIR, pour laquelle des méthodes de localisation de pixels purs non-supervisées existent, mais cela nécessite la disponibilité de cette image co-registrée.

Il est important de noter que deux matériaux peuvent être différents dans le visible mais avoir des émissivités très proches dans l'IRT. Nous nous sommes donc concentrés dans cette thèse sur une localisation supervisée par l'utilisateur directement sur l'image IRT.

4.2 Estimation des émissivités et des températures moyennes de chaque classe de matériaux

Comme expliqué précédemment dans la section 1.2, l'estimation de l'émissivité et de la température sur un pixel pur est un problème sous-déterminé. Beaucoup de méthodes existent mais seulement une méthode en particulier est considérée : la méthode *Temperature and Emissivity Separation*, notée TES [8]. En effet, comme expliqué dans la section 1.2.2, c'est la méthode qui fonctionne pour les deux capteurs utilisés dans ce manuscrit.

Sur chacun des p pixels purs localisés pour chacun des matériaux à l'étape précédente, l'émissivité et la température sont estimées. La moyenne des émissivités et des températures sont ensuite respectivement choisies comme l'émissivité et la température du matériau.

Enfin, une étape de regroupement des classes de matériaux en classes séparables est réalisée. Le but est de définir des classes dont les couples émissivité/température sont suffisamment distincts pour estimer l'abondance et la température des matériaux sur les pixels mixtes. Cette étape est réalisée à partir de l'angle spectral et de l'écart quadratique moyen entre les émissivités des différentes classes de matériaux et des différences entre les températures de ces différentes classes.

Cependant, plusieurs questions se posent quant au choix pris pour cette étape concernant la nécessité d'utiliser des méthodes de découplage T/E utilisant une contrainte sur l'émissivité, ou sur le nombre de pixels purs nécessaires pour une bonne estimation des émissivités et des températures.

Ces choix seront argumentés dans la section 4.2.1 où le cas d'une estimation de l'émissivité et de la température non-biaisée, c.a.d sans contrainte sur l'émissivité, est étudié, ainsi que dans la section 4.2.2 quantifiant le nombre minimum de pixels purs nécessaire à une estimation convenable de l'émissivité et de la température moyenne par matériau.

4.2.1 Étude d'une estimation non-biaisée de l'émissivité et de la température

L'objectif de cette section est l'étude de l'estimation non-biaisée de l'émissivité et de la température. La méthode TES fait partie de la famille des méthodes à hypothèse, fondée sur une contrainte de l'émissivité liant l'émissivité minimale à la valeur du Maximum Minimum Difference (MMD).

On peut néanmoins s'interroger sur la nécessité de telles contraintes pour l'étape de découplage T/E. Les études des chapitres précédents (cf chap. 2 et 3) ont montré qu'il existe une variabilité spatiale de la température pour chaque matériau (variabilité intra-classe) sur les pixels purs et mixtes. Si l'on considère l'estimation globale de l'émissivité et des températures pour l'ensemble des p pixels purs d'un même matériau localisés précédemment, le problème d'estimation se résume à $N+p$ inconnues (les N bandes spectrales de l'émissivité et

les p températures) pour $N \cdot p$ équations, ce qui en fait un problème sur-déterminé. C'est le principe des méthodes multi-températures appliqué à de très faibles variations de températures (écart-type à quelques Kelvin).

Cependant, le problème est mal conditionné. Montrons ce mauvais conditionnement à partir du calcul de la borne de Cramer-Rao. La borne de Cramer-Rao définit la borne inférieure de la variance de tout estimateur non-biaisé. Si cette borne est supérieure à 1 K en température ou à 1 % en émissivité, on peut alors penser que l'estimation est mal définie. On définit $CRLB_T$ la borne de Cramer-Rao concernant l'estimation des p températures et $CRLB_\varepsilon$ la borne de Cramer-Rao concernant l'estimation des N émissivités.

Le conditionnement est étudié en considérant une simulation de p pixels purs d'asphalte dont l'émissivité provient de la banque de données ASTER [51] dans la section des matériaux artificiels (*man-made materials*). La température moyenne de ce matériau est fixée à 300K. L'atmosphère est modélisée selon le profil atmosphérique de Mid-Latitude Summer de MODTRAN [22]. La scène est observée via l'instrument TASI [54]. Les simulations sont donc bruitées avec un bruit gaussien centré et d'écart-type égal à $0.03 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$

Les paramètres qui varient sont l'écart-type de la distribution de température σ_T , entre 0.5K et 10K, et le nombre p de pixels composant la zone de pixels purs, entre 2 et 100 pixels. Pour chaque couple (σ_T, p) , les p températures sont générées aléatoirement cinq fois selon une loi normale avec comme moyenne 300K et comme écart type σ_T . Pour chacune des cinq distributions de température, la borne de Cramer-Rao a été estimée et leur moyenne est représentée sur la figure 4.3-(a) pour $CRLB_T$ et (b) pour $CRLB_\varepsilon$. Les valeurs affichées sur les figures 4.3-(a) et (b) sont les racines carrées des bornes de Cramer Rao. Cela représente ainsi l'écart type de la meilleure estimation non-biaisée de l'émissivité et de la température. Ces valeurs sont en K pour la température et en % pour l'émissivité.

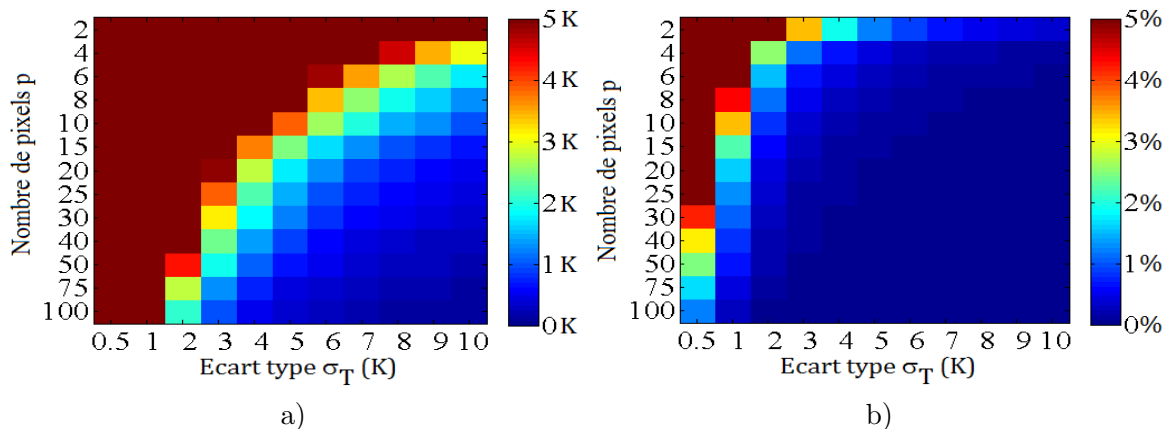


FIGURE 4.3 – Évolution de la borne de Cramer Rao pour l'estimation des températures en (a) et pour l'estimation des émissivités en (b) par rapport à l'écart-type des températures σ_T et des nombres de pixels p . Seule la racine carrée des bornes de Cramer Rao est représentée.

La première observation faite à partir de ces cartes de bornes de Cramer-Rao est que la variance diminue lorsque l'on augmente le nombre de pixels p considérés ou l'écart type σ_T de

la distribution de la température. En effet, plus il y a de pixels purs, plus il y a d'équations et l'impact du bruit instrumental diminue. De même, plus il y a une dispersion de la température (c'est-à-dire avec une augmentation de l'écart type), plus la plage de température est grande et meilleur est le conditionnement du problème d'estimation [102].

Considérons comme valeur d'écart type acceptable 1% pour l'estimation d'émissivité et 1K pour celle de la température, selon les ordres de grandeurs établis par Boonman [23]. Si l'on considère ces valeurs là, c'est $CRLB_T$ qui est le facteur limitant. Pour atteindre ces valeurs d'écart type, il faut avoir beaucoup de pixels dans la zone d'étude (> 50 pixels) si les écarts types en température sont compris entre 4 et 5 K, ou moins de pixels (20 pixels) pour des écart-types en température encore plus grands ($\sigma_T > 8$ K).

Pour conclure, les méthodes non-biaisées ne sont pas adaptées à l'estimation de la température et de l'émissivité dû notamment au faible conditionnement du problème. En effet, elles ne pourraient être utilisées que sur des zones de grande taille (> 50 pixels) et avec des distributions en températures très dispersées ($\sigma_T > 5$ K). De plus, comme pour les deux autres méthodes de découplage T/E, la connaissance de l'atmosphère est cruciale pour une bonne estimation des températures et des émissivités.

4.2.2 Étude du nombre minimal de pixels pour une bonne représentation statistique de l'émissivité

L'objectif de cette section est l'identification du nombre de pixels p minimum pour assurer une bonne estimation de l'émissivité et de la température moyenne.

Pour ce faire, quatre couples de température et d'émissivité sont sélectionnés dans chacune des deux campagnes étudiées avec leur capteur associé (EUFAR avec AHS et DUCAS avec TASI). Ces émissivités sont représentées sur la figure 4.4 et les températures (moyenne et écart type) sont détaillées dans le tableau 4.1. Ces valeurs d'émissivité et de température ont été évaluées pour chaque matériau sur plus de 50 pixels.

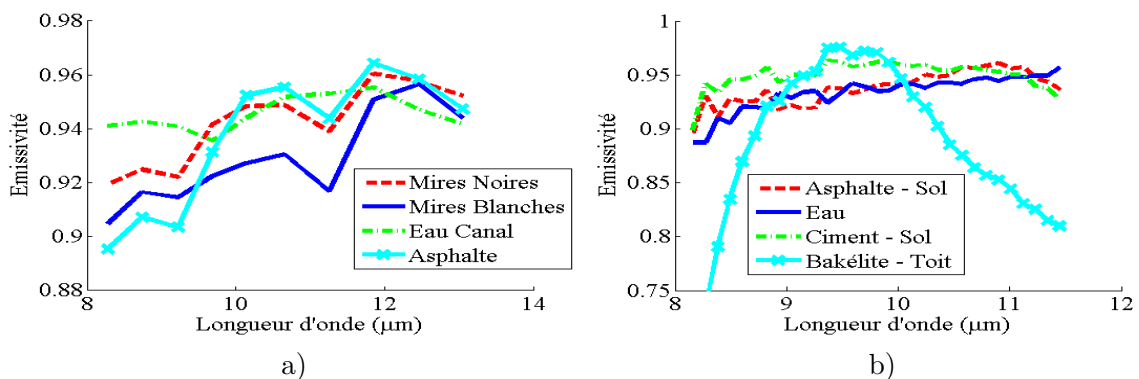


FIGURE 4.4 – Représentation des différentes émissivités utilisées comme référence et estimées à partir des images réelles de la campagne EUFAR en (a) et de la campagne DUCAS en (b).

Matériaux		Température	
		Moyenne (K)	Écart Type (K)
EUFAR	Mires Noires	305.5	1.0
	Mires Blanches	295.6	1.0
	Eau Canal	288.1	0.7
	Asphalte	306.8	0.9
DUCAS	Asphalte - Sol	305.5	1.0
	Eau	295.6	1.0
	Ciment - Sol	295.5	1.0
	Bakélite - Toit	306.8	0.9

TABLEAU 4.1 – Les températures sont estimées à partir des jeux de données des campagnes EUFAR et DUCAS.

Les simulations réalisées sont faites à partir des émissivités et des températures mesurées sur les images réelles, l'atmosphère suit le profil *Mid-Lat Summer* de MODTRAN. Pour chacun des 12 matériaux sélectionnés, l'erreur commise sur l'estimation de l'émissivité et sur l'estimation de la moyenne de température est analysée. Le nombre p varie entre 1 et 100 pixels.

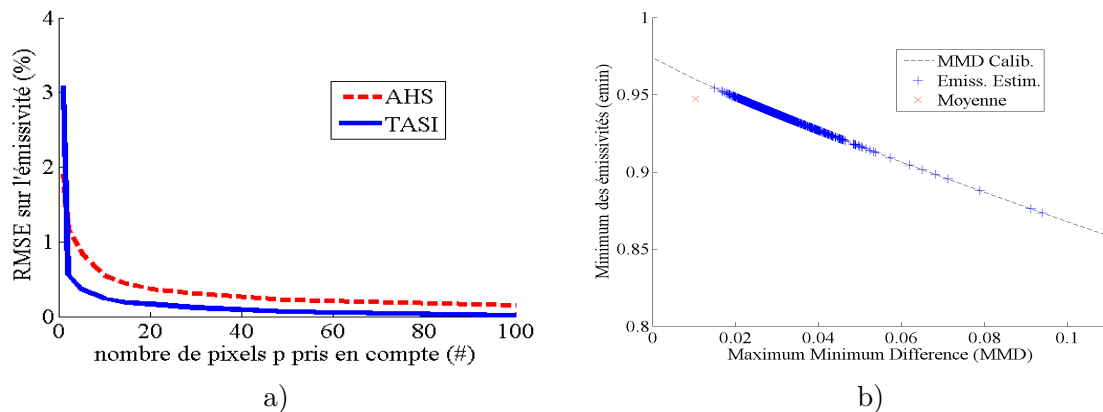


FIGURE 4.5 – Évolution des estimations des émissivités en a) en fonction du nombre p de pixels sélectionnés dans la première étape. Les estimations d'émissivité et la moyenne des émissivités sont représentées en b) en termes de couple e_{min}/MMD .

La figure 4.5-a) représente le RMSE entre l'émissivité estimée sur ces p pixels et l'émissivité estimée sur l'ensemble des pixels purs (plus de 100 pixels pour l'ensemble des matériaux). On peut observer qu'au delà de 20 pixels, l'estimation de l'émissivité est stable et inférieure à 1 % pour les trois capteurs. L'évolution de la température moyenne est similaire avec une estimation de la température moyenne stable et inférieure à 0.2K à partir de 20 pixels également.

Il est important de noter que même si l'ensemble des estimations d'émissivité d'un matériau est en adéquation avec la loi d'étalonnage MMD, détaillée dans le chapitre 1, la moyenne de ces émissivités, mesure statistique linéaire, ne correspond pas nécessairement à cet étalonnage, qui lui est fortement linéaire. Prenons l'exemple de la végétation dans l'image acquise avec le capteur TASI. Les valeurs de minimum d'émissivités (ϵ_{\min}) et de Maximum Minimum Difference (MMD) pour chacune des estimations d'émissivité sont représentés en bleu sur la figure 4.5-b). La moyenne des estimations d'émissivité, représentée en rouge, s'écarte de la loi d'étalonnage représentée en pointillé noir. Cette non-adéquation à la loi d'étalonnage sur l'estimation des abondances ne pose pas de difficultés dans la mesure où la méthode TES n'est plus utilisée dans la suite de la méthode TRUST.

Ce qu'il faut retenir :

L'estimation de l'émissivité et de la température des matériaux composant la scène se fait sur les pixels purs, sélectionnés à l'étape précédente, via la méthode TES développée par Gillespie [8].

Malgré la disparité des températures sur la scène, une estimation non-biaisée de l'émissivité et de la température, c'est-à-dire sans contrainte sur l'émissivité comparé à la méthode TES, n'est pas envisageable au regard du caractère sous-conditionné du problème d'estimation.

Une vingtaine de pixels purs suffisent pour avoir une bonne représentation statistique de l'émissivité et de la température moyenne de chaque matériau.

4.3 Estimation des températures connaissant les abondances

L'objectif de cette section est d'analyser l'estimation des températures associées aux matériaux composant un pixel mixte. Ces températures sont appelées températures subpixel-²liques.

L'approche proposée est une linéarisation de la loi du corps noir en fonction de la température moyenne des matériaux qui composent le pixel mixte considéré. L'estimation des températures subpixel-²liques est réalisée en supposant connues les abondances, les émissivités, considérées constantes sur toute l'image IRT, et les températures moyennes des matériaux qui composent ce pixel mixte.

Cette estimation est composée de deux étapes. Premièrement, la luminance issue des abondances, des émissivités et des températures moyennes des matériaux est estimée par modélisation suivant l'équation (2.2). L'écart entre la luminance mesurée et cette luminance s'appelle la luminance centrée et se note ΔR . Cette luminance suit une fonction linéaire par rapport aux écarts entre les températures moyennes et les températures subpixel-²liques noté ΔT .

2. Si l'on considère un pixel pur, c.a.d. un pixel composé d'un seul matériau, la température subpixel-²lique correspond à la température de surface du matériau composant le pixel.

Dans un second temps, on inverse cette fonction linéaire et l'écart en température ΔT est ainsi retrouvé. Cette inversion correspond à l'estimateur appelé *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE). Il suffit d'ajouter les températures moyennes pour retrouver les températures subpixelliques.

Un schéma récapitulatif de ces deux étapes est illustré dans la figure 4.6.

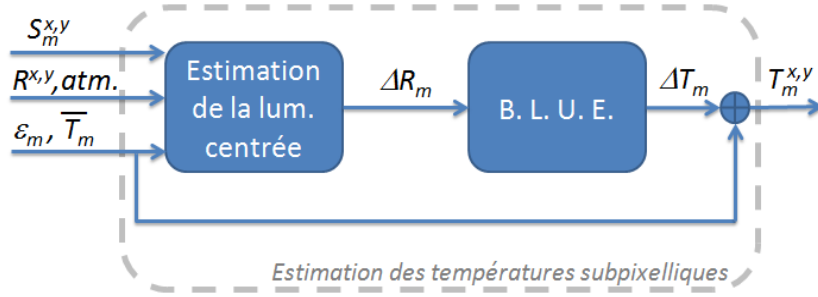


FIGURE 4.6 – Schéma illustrant l'estimation des températures subpixelliques connaissant l'abondance ($S_m^{x,y}$), l'émissivité (ε_m) et la température moyenne (\overline{T}_m) associée à chaque matériau.

L'estimateur linéaire des températures subpixelliques est présenté dans la section 4.3.1. Les sections 4.3.2 et 4.3.3 détaillent les mesures de conditionnement et de borne de Cramer-Rao qui ont pour but d'évaluer la stabilité et la performance de l'estimation linéaire. Enfin, la section 4.3.4 étudiera l'impact d'une mauvaise estimation des abondances et des émissivités.

4.3.1 Construction de l'estimateur linéaire

Soit un pixel (x, y) composé de M matériaux. L'hypothèse est faite que pour n'importe quel matériau m composant le pixel mixte considéré, sa température subpixellique $T_m^{x,y}$ est proche de la température moyenne de ce matériau \overline{T}_m estimée précédemment.

En tenant compte des variations des températures subpixelliques $T_m^{x,y}$ sur le pixel mixte considéré, de l'émissivité ε_m^λ et de l'abondance $S_m^{x,y}$ de chaque matériau m , l'équation (2.2) s'écrit :

$$R_{BOA}^\lambda(T_m^{x,y}) = \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m^{x,y}) + (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right) \cdot S_m^{x,y} \quad (4.1)$$

avec $B^\lambda(T_m^{x,y})$ la loi du corps noir dans l'annexe A à la température $T_m^{x,y}$ et à la longueur d'onde λ .

Conformément à l'hypothèse stipulant que les températures subpixelliques $T_m^{x,y}$ sont proches des températures moyennes \overline{T}_m , alors la loi du corps noir peut être linéarisée :

$$R_{BOA}^\lambda(T_m^{x,y}) = R_{BOA}^\lambda(\overline{T_m}) + \varepsilon_m^\lambda \cdot S_m^{x,y} \cdot \left. \frac{\partial B^\lambda(T)}{\partial T} \right|_{\overline{T_m}} \cdot (T_m^{x,y} - \overline{T_m}) + o(T_m^{x,y} - \overline{T_m}) \quad (4.2)$$

Soit ΔR^λ l'écart entre la luminance à la longueur d'onde λ et la luminance estimée à partir des températures moyennes $\overline{T_m}$: $\Delta R^\lambda = R_{BOA}^\lambda(T_m^{x,y}) - R_{BOA}^\lambda(\overline{T_m})$. En négligeant les termes d'ordre 2 et d'ordre supérieur de la série de Taylor, ces luminances s'écrivent alors sous forme matricielle :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \Delta R^{\lambda_1} \\ \vdots \\ \Delta R^{\lambda_N} \end{pmatrix}}_{\mathbf{\Delta R}} = \underbrace{\begin{pmatrix} A_1^{\lambda_1} & \dots & A_M^{\lambda_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_1^{\lambda_N} & \dots & A_M^{\lambda_N} \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}} \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} \Delta T_1 \\ \vdots \\ \Delta T_M \end{pmatrix}}_{\mathbf{\Delta T}} \quad (4.3)$$

avec $A_i^\lambda = \varepsilon_m^\lambda \cdot S_m^{x,y} \cdot \left. \frac{\partial B^\lambda(T)}{\partial T} \right|_{\overline{T_m}}$ et $\Delta T_m = T_m^{x,y} - \overline{T_m}$. $\mathbf{\Delta R}$ et $\mathbf{\Delta T}$ représentent les vecteurs de luminance centrée et d'écart des températures subpixelles par rapport aux températures moyennes.

L'estimateur non biaisé qui minimise la variance de l'estimation est appelé BLUE, pour Best Linear Unbiased Estimator [103], et s'écrit :

$$\mathbf{\Delta T} = (\mathbf{A}^t \cdot \mathbf{C}^{-1} \cdot \mathbf{A})^{-1} \cdot \mathbf{A}^t \cdot \mathbf{C}^{-1} \cdot \mathbf{\Delta R} \quad (4.4)$$

avec \mathbf{C} la matrice de covariance du bruit distribué selon une loi gaussienne de moyenne nulle et d'écart type σ_{BOA}^λ . Il est important de noter ici que la matrice $(\mathbf{A}^t \cdot \mathbf{C}^{-1} \cdot \mathbf{A})$ correspond à l'information de Fisher de notre problème d'estimation, comme le montre les calculs explicités dans l'annexe B.

Dans la mesure où N , le nombre de bandes spectrales, est plus grand que M , le nombre de matériaux présents dans le pixel considéré (en réalité, $M \ll N$), il s'agit d'un problème sur-déterminé.

Cependant, cette estimation est réalisée en négligeant les termes d'ordres supérieurs à 1 de la linéarisation de la loi du corps noir. Il est donc important d'évaluer leurs impacts dans l'estimation de ces températures subpixelles.

Évaluation de la linéarisation : Pour ce faire, nous avons simulé un ensemble de pixels mixtes composés de 2 matériaux, dont voici les caractéristiques :

- Le pixel est vu par le capteur TASI, avec 32 bandes dans l'IRT,
- 2 matériaux avec des abondances comprises entre 25% et 75%,
- Le nombre de pixels est de 10000, correspondant à une scène de 100 par 100 pixels,
- $\overline{T_m}$ varie entre 280K et 330K et ΔT_m varie entre 0K et 10K,
- ε_m^λ correspond à l'une des 106 émissivités de la banque de donnée ASTER,

– L’atmosphère est modélisée par le profil Mid-Latitude Summer de MODTRAN.

Pour chacune des simulations, les abondances sont considérées comme connues sans erreur et les émissivités sont estimées par la méthode TES sur des pixels purs sans bruit. Les pixels sont simulés sans bruit pour que les erreurs faites sur l’estimation des températures subpixelles résultent uniquement sur la linéarisation de la loi du corps noir.

L’erreur étudiée est l’écart entre les estimations des températures subpixelles et les véritables températures subpixelles. L’histogramme de ces erreurs de température est représenté sur la figure 4.7.

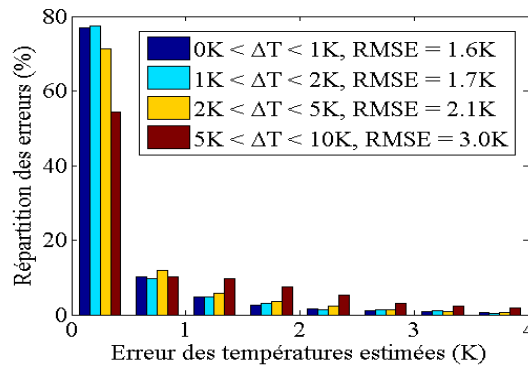


FIGURE 4.7 – Représentation des erreurs d’estimation sur les températures subpixelles en fonction de ΔT : en bleu pour ΔT compris entre 0K et 1K, en cyan pour ΔT entre 1K et 2K, en jaune pour ΔT entre 2K et 5K, en rouge pour ΔT entre 5K et 10K.

Il convient de noter que malgré les valeurs de RMSE assez grandes (RMSE = 1.6K pour $\Delta T \in [0K, 1K]$ et jusqu’à 3.0K pour $\Delta T \in [5K, 10K]$), la plus grande partie des erreurs d’estimation des températures subpixelles reste inférieure à 1K (83% pour $\Delta T \in [0K, 1K]$ et 62% pour $\Delta T \in [5K, 10K]$). Cela signifie que l’erreur d’estimation des températures subpixelles reste faible (de l’ordre de 1K) mais que dans certains cas, les erreurs d’estimation sont potentiellement importantes.

Nous avons vu que ces approximations conduisent, pour des simulations non bruitées, à une bonne estimation de la température subpixelle ($< 1K$ en moyenne) pour plus d’une simulation sur deux. Un des indicateurs d’une bonne estimation de la température est le conditionnement du problème. Ce paramètre est étudié dans la prochaine section.

4.3.2 Étude du conditionnement de l’estimation

Le conditionnement évalue l’impact d’une variation de $\Delta \mathbf{R}$, le vecteur de luminance centrée, sur l’estimation de la température ΔT . Cette variation peut être due au bruit ou à l’écart entre la mesure et le modèle (perturbation atmosphérique). Avec une valeur de conditionnement élevé, l’estimation est dite mal-conditionnée. Cela signifie qu’une faible variation sur les luminances crée une forte variation sur l’estimation des températures subpixelles.

A l'inverse, quand l'estimation est bien conditionnée, les variations sur les luminances ne perturbent pas l'estimation des températures subpixeliques. L'estimation est alors dite robuste face à ces variations.

En considérant la norme de Frobenius, le conditionnement se calcule comme le rapport entre les valeurs propres maximale et minimale de l'information de Fisher. Prenons le cas simple d'un pixel composé de deux matériaux. La matrice de Fisher $\mathbf{I}(\mathbf{T})$, présentée dans l'annexe B, s'écrit comme une matrice 2 par 2 :

$$\mathbf{I}(\mathbf{T}) = \begin{pmatrix} \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda)^2 & \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda \cdot \alpha_2^\lambda) \\ \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda \cdot \alpha_2^\lambda) & \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_2^\lambda)^2 \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

avec $\alpha_m^\lambda = \frac{1}{\sigma_{BOA}^\lambda} \cdot \varepsilon_m^\lambda \cdot S_m \cdot \left. \frac{\partial B_\lambda}{\partial T} \right|_{T_m}$.

La recherche des valeurs propres se résume à la résolution d'une équation du second degré dont le déterminant est toujours positif. Le conditionnement CN s'écrit alors :

$$CN = \frac{\sum (\alpha_1^\lambda)^2 + \sum (\alpha_2^\lambda)^2 + \sqrt{D}}{\sum (\alpha_1^\lambda)^2 + \sum (\alpha_2^\lambda)^2 - \sqrt{D}} \quad (4.6)$$

avec le déterminant $D = (\sum (\alpha_1^\lambda)^2 - \sum (\alpha_2^\lambda)^2)^2 + 4 \cdot (\sum \alpha_1^\lambda \cdot \alpha_2^\lambda)^2$.

Avec (4.6), si $\alpha_2^\lambda \rightarrow \alpha_1^\lambda$, alors la valeur propre minimum tend vers 0 et $CN \rightarrow \infty$. Ceci arrive quand les émissivités et les températures sont les mêmes pour les deux matériaux (dans ce cas, nous avons affaire à un pixel pur).

Le conditionnement diminue quand la différence entre les émissivités augmente. En effet, il est plus facile d'estimer les températures des matériaux lorsque une des émissivités présente des bandes de réflexion marquées, ce qui permet de différencier la contribution de chacun des matériaux.

Il est à noter également que le conditionnement augmente quand la contribution d'un des matériaux est faible ($S_1 < 5\%$). En effet, il va être facile d'estimer la température du composant majoritaire ($S_2 > 95\%$), mais celle associée au matériau minoritaire sera instable.

Pour étudier l'influence du conditionnement sur le biais de l'estimation, nous avons calculé sur les 10000 simulations réalisées précédemment leur conditionnement. La figure 4.8 représente l'évolution de la moyenne des erreurs sur l'estimation des températures subpixeliques par rapport au conditionnement.

On peut observer une influence forte du conditionnement sur ces erreurs. En effet, plus le conditionnement est grand, plus les erreurs sont importantes sur l'estimation. C'est un comportement attendu car quand un problème est mal conditionné, c'est-à-dire que la valeur du conditionnement est grande, alors les petites variations sur les luminances causent de

grandes perturbations sur l'estimation de ces températures.

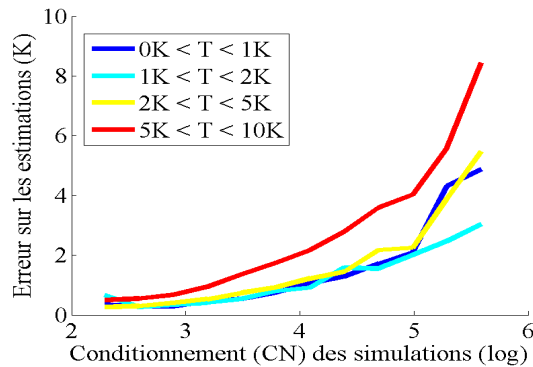


FIGURE 4.8 – Evolution des erreurs d'estimation sur les températures subpixelles en fonction du conditionnement. Chaque variation est étudiée selon différentes plages de variation de ΔT : en bleu pour ΔT entre 0K et 1K, en cyan pour ΔT entre 1K et 2K, en jaune pour ΔT entre 2K et 5K, en rouge pour ΔT entre 5K et 10K.

La figure 4.9 représente l'histogramme du conditionnement des 10000 simulations avec les différents capteurs modélisés : le capteur AHS [27], avec 7 bandes spectrales entre $8.7 \mu m$ et $11.8 \mu m$, le capteur TASI [54] avec 29 bandes spectrales entre $8.4 \mu m$ et $11.4 \mu m$, et le capteur HyperCam [29] avec 69 bandes spectrales entre $8.3 \mu m$ et $11.5 \mu m$. C'est un capteur à transformée de Fourier inverse développé par Télops. Il convient de noter ici que pour chaque instrument modélisé, l'ensemble des bandes spectrales n'est pas utilisé dans l'estimation des températures subpixelles à cause de la trop forte influence de l'atmosphère sur les bandes spectrales où l'absorption due à la vapeur d'eau devient importante (proche de $7.5 \mu m$ et de $13 \mu m$). Si l'influence de l'atmosphère est trop forte par rapport à la luminance BOA (transmittance trop faible pour les bandes spectrales en bordure du domaine de l'IRT), alors ces bandes spectrales perturbent plus l'estimation des températures qu'elles n'apportent d'information. Il est donc préférable de ne pas les considérer lors de l'estimation.

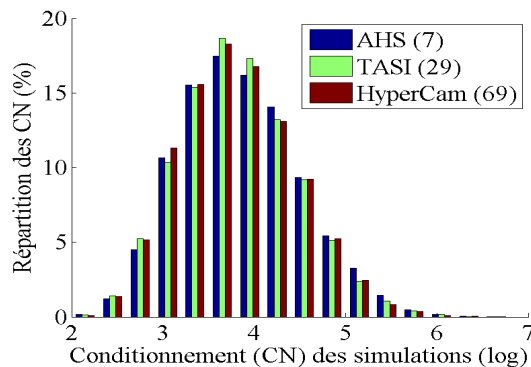


FIGURE 4.9 – Histogramme de répartition du conditionnement pour les trois capteurs étudiés : AHS, TASI et HyperCam.

Comme on peut le voir sur ce graphique, le conditionnement est réparti d'une même

manière quel que soit l'instrument utilisé. En effet, la valeur du conditionnement évolue quand les paramètres du problème d'estimation évoluent (température, différence entre émissivités, abondances). Cependant, les paramètres de l'instrument, comme son nombre de bandes ou son niveau de bruit, n'influent pas le conditionnement. En effet, si deux émissivités sont très ressemblantes, le nombre de bandes spectrales ne joue pas sur la séparabilité de ces émissivités : leur variation spectrale est trop faible pour avoir des écarts différents entre les émissivités aux différentes résolutions spectrales. Nous analysons dans les paragraphes suivants si ces deux paramètres influencent la variance de l'estimation.

4.3.3 Calcul de la variance de l'estimateur linéaire

Dû à la présence de bruit dans la chaîne de traitements, la variance de cette estimation est non nulle. Le bruit comprend l'ensemble des bruits de la chaîne d'acquisition (bruit instrumental), ainsi que les variations des émissivités et des abondances des matériaux. Il est modélisé comme un bruit gaussien centré de variance σ_{BOA}^λ .

L'estimateur étudié dans la section 4.3.1 est un estimateur non-biaisé qui minimise la variance de l'estimation. Dans ce cas, cette variance est donnée par le calcul de la borne de Cramer-Rao, présenté par Kay [103].

Dans l'annexe B, le calcul de cette borne a été mené pour un pixel mixte composé de 2 matériaux. Son expression analytique pour l'estimation de T_1 est :

$$Var(\hat{T}_1) \geq \frac{\sum_{\lambda=1}^N (\alpha_2^\lambda)^2}{\sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda)^2 \cdot \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_2^\lambda)^2 - \left(\sum_{\lambda=1}^N \alpha_1^\lambda \cdot \alpha_2^\lambda \right)^2} \quad (4.7)$$

avec α_1^λ et α_2^λ décrits dans la section précédente. Il suffit d'alterner α_1^λ et α_2^λ pour obtenir la variance de l'estimation de T_2 .

Les trois capteurs utilisés sont toujours AHS (7 bandes), TASI (29 bandes) et HyperCam (69 bandes). Les écarts type de bruit sont différents pour chacun de ces capteurs : $\sigma^\lambda \approx .04 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour AHS, $\sigma^\lambda \approx .03 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour TASI et $\sigma^\lambda \approx .023 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour HyperCam ($< 20 nW.sr^{-1}.cm^{-2}.cm^1$, ce qui représente pour la plage spectrale entre 868 et 1280 cm^{-1} une valeur de l'écart-type du bruit allant de 0.033 $W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour 7.8 μm à 0.015 $W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour 11.5 μm).

La figure 4.10 représente l'évolution de la variance de l'estimateur de température sub-pixellique au sein d'un pixel mixte par rapport au conditionnement. Comme pour la figure 4.8, les valeurs de borne de Cramer-Rao ont été moyennées pour chaque valeur de conditionnement.

En augmentant la qualité du capteur (d'un capteur multispectral AHS avec peu de bandes spectrales et un faible Rapport Signal à Bruit (RSB), vers le capteur hyper-spectral HyperCam

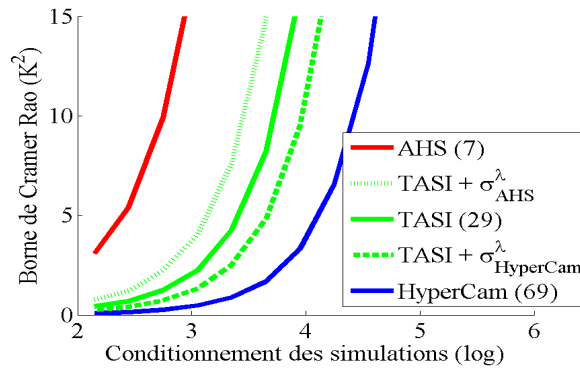


FIGURE 4.10 – Évolution de la variance (K^2) de l'estimateur linéaire en fonction des différents capteurs.

avec un nombre important de bandes spectrales et un fort RSB), une réduction de la variance est observée. Pour séparer l'influence du RSB et du nombre de bandes spectrales, deux autres capteurs ont été simulés avec la résolution spectrale du capteur TASI et le RSB des deux autres capteurs.

En supposant que le bruit est spectralement indépendant, le fait d'augmenter le nombre de bandes permet d'ajouter plus d'équations au problème d'estimation. C'est ce qui apporte une meilleure stabilité de l'estimation, comme le montre la figure 4.10. De plus, les simulations faites à partir du même nombre de bandes que l'instrument TASI (29 bandes) mais avec des niveaux de bruit différents ($\sigma^\lambda \approx .04 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour AHS et $\sigma^\lambda \approx .023 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$ pour HyperCam) mettent en évidence que pour ces niveaux de bruit, le nombre de bandes impacte plus sur la stabilité de la solution que le niveau de bruit. En effet, quel que soit le niveau de bruit, les valeurs moyennes de borne de Cramer Rao ont des allures similaires.

Il est à noter que dans des conditions réelles, il existe une imprécision dans les estimations des abondances des matériaux composant le pixel mixte considéré. L'impact sur l'estimation des températures subpixeliques de l'erreur commise sur l'abondance est analysé dans la section suivante.

4.3.4 Robustesse par rapport aux erreurs d'estimation sur l'abondance

L'estimation des abondances est nécessaire à l'estimation des températures subpixeliques. Ces estimations sont estimées via les méthodes de démixage.

Cependant, ces estimations de spectres d'émissivité et d'abondances sont réalisées avec des erreurs dues aux variations spatiales et spectrales des termes atmosphériques, aux erreurs d'étalonnage et aux erreurs intrinsèques des méthodes utilisées (démixage, TES).

Pour évaluer ces impacts, une série de simulations ont été réalisées en considérant le

capteur TASI. Les paramètres des simulations sont une répartition des abondances à 50%/50% pour les deux matériaux, des émissivités choisies dans la banque de données ASTER et des températures comprises entre 285K et 330K. Les écarts de température à estimer sont entre 0K et 10K, et les émissivités sont estimées sur 20 pixels bruités. Les abondances en entrée d'estimation sont utilisées avec un écart compris entre -20% et 20%

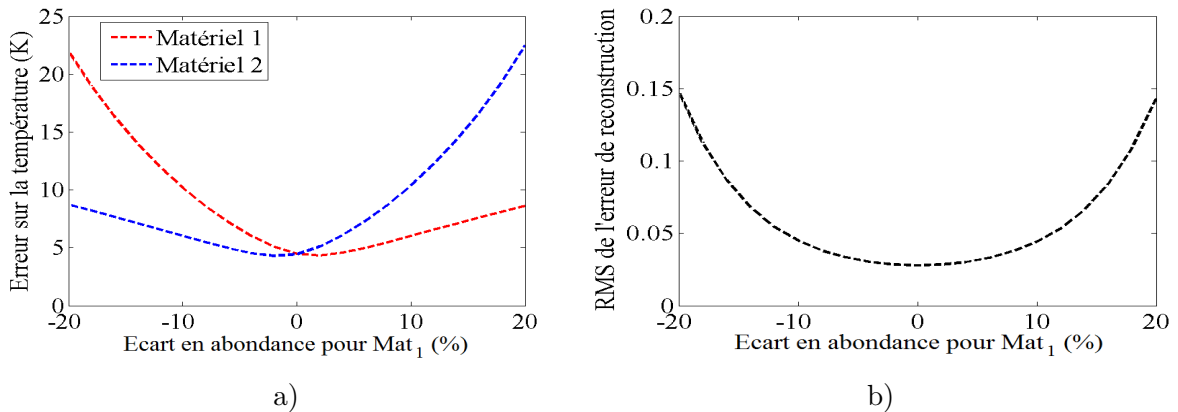


FIGURE 4.11 – Évolution de l'erreur moyenne de l'estimation des températures subpixelliques en (a) et de l'erreur quadratique moyenne de l'erreur de reconstruction en (b).

Comme on peut le voir sur la figure 4.11-a représentant l'évolution de l'erreur d'estimation des températures subpixellique en termes de moyenne, pour les deux matériaux, l'erreur d'estimation de la température est minimale lorsqu'il n'y a pas d'erreur sur l'abondance. Il est intéressant de noter le comportement différent entre le matériau 1 et le matériau 2 par rapport à l'erreur sur l'abondance en entrée. Dans le cas de -20 % sur l'abondance du matériau 1, S_1/S_2 devient 30%/70%. Une erreur plus grande est observée sur le matériau ayant la plus faible abondance. Ce qui est logique si l'on tient compte de la borne de Cramer Rao qui est plus petite pour des abondances fortes, et plus grande sinon.

L'écart sur l'estimation des abondances est une source d'erreurs importante sur l'estimation des températures subpixelliques. En effet, l'erreur moyenne est doublée pour le matériau ayant la plus faible abondance, et ce dès que l'erreur sur les abondances est supérieure à 10%.

Comme on peut le voir sur la figure 4.11-b, l'erreur de reconstruction du signal en entrée d'estimation est liée à l'écart en abondance. En effet, en moyenne, l'erreur de reconstruction est plus faible avec la bonne valeur de l'abondance.

Cette étude nous permet d'évaluer l'impact des erreurs de l'estimation des abondances et des émissivités sur l'estimation des températures subpixelliques. Si une estimation bruitée des émissivités est suffisante pour estimer les températures, un écart sur les abondances perturbe considérablement ces estimations. Le succès de l'estimation des températures repose sur une bonne estimation des abondances. De plus, cette bonne estimation des abondances est liée à l'erreur de reconstruction du signal. Cela nous permet d'envisager une estimation conjointe de l'abondance et de la température via une minimisation de l'erreur de reconstruction.

Ce qu'il faut retenir :

L'estimation des températures subpixelles s'effectue à l'aide d'un estimateur linéaire découlant de la linéarisation de la loi du corps noir intervenant dans l'équation de la luminance BOA. Plus exactement, c'est l'écart entre la température moyenne du matériaux et la température subpixelle qui est estimé.

Cependant, la linéarisation n'est pas parfaite et peut conduire, si les écarts en température sont importants ($\Delta T = 10\text{K}$), à des erreurs jusqu'à en moyenne 4K. Dans le cas d'une erreur sur la température subpixelle inférieure à 2K, il convient d'avoir un conditionnement inférieur à 10^4 .

Un tel conditionnement permet, pour un instrument hyperspectral très résolu, d'avoir une variance sur les températures estimées inférieure à 5K^2 . Cette performance est atteinte avec des capteurs moins résolus si le conditionnement est plus faible ($10^{3.5}$ pour TASI, $10^{2.5}$ pour AHS).

Enfin, l'estimation de ces températures est très sensible à l'estimation de l'abondance. Cependant, l'erreur de reconstruction est minimale quand l'abondance est bien estimée. En estimant conjointement ces deux grandeurs via la minimisation de cette erreur, on peut retrouver la température et l'abondance des matériaux présents dans le pixel mixte.

4.4 Estimation conjointe des abondances et des températures au sein des pixels mixtes

L'objectif de cette section, et in fine de ce chapitre, est de présenter la méthode TRUST. Comme énoncé précédemment, cette méthode utilise l'estimateur établi dans la section précédente pour estimer conjointement l'abondance et la température des matériaux présents dans un pixel mixte.

L'estimation des températures subpixelles découle des valeurs d'abondance en entrée. Avec cette estimation et ces valeurs d'abondances associées, on reconstruit le signal et on calcule l'écart entre le signal et sa reconstruction. L'approche consiste à minimiser cette erreur de reconstruction, noté $D(S)$, en fonction des valeurs d'abondance. Cette méthode est présentée sur la figure 4.12.

La minimisation de la fonction de coût $D(S)$ est réalisée pour chaque cas de mélange. Si par exemple, la scène étudiée est composée de trois matériaux, alors cette minimisation sera effectuée pour les trois cas de pixels purs, les trois cas de pixels mixtes composées de deux matériaux, et le cas du pixels mixtes composées des trois matériaux.

Pour chaque cas de mélange, l'erreur de reconstruction, les abondances et les températures subpixelles associées sont conservées. Pour connaître lequel de ces mélanges correspond au pixel mixte, une seconde minimisation est utilisée, associant l'erreur de reconstruction et l'écart en température à travers une fonction de coût notée $D_\gamma(S)$. Un hyperparamètre γ est introduit pour compenser l'écart en température par rapport à l'erreur de reconstruction.

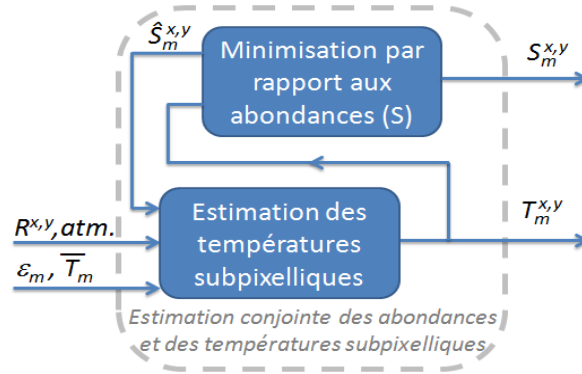


FIGURE 4.12 – Schéma illustrant l'estimation conjointe des abondances ($S_m^{x,y}$) et des températures subpixelliques ($T_m^{x,y}$) connaissant l'émissivité (ε_m) et la température moyenne (\overline{T}_m) associée à chaque matériau. La méthode est initialisée aux valeurs d'abondances ($\hat{S}_m^{x,y}$).

La minimisation de l'erreur de reconstruction est présentée dans la section 4.4.1. L'identification des matériaux composant le pixel mixte est réalisée par la minimisation d'une seconde fonction de coût et présentée dans la section 4.4.2. Une amélioration du temps de calcul de la méthode est proposée dans la section 4.4.3.

4.4.1 Minimisation de l'erreur de reconstruction

Soit un pixel mixte composé de M matériaux. L'erreur de reconstruction est présentée comme une fonction de coût à minimiser. Cette fonction de coût est dépendante uniquement de l'abondance des matériaux qui composent ce pixel mixte, notée $\mathbf{S} = \{S_m/m \in \langle 1, M \rangle\}$. La fonction de coût, notée $D(\mathbf{S})$, s'écrit :

$$D(\mathbf{S}) = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{\lambda} \left(\frac{R_{sens}^{\lambda} - R_{atm,\uparrow}}{\tau_{atm,\uparrow}} - R_{BOA}^{\lambda}(\mathbf{S}, \mathbf{T}) \right)^2} \quad (4.8)$$

où $\mathbf{T} = \overline{\mathbf{T}} + \Delta\mathbf{T} = \{\overline{T}_m + \Delta T_m/m \in \langle 1, M \rangle\}$ représente les températures subpixelliques des matériaux et $\Delta\mathbf{T}$ est calculé selon l'équation (4.4) en fonction de l'abondance \mathbf{S} .

La méthode de minimisation utilisée ici est une méthode de régression linéaire de la famille des méthodes de points intérieurs. Outre le fait d'être déjà codée par Matlab via la fonction *fmincon*, cette méthode de minimisation est particulièrement efficace pour des problèmes linéaires convexes définis positif, comme c'est le cas ici. C'est la voie de démélange (1).

Cette minimisation peut être également réalisée sans l'estimation des températures subpixelliques par l'estimateur linéaire présenté précédemment, en considérant la minimisation de la fonction de coût à partir du vecteur $X = \{S_1, \dots, S_M, T_1, \dots, T_M\}$ contenant les abondances et les températures subpixelliques. C'est la voie de démélange (2).

Pour observer laquelle de ces deux méthodes obtient les meilleurs résultats, nous avons

réalisé plusieurs simulations où les émissivités, les abondances et les températures subpixeliques varient selon les critères de la section 4.3.1. Les résultats en termes d'erreur quadratique moyenne (RMSE) et de variances de l'erreur sur les estimations des abondances et des températures subpixeliques sont présentés dans le tableau 4.2. Les méthodes sont initialisées à [50%, 50%] pour la voie de démixage (1) et à [50%, 50%, \bar{T}_1 , \bar{T}_2] pour la voie de démixage (2).

	Abondances (%)		Températures (K)	
	RMSE	Écart-Type	RMSE	Écart-Type
(1) Minimisation via \mathbf{S}	7.7	7.3	4.1	3.7
(2) Minimisation via \mathbf{S} & \mathbf{T}	7.8	7.5	4.3	2.6

TABLEAU 4.2 – Écart quadratique moyen et variance des erreurs d'estimations des abondances et des températures pour deux voies de minimisation de la fonction de coût : (1) en fonction de l'abondance et de l'estimateur linéaire des températures subpixeliques et (2) en fonction des abondances et des températures subpixeliques.

La première observation que l'on peut faire est qu'il n'y a pas beaucoup de différences dans l'estimation des abondances et des températures subpixeliques que l'on utilise ou non l'estimateur linéaire présenté dans la section 4.3.

Cependant, la voie de démixage (1) obtient de meilleurs résultats pour un temps de calcul réduit de moitié car l'algorithme minimise deux fois moins de paramètres.

Dans cette expérience, l'algorithme a été appliqué en connaissant quels matériaux étaient présents dans le pixel. Ceci est un cas idéal dans la mesure où cette information n'est pas toujours disponible. On doit donc tester l'ensemble des cas de mélange de chaque matériau pour connaître quels matériaux composent le pixel mixte et avec quelles abondances et températures. Ceci est l'objectif de la seconde minimisation qui est présentée dans la prochaine section.

Il convient de noter que dans cette optique, il est important que les couples d'émissivité/température soient suffisamment différenciables pour espérer une bonne estimation des températures subpixeliques et des abondances. Dans le cas contraire, comme pour l'estimation des températures subpixeliques en connaissant les abondances, le problème est très mal conditionné et l'erreur sur l'estimation peut être grande.

4.4.2 Deuxième minimisation tenant compte des écarts en température

La seconde minimisation intervient pour identifier quels sont les matériaux présents dans le mélange. Si pour cette seconde minimisation on utilise la même fonction de coût reposant uniquement sur l'erreur de reconstruction, on risque de se tromper sur l'identification entre deux matériaux ayant la même émissivité mais différentes températures. En effet, l'in-

convénient majeur dans le domaine de l'IRT est la faible disparité des spectres d'émissivité par rapport aux réflectances dans le domaine spectral du V-PIR.

Pour pallier cette faible variabilité des spectres d'émissivité, un terme de contrainte physique est introduit dans la fonction de coût $D(\mathbf{S})$ présentée dans l'équation 4.8. Cette contrainte physique repose sur le fait que la température subpixelique d'un matériau doit rester proche de sa température moyenne.

$$D_\gamma(\mathbf{S}) = D(\mathbf{S}) + \gamma \cdot \sqrt{\frac{1}{M} \cdot \sum_m (\Delta T_m)^2} \quad (4.9)$$

avec ΔT les écarts de températures entre les températures subpixeliques et les températures moyennes de chaque matériau, écarts calculés selon (4.4). L'hyperparamètre γ fait le lien entre le terme d'attache aux données (erreur de reconstruction) et le terme de contrainte physique (écart en température le plus faible possible).

L'ajout de ce terme de contrainte physique permet de mieux identifier les matériaux intervenant dans le pixel mixte si ces matériaux ont une émissivité similaire mais des températures moyennes différentes. Pour ces matériaux, l'erreur de reconstruction sera trop faible et variera avec le bruit instrumental. Il sera alors difficile d'estimer l'abondance et la température de ces matériaux dans le pixel mixte.

Le choix de l'hyperparamètre γ est important. S'il est trop faible, le résultat de l'estimation d'abondance sera le même qu'avec la première fonction de coût $D(\mathbf{S})$. S'il est trop grand, l'algorithme cherchera uniquement à être proche de la température moyenne, quelle que soit l'erreur de reconstruction.

Il convient de noter que plus il y a de matériaux à tester, plus le risque d'erreurs dans l'identification des matériaux est grand. De plus, au delà de trois matériaux dans le mélange, il est très difficile d'estimer les températures subpixeliques du mélange. Pour une utilisation optimale de l'algorithme, il est conseillé de connaître les matériaux probables du mélange et d'effectuer la recherche des matériaux en considérant un nombre maximum de matériaux dans le mélange de trois matériaux.

4.4.3 Réduction du temps de calcul par une approche *Matching Pursuit*

Si la combinaison de ces deux minimisations conduit à une bonne estimation des abondances et des températures, son implémentation est fonction du nombre de matériaux pour lesquels les abondances et les températures sont estimées. Plus il y a de matériaux dans la scène, et plus le calcul est lourd même si on se limite à des mélanges avec au plus trois matériaux.

En effet, si l'on considère la recherche d'un mélange, composé au plus de trois matériaux, parmi M matériaux, alors le nombre de minimisation à effectuer est de $\binom{M}{1} + \binom{M}{2} + \binom{M}{3}$. Si la scène est composée de $M = 10$ matériaux, alors c'est 175 minimisations à réaliser à la

première étape.

Pour réduire ce temps de calcul, un algorithme de *Matching Pursuit* est implémenté. Le principe du *Matching Pursuit* consiste à estimer itérativement les composantes d'un signal dans un dictionnaire. L'étape d'initialisation estime la composante principale du signal. Cette composante est retirée du signal et à l'étape suivante, l'algorithme estime la composante principale de ce résidu.

Pour la méthode TRUST, il s'agit de décomposer la première étape de minimisation en plusieurs phases. La phase d'initialisation du *Matching Pursuit* identifie le matériau prépondérant ainsi que sa température associée. A la première itération, on identifie le second matériau prépondérant et à la deuxième, on identifie le troisième et dernier matériau.

Le critère d'arrêt de ce *Matching Pursuit* se situe au niveau de l'erreur de reconstruction. Si en ajoutant un matériau, l'erreur de reconstruction augmente, cela veut dire que les matériaux estimés à l'itération précédente étaient les seuls matériaux qui composaient le pixel.

L'idée est bien de passer d'un algorithme avec $\binom{M}{1} + \binom{M}{2} + \binom{M}{3}$ minimisations par pixel à $(M - 1) \cdot 3$ minimisations. Pour $M = 10$ matériaux, cela reviendrait à 27 minimisations au lieu de 175 sans *Matching Pursuit*.

Le problème d'une telle méthode est que le pixel prépondérant peut être mal identifié dès le début. Pour évaluer l'impact d'une mauvaise identification du *Matching Pursuit* des matériaux prépondérants, des simulations sont réalisées dans les mêmes conditions que précédemment, c'est à dire que les émissivités, les abondances et les températures subpixelles varient selon les critères de la section 4.3.1. Trois cas de pixel seront considérés : le pixel est composé d'un matériau, pixel qualifié alors de pixel pur, de deux matériaux, et de trois matériaux.

Les deux méthodes avec et sans implémentation du *Matching Pursuit* sont étudiées. Les résultats sont représentés dans le tableau 4.3 en termes de taux de réussite sur l'ensemble de l'estimation. Les erreurs sur les abondances et sur les températures sont également renseignées, dans les cas où l'algorithme identifie les bons matériaux présents dans le pixel.

	Identification (%)		Abondances (%)		Températures (K)	
	Taux de réussite		RMSE		RMSE	
Pixel pur	59.3	(59.5)	X	X	0.1	(0.1)
Pixel mixte (2 Mat.)	58.1	(36.0)	5.4	(5.2)	3.4	(3.4)
Pixel mixte (3 Mat.)	18.4	(7.4)	22.75	(7.0)	5.3	(4.5)

TABLEAU 4.3 – Taux de réussite sur l'identification des matériaux et RMSE sur les estimations d'abondances et de températures pour la méthode TRUST originale. Les valeurs entre parenthèse indiquent le résultat pour la méthode TRUST avec l'implémentation du *Matching Pursuit*.

Comme on peut le voir, après l'implémentation du *Matching Pursuit*, les résultats sont similaires pour les pixels purs et les pixels composés de deux matériaux pour l'estimation des abondances et celle des températures subpixelles. Cependant, on observe qu'avec le *Matching Pursuit*, TRUST a plus de difficultés à estimer les abondances correctes sur le pixel mixte composé de deux matériaux (le taux de bonne identification chute de 58.1% sans le *Matching Pursuit* à 36 % et passe en deça des 10% de bonne identification pour un mélange avec trois matériaux).

De plus, les taux de réussite sont très faibles pour les cas de pixel mixte composé de trois matériaux. Cela s'explique par le fait que plus il y a de matériaux dans un pixel, plus leurs abondances sont petites et plus l'estimateur de température subpixelle diverge. Il est donc nécessaire d'envisager l'estimation de la composante d'un troisième matériau dans le pixel seulement si son émissivité ou sa température moyenne est suffisamment différente des autres matériaux.

Ce qu'il faut retenir :

L'estimation des abondances est fondée sur l'estimation des températures précédemment étudiée et sur la minimisation de deux fonctions de coût différentes. Les deux phases de minimisation correspondent à deux étapes de la méthode TRUST.

Dans un premier temps, les abondances et les températures sont estimées pour chaque cas de mélange possible (pour un mélange composé d'au plus 3 matériaux parmi M matériaux, cela correspond à $\binom{M}{1} + \binom{M}{2} + \binom{M}{3}$ mélanges possibles). Cette minimisation s'effectue sur l'erreur de reconstruction.

Une seconde minimisation est alors effectuée pour identifier lequel parmi ces mélanges possibles correspond au bon mélange. La fonction de coût est alors constituée de l'erreur de reconstruction et de l'écart entre la température moyenne et la température subpixelle.

Un hyperparamètre γ est introduit pour équilibrer l'un et l'autre des deux termes.

Enfin, pour réduire le temps de calcul, une approche de *Matching Pursuit* a été proposée mais ne donne pas de bons résultats quant à l'identification des bons mélanges.

4.5 Bilan de la méthode TRUST

L'objectif de ce chapitre était de présenter une stratégie pour estimer, sur une image hyperspectrale acquise dans l'IRT, les abondances, les émissivités et les températures des matériaux composant la scène.

Pour ce faire, deux hypothèses sont faites : (1) l'émissivité d'un matériau est constant spatialement sur l'ensemble de la scène (pixels purs et pixels mixtes), (2) les températures associées à un matériau composant un pixel mixte, aussi appelées températures subpixelles, sont proches de leurs températures estimées sur un pixel pur.

Ces trois grandeurs caractérisant les matériaux (abondances, émissivité, température) sont estimées à partir d'une procédure en trois étapes : (1) localisation de pixels purs pour

chacun des matériaux composant la scène, (2) estimation des émissivités et de la moyenne des températures pour chacun des matériaux, et (3) estimation des cartes d'abondances et des températures dans les pixels mixtes pour chaque matériau (méthode TRUST).

Deux stratégies existent pour sélectionner les pixels purs : (1) une manière non-supervisée à partir d'une image acquise dans le visible et co-registrée avec l'image IRT, ou (2) une manière supervisée directement sur l'image IRT. Dû aux limitations des approches de localisation sur des images co-registrées, la stratégie adoptée est la localisation (2).

Pour la seconde étape, la méthode TES a été retenue pour ces bonnes performances autant sur des capteurs faiblement résolus spectralement (10 bandes avec AHS) ou mieux résolus spectralement (32 bandes avec TASI).

La méthode TES est appliquée sur au moins une vingtaine de pixels purs pour chacun des matériaux qui composent la scène. Une moyenne est ensuite appliquée sur les émissivités retrouvées par TES pour estimer l'émissivité associée au matériau, et sur les températures retrouvées par TES pour estimer la moyenne de la distribution en température du matériau.

Il convient ici de noter que pour assurer une bonne estimation des abondances et des températures subpixelliques avec la méthode TRUST, les couples (émissivité/moyenne des températures) doivent être suffisamment différents. Ainsi, si les couples sont très ressemblants, il est préférable de les regrouper en une seule classe de matériaux.

Concernant l'estimation des températures subpixelliques, nous avons choisi un estimateur linéaire découlant de la linéarisation de la loi du corps noir dans l'équation de luminance BOA. Si cet estimateur minimise la variance de l'estimation pour un cas non-biaisé, la linéarisation du problème entraîne un biais sur l'estimation, qui peut atteindre en moyenne 4K pour des variations de températures par rapport aux températures moyennes de l'ordre de 5K à 10K.

Le conditionnement, qui peut être calculé à partir des températures moyennes, des émissivités et des abondances des matériaux dans le pixel mixte, se révèle être un puissant outil pour juger de la qualité de l'estimation des températures subpixelliques. Plus il est faible, plus l'estimation de ces températures a de chance d'avoir un biais faible. Pour une estimation de la température en moyenne à moins de 2K, on peut dire qu'un conditionnement inférieur à 10^4 est conseillé.

De plus, le conditionnement, comme la résolution spectrale et le niveau de bruit de l'instrument thermique, est lié à la variance attendue de l'estimation. En effet, la variance de l'estimation des températures subpixelliques est plus faible si, pour un même capteur, le conditionnement est plus faible, et si, pour un même conditionnement, le nombre de bandes est plus grand ou si le niveau de bruit est plus faible (RSB plus fort).

L'estimation de ces températures nécessite de connaître de façon précise l'abondance des matériaux. Cette estimation est très sensible à ce paramètre. De plus, l'erreur de reconstruction est minimale si la valeur de cette abondance est correcte.

Pour estimer les abondances, TRUST va donc se baser sur la minimisation d'une fonction

de coût. Cette fonction dépend de cette erreur de reconstruction, un terme que l'on pourrait qualifier d'attache aux données, ainsi que d'une contrainte sur l'écart entre la température moyenne d'un matériau et son estimation dans le pixel mixte, un terme lié à une contrainte physique sur la température.

Un hyperparamètre γ est introduit pour équilibrer les deux termes de la fonction de coût. Ce paramètre peut être constant, comme le ratio des moyennes des erreurs de reconstruction et des écarts aux températures moyennes, ou dépendant des températures sélectionnées, et serait alors fonction des distributions spatiales des températures.

Après avoir détaillé cette méthode TRUST, son application sur des jeux de données réelles sera étudiée dans le chapitre suivant.

Application de TRUST sur des jeux de données simulées et réelles

Résumé

L'objectif de ce chapitre est l'étude des performances de la méthode TRUST. Cette étude est réalisée en considérant des scènes synthétiques de deux à trois matériaux et des scènes extraites des images IRT acquises lors des campagnes ValCalHyp et DUCAS. Cette méthode s'avère efficace pour localiser les pixels purs ou estimer la composition de pixels mélangés avec deux matériaux. Sur les simulations, TRUST surpasse les deux autres stratégies de démelange, en estimant les abondances à moins de 5 % d'erreur et les températures à moins de 3 K d'erreur sur des pixels purs ou sur des pixels mixtes composés de deux matériaux. La principale limitation de cette méthode est que si plus de trois matériaux composent le pixel, elle n'est plus efficace, n'ayant plus suffisamment d'informations pour identifier les températures en jeu pour chaque matériau.

Sommaire

5.1 Performances de la méthode TRUST sur des données synthétiques	92
5.1.1 Scène composée de deux matériaux	92
5.1.2 Scène composée de trois matériaux	97
5.2 Analyse du démelange sur des images réelles	100
5.2.1 Étude de la zone d'étalonnage - ValCalHyp	100
5.2.2 Étude de la zone de toits - DUCAS	102
5.2.3 Étude de la zone de mélange - ValCalHyp	105
5.3 Bilan	110

Nous avons vu dans le chapitre précédent le fonctionnement de l'algorithme TRUST estimant de manière conjointe l'abondance et la température subpixelique des matériaux composant la scène. Ce sont deux paramètres clefs pour plusieurs applications comme la cartographie des minéraux ou l'étude des îlots de chaleur urbains.

Ce chapitre sera consacré à l'analyse des performances de cette méthode face à des scènes simples (deux à trois matériaux) et des scènes complexes (une scène très mélangée sur une scène réduite).

Dans un premier temps, les performances de l'algorithme TRUST sont validées sur des scènes synthétiques. L'avantage d'utiliser des scènes synthétiques est la connaissance parfaite des abondances et des températures subpixelles des matériaux qui les composent.

Ensuite, la méthode TRUST est appliquée sur les jeux de données réelles des campagnes ValCalHyp et DUCAS. L'avantage des deux images IRT extraites de ces campagnes est qu'elles possèdent des zones d'étude simples (trois matériaux en sol plat) et des zones plus complexes (scène mélangée avec plus d'une dizaine de matériaux différents sur une large zone (DUCAS) ou sur une zone réduite (< 200 pixels) avec des pixels fortement mélangés (ValCalHyp)).

La section 5.1 présente l'évaluation de la méthode TRUST sur les scènes synthétiques en comparaison avec la méthode FCLS. L'étude sur l'application de TRUST sur les campagnes ValCalHyp et DUCAS est étudiée dans les sections 5.2 sur des petites scènes composées de trois à treize matériaux. Enfin, le bilan et les perspectives de cette méthode sont décrits dans la section 5.3.

5.1 Performances de la méthode TRUST sur des données synthétiques

Cette section est consacrée à l'étude des performances de la méthode TRUST par rapport aux deux approches étudiées précédemment dans les chapitres 2 et 3. Ces deux approches seront notées FCLS-R pour le démélange sur les luminances, et FCLS-E pour le démélange sur les émissivités.

Pour chaque cas de simulation, l'erreur quadratique moyenne est étudiée sur l'estimation de l'abondance des matériaux E_S et de la température subpixelle E_T .

$$E_S = \sqrt{\frac{1}{N_p \cdot M} \cdot \sum_{k=1}^{N_p} \sum_{m=1}^M (\hat{S}_{m,k} - S_{m,k})^2} \quad E_T = \sqrt{\frac{1}{N_p \cdot M} \cdot \sum_{k=1}^{N_p} \sum_{m=1}^M (\hat{T}_{m,k} - T_{m,k})^2} \quad (5.1)$$

avec N_p le nombre de pixels présents dans la scène, M le nombre de matériaux composant la scène, $S_{m,k}$ et $T_{m,k}$ l'abondance et la température subpixelle réelle du matériau m au pixel k et $\hat{S}_{m,k}$ et $\hat{T}_{m,k}$ l'estimation de son abondance et sa température subpixelle.

5.1.1 Scène composée de deux matériaux

Le mélange étudié dans cette section est constitué de deux matériaux de toit : de l'asphalte et du gravier, appelé respectivement Mat-1 et Mat-2. Les émissivités et les températures correspondent aux émissivités et aux températures utilisées dans les sections 2.3.4 et 3.3.1. Une représentation des deux émissivités est disponible sur la figure 2.7-a).

Les mesures d'émissivité, de température et le profil atmosphérique utilisé sont issus de la campagne DUCAS, présentée dans la section 1.3.2. Les températures moyennes pour ces deux matériaux sont de 332K pour l'asphalte et de 312K pour le gravier (une différence entre les deux températures moyennes de $d_T = 20\text{K}$). Concernant la variabilité spatiale des deux distributions en température, les écarts-type sont de $\sigma_1 = 1.5\text{K}$ pour l'asphalte et $\sigma_2 = 1\text{K}$ pour le gravier.

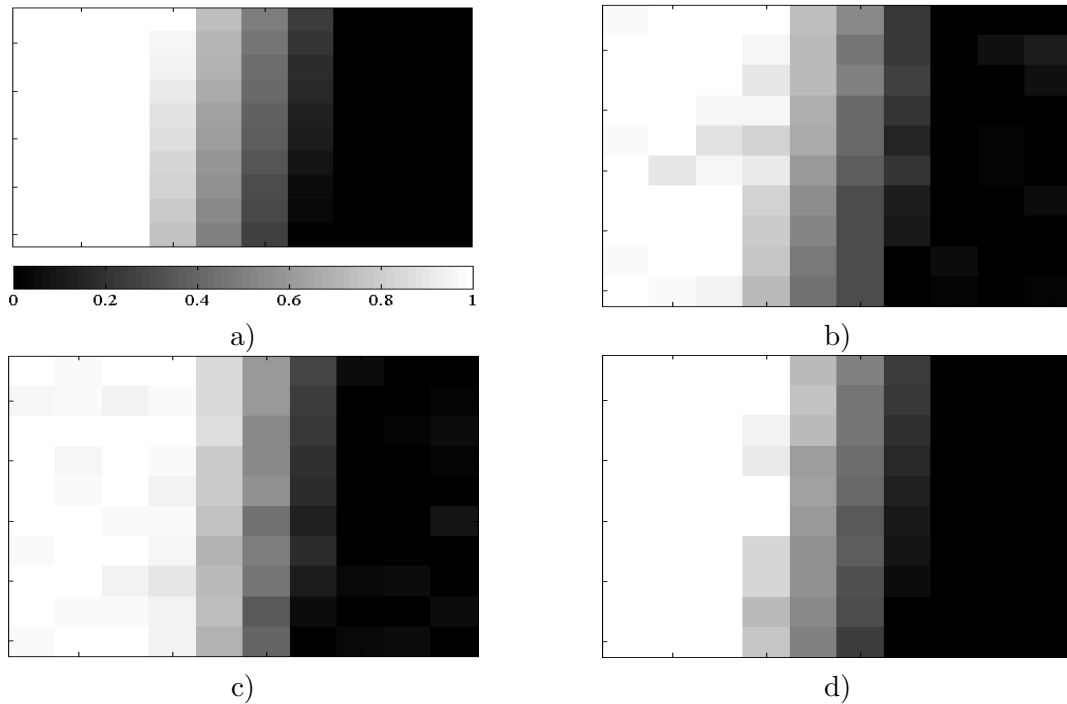


FIGURE 5.1 – Représentation de la carte d'abondances originale des matériaux dans la scène composée de 100 pixels en (a) (les pixels blancs sont composés à 100% d'asphalte et les pixels noirs à 100% de gravier). Les résultats des trois méthodes de démélange sont en (b) pour FCLSU sur les luminances (FCLS-R), en (c) pour FCLSU sur les émissivités (FCLS-E), et en (d) pour TRUST.

La scène est composée de 100 pixels et est divisée en trois zones : deux zones, de 30 pixels chacune, composées de pixels purs de chaque matériau et une zone de 40 pixels mixtes avec des abondances variant de 1 à 99 %. La température est répartie aléatoirement sur la scène. Chaque série de simulation a été générée 20 fois avec un bruit gaussien différent et une répartition spatiale de la température différente.

La performance des trois méthodes est présentée dans le tableau 5.1. L'estimation des abondances est relativement facile pour plusieurs raisons : (1) une grande différence de températures entre l'asphalte et le gravier ($d_T = 20\text{K}$), (2) le faible écart-type de la distribution de la température pour les deux matériaux est faible ($\sigma_1 = 1.5\text{K}$ et $\sigma_2 = 1\text{K}$) et (3) une grande différence dans les spectres d'émissivité (forte bande de réflexion du silicate sur le gravier et non sur l'asphalte).

Zone étudiée	E_S (%)			E_T (K)
	FCLS-R	FCLS-E	TRUST	TRUST
Mat-1	1.8	1.4	< 0.1	1.1
Mat-2	2.0	1.9	< 0.1	1.3
Mat-1 & -2	3.1	9.9	1.7	1.7
Total	2.4	5.0	0.7	1.5

TABLEAU 5.1 – Représentation de l’erreur quadratique moyenne pour l’estimation de l’abondance E_S et pour l’estimation de la température E_T . Les zones étudiées sont les zones pures composées de Mat-1 et de Mat-2, les zones mixtes composées des deux matériaux et l’ensemble de la scène.

La méthode TRUST est la méthode qui donne les meilleurs résultats, avec une erreur inférieure à 2.5 % sur l’estimation de l’abondance sur les pixels purs ou mixtes de la scène et un écart sur l’estimation des températures subpixelliques inférieur à 1.5 K pour les pixels purs et 2K pour les pixels mixtes. Pour les autres méthodes, les erreurs sont supérieures à 3% pour FCLS-R et supérieures à 10 % pour FCLS-E. Mais l’amélioration des performances par rapport aux méthodes FCLS-R ou FCLS-E a un prix : la méthode FCLS appliquée sur les luminances ou sur les émissivités est 40 fois plus rapide que la méthode TRUST appliquée sur les luminances, ce qui équivaut à moins de 0.1 s pour FCLS-R et 3 s pour TRUST.

Comme énoncé plus haut, ce mélange est une situation ” facile ” pour l’estimation de l’abondance et de la température subpixellique. Pour étudier les performances de la méthode TRUST par rapport aux autres méthodes FCLS-R et FCLS-E, il est important de dégrader les conditions de la scène (émissivité proche, température voisine). Les paragraphes suivants étudient ces performances en faisant varier l’émissivité et la distribution spatiale en température des deux matériaux.

Variation de l’émissivité : Le paramètre étudié dans ces paragraphes est la différence spectrale entre les deux émissivités. Pour cela, cinq émissivités sont construites à partir d’un mélange linéaire entre le spectre d’asphalte et le spectre du gravier : Gravier 1 correspond au spectre du gravier, Gravier 2 à un mélange de 50% d’asphalte et de 50% de gravier, Gravier 3 à 75% d’asphalte et 25% de gravier, Gravier 4 à 90% d’asphalte et 10% de gravier et Gravier 5 à 99% d’asphalte et 1% de gravier. Toutes ces émissivités sont représentées sur la figure 5.2-(a).

Cinq cas de scènes composées de deux matériaux sont considérés : les deux matériaux sont l’asphalte et un des matériaux hybrides dont l’émissivité est expliquée précédemment. Pour chaque cas, l’écart quadratique moyen (RMSD) entre les émissivités varient : RMSD = 7% pour le couple Asphalte - Gravier 1, RMSD = 3.5% pour le couple Asphalte - Gravier 2, RMSD = 1.8% pour le couple Asphalte - Gravier 3, RMSD = 0.7% pour le couple Asphalte - Gravier 4 et RMSD = 0.1% pour le couple Asphalte - Gravier 5. Les cartes d’abondances et les paramètres de la distribution spatiale de la température restent les mêmes.

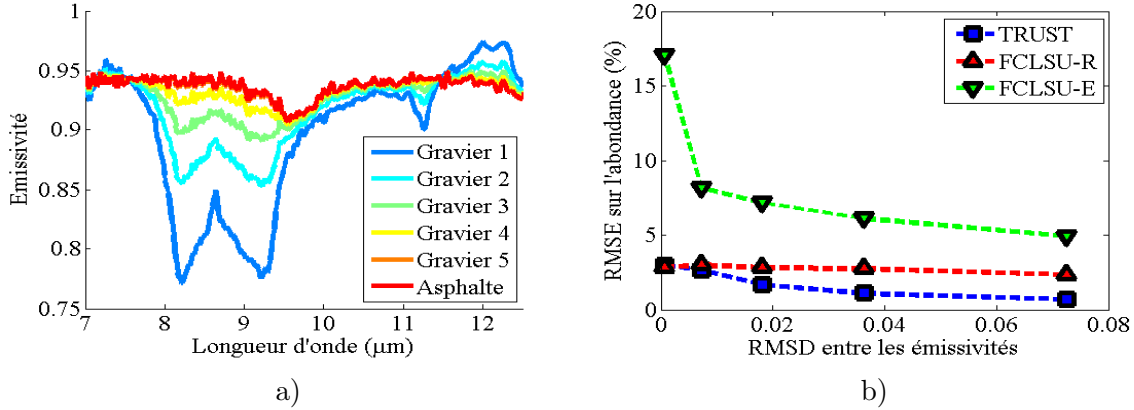


FIGURE 5.2 – Représentation des émissivités utilisées dans la simulation en (a). Cinq émissivités ont été simulées (Asphalt-Gravel 1, Asphalt-Gravel 2, ... , Asphalt-Gravel 5) avec une diminution de la différence quadratique moyenne entre ces émissivités. L'évolution de E_S est représentée en (b).

La figure 5.2-(b) montre l'évolution de l'erreur E_S en fonction du RMSD entre les émissivités en jeu. Avec FCLSU-R, l'erreur E_S reste relativement constante par rapport au RMSD. C'est un comportement attendu car l'information première qui sépare les deux pôles de mélange est portée par la température et non pas par l'émissivité. Avec une haute différence en température ($d_T = 20\text{K}$), la variation en émissivité a un impact faible.

Si l'on considère FCLSU-E, on observe bien une très forte dépendance des résultats du démixage par rapport à la différence entre les émissivités. C'est là aussi normal sachant que l'émissivité est la seule variable qui impacte le démixage appliqué aux émissivités.

Enfin, pour la méthode TRUST, on constate que plus la variation en émissivité est faible, plus l'erreur E_S se rapproche de la méthode FCLSU-R. Puisque quand les deux émissivités sont très proches, seule la variation en température impacte le signal, il est donc normal que FCLSU-R et TRUST aient les mêmes résultats. On peut observer également que lorsque la différence est grande entre les émissivités, TRUST a de meilleurs résultats que FCLSU-R, ce qui montre que TRUST sait utiliser à bon escient les différences entre les spectres d'émissivité.

Concernant l'erreur E_T sur la température, elle suit la même tendance que E_S par rapport au RMSD. Les valeurs vont de 1.5 K pour le couple asphalt-Gravier à 1.7 K pour les émissivités qui se ressemblent fortement. On observe ainsi que la variation en émissivité perturbe peu l'estimation des températures subpixelles.

Variation de la température : Pour évaluer les performances des trois voies de démixage par rapport à la distribution spatiale en température, la différence entre les températures d_T a été réduite et l'écart type de la distribution spatiale σ_T a été augmenté. Les figures 5.3-(a) et -(b) montrent les performances de chaque méthode de démixage par rapport à d_T et σ_T .

En augmentant l'écart type σ_T , la luminance est plus dépendante des variations locales

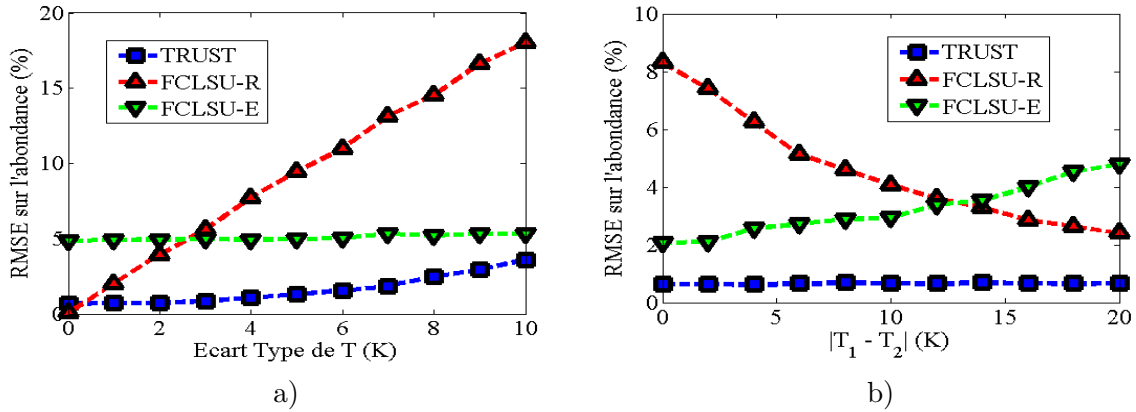


FIGURE 5.3 – Evolution de l’erreur quadratique moyenne sur les abondances par rapport à l’écart type de la distribution en température en (a) et à la différence entre les températures en (b) pour chaque matériau.

de la température plutôt que de la différence entre émissivité. Cette observation met l’accent sur la difficulté pour FCLS-R de démélanger lorsque les variations locales en température sont trop importantes. C’est pour cette raison que si l’écart type σ_T augmente, l’erreur E_S augmente également.

Avec FCLS-E, les erreurs sur l’estimation en abondance restent constants. Effectivement, l’estimation des émissivités agrégées sur les pixels mixtes a été conçue pour être indépendant vis-à-vis des variations spatiales de la température.

On observe une augmentation de l’erreur E_S par rapport à l’écart type. Ceci est dû au fait que l’estimation linéaire des températures subpixelles par rapport aux abondances n’est plus valable si la différence entre la température subpixelle et la température moyenne du matériau est trop élevée. Comme le montre cette expérience, on peut néanmoins considérer que pour des écarts type en deçà de 5K, l’estimation linéaire reste valable.

Enfin, la figure 5.3-(b) montre l’évolution de l’erreur E_S lorsque l’écart entre températures moyennes d_T augmente. Dans ce cas là, la luminance est plus facilement séparable et comme le montre l’étude [16], l’émissivité agrégée ne correspond plus à un mélange linéaire entre les spectres purs d’émissivité. C’est pourquoi on observe une augmentation de E_S pour FCLS-E et une diminution pour FCLS-R et TRUST.

Si l’on projette les erreurs E_S et E_T par rapport aux variations de d_T et de σ_T , représentées respectivement sur les figures 5.4-(a) et -(b), on observe une erreur constante par rapport à la méthode FCLS-R et plus faible que la méthode FCLS-E.

On observe que l’erreur E_T sur les estimations de température subpixelle évolue par rapport aux deux paramètres de la distribution en température. Concernant la variation de l’écart type σ_T , l’erreur E_T évolue comme E_S . En effet, plus l’écart type augmente, plus les températures sur les pixels mixtes et sur les pixels purs s’éloignent de la température moyenne, et donc moins la linéarisation de l’équation (4.3) est valable. Pour l’écart par rapport à d_T ,

il est surprenant de voir l'erreur E_T augmenter lorsque d_T augmente, sachant que l'évolution inverse se produit pour E_S . Cela signifie que plus les températures en jeu sont importantes, plus les termes du second ordre de l'équation (4.3) sont importants.

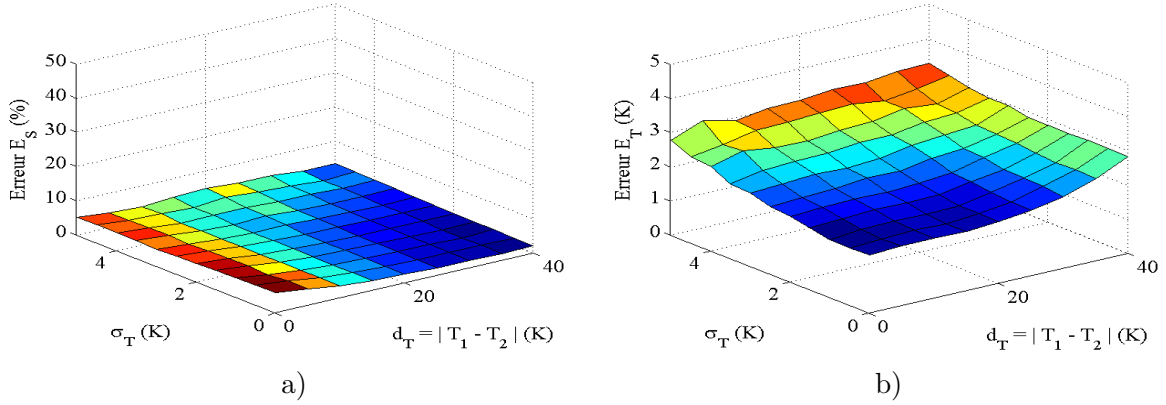


FIGURE 5.4 – Représentation 3D de l'évolution de l'erreur de la méthode TRUST sur l'estimation des abondances E_S en (a) et des températures E_T en (b).

5.1.2 Scène composée de trois matériaux

Une scène plus complexe avec trois matériaux est maintenant étudiée. La scène est composée de l'asphalte et du gravier étudiés dans la section précédente, et d'une bache blanche, nommés respectivement Mat-1, Mat-2 et Mat-3. Il convient de noter que la bache blanche a quasiment la même émissivité que l'asphalte (RMSD < 0.6%) et la même température moyenne que le gravier (312K). Les écarts type des distributions en température ont été estimés sur l'image IRT acquise durant la campagne DUCAS : $\sigma_1 = 1\text{K}$ (Mat-1), $\sigma_2 = 1.5\text{K}$ (Mat-2) et $\sigma_3 = 3\text{K}$ (Mat-3). Les températures subpixelliques sont aléatoirement distribuées selon une distribution gaussienne dont l'écart-type et la moyenne correspondent aux mesures TASI. De même, l'atmosphère est modélisée par MODTRAN4 selon le profil atmosphérique mesuré durant la campagne DUCAS.

La scène est composée de 320 pixels (16x20) où les pixels purs sont localisés sur le coin haut-gauche (Mat-1 avec 36 pixels), le coin haut-droite (Mat-2 avec 36 pixels) et le côté bas (Mat-3 avec 40 pixels). Les pixels mixtes sont divisés en quatre classes : le mélange Mat-1/Mat-2 localisé en haut-centre (48 pixels), le mélange Mat-1/Mat-3 au milieu-gauche (48 pixels), le mélange Mat-2/Mat-3 au milieu-droite (48 pixels) et le mélange des trois matériaux au centre de la scène (64 pixels). La figure 5.5-(a) représente une composition colorée où chaque couleur primaire (rouge, vert, bleu) correspond respectivement aux abondances des matériaux Mat-1, Mat-2 et Mat-3.

Une vingtaine d'images avec des distributions en température différentes et un bruit aléatoire ont été simulées. Comme dans la section précédente, les trois voies de démixage FCLS-R, FCLS-E et TRUST ont été étudiées. Les figures 5.5-(b), -(c) et -(d) représentent respective-

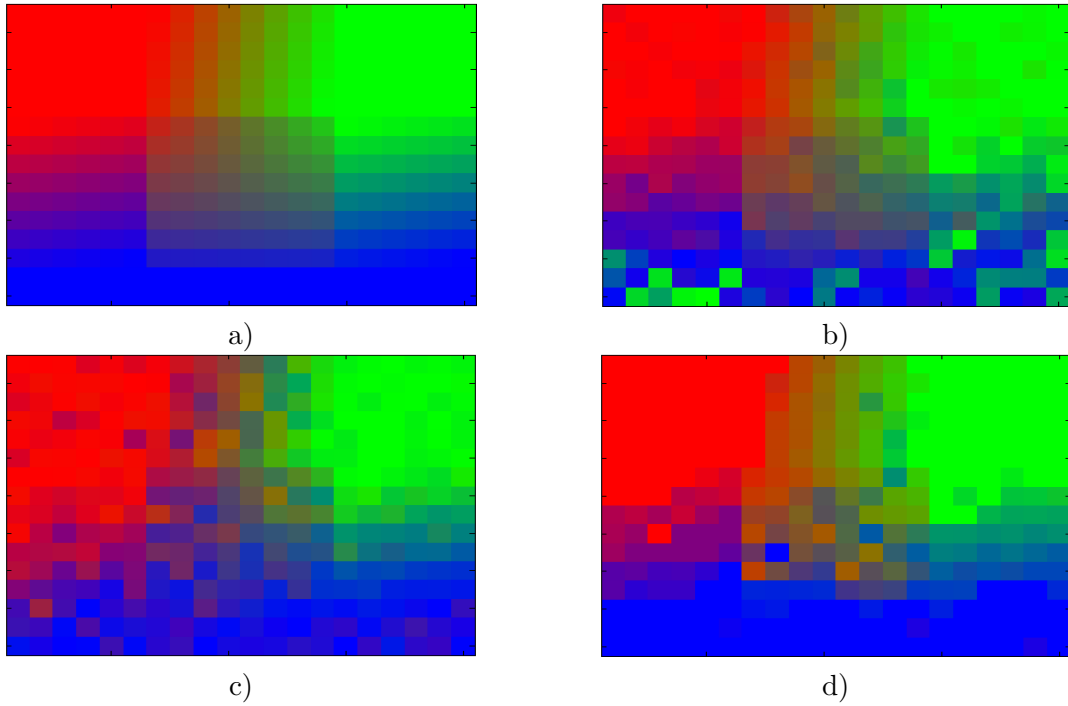


FIGURE 5.5 – La scène est composée de trois matériaux : un asphalte de toit (rouge), du gravier (vert) et une toile blanche (bleu). Leurs abondances sur la scène sont représentées sur la composition colorée en (a). Les résultats des trois approches de démixage sont représentés en (b) pour FCLS-R, en (c) pour FCLS-E et en (d) pour TRUST.

ment une des estimations de cartes d'abondances par la méthode FCLS-R, la méthode FCLS-E et la méthode TRUST.

Le tableau 5.2 rassemble les calculs de la moyenne des erreurs sur l'estimation des abondances E_S et sur l'estimation des températures E_T . Les résultats montrent sans ambiguïté que TRUST surpasse les deux autres méthodes de démixage en ce qui concerne les estimations des pixels purs. Comme mentionné plus haut, Mat-1 et Mat-3 ont la même émissivité. La méthode FCLS-E donne donc de mauvais résultat sur la zone pure de Mat-3. De même, Mat-2 et Mat-3 ont les mêmes températures. Ceci explique la faible performance de la méthode FCLS-R sur cette même zone.

Nous analysons maintenant le cas des pixels mixtes composés de deux matériaux. En présence d'une grande différence en température moyenne, que les émissivités soient différentes (Mat-1 et Mat-2) ou qu'elles soient similaires (Mat-1 et Mat-3), les deux méthodes FCLS-R et TRUST surpasse la méthode FCLS-E, comme prévu dans l'étude [17]. Cependant, avec la même température et des émissivités différentes (Mat-2 et Mat-3), ce sont les méthodes FCLS-E et TRUST qui surpassent la méthode FCLS-R. En effet, dans le cas où les températures moyennes sont les mêmes, la distribution spatiale dégrade alors très grandement les performances de FCLS-R. Enfin, concernant les estimations des températures subpixelles, on peut constater que TRUST retrouve bien les bonnes températures, à une erreur moyenne

Zone étudiée	E_S (%)			E_T (K)
	FCLS-R	FCLS-E	TRUST	TRUST
Mat-1	1.4	3.6	< 0.1	1.1
Mat-2	1.4	1.1	< 0.1	1.3
Mat-3	17.1	11.9	1.0	1.2
Total pixels purs	7.0	5.8	0.4	1.2
Mat-1 & -2	2.7	10.1	1.5	1.7
Mat-1 & -3	4.9	12.2	4.7	2.4
Mat-2 & -3	9.9	3.9	1.9	1.9
Mat-1, -2 & -3	4.3	11.8	8.9	3.0
Total pixels mixtes	5.3	9.7	4.6	2.4
Total pixels	5.9	8.3	3.1	2.1

TABLEAU 5.2 – Évaluation de l’erreur sur les abondances E_S et sur les températures E_T en présence des 3 matériaux d’asphalte (Mat-1), de gravier (Mat-2) et de toile blanche (Mat-3).

d’environ 2.5K pour le cas le plus difficile (Mat-1 et Mat-3).

Si l’on considère les pixels composés des trois matériaux, on constate que la méthode FCLS-R obtient nettement de meilleurs résultats que les méthodes TRUST et FCLS-E. En effet, avec deux émissivités quasiment identiques, FCLS-E ne peut espérer de bon résultats quant à l’estimation de ces deux abondances. Pour la méthode TRUST, cela s’explique par le fait que plus il y a de matériaux qui composent le mélange, plus l’estimateur linéaire de l’équation 4.3 est mal conditionné : pire en est l’estimation des températures subpixelles, et donc des abondances.

En tenant compte de toute la scène, la méthode TRUST est meilleure que les deux autres méthodes FCLS-R et FCLS-E. Cependant, il ne faut pas espérer de bons résultats lorsque le nombre de matériaux présents dans le pixel mixte dépasse trois. Concernant le temps d’exécution de l’algorithme, FCLS est plus de 400 fois plus rapide que TRUST, ce qui équivaut à moins de 0.1 s encore pour FCLS-R et 44 s pour TRUST. Ces différences de temps d’exécution mettent l’accent sur la haute sensibilité de l’algorithme TRUST au nombre de matériaux présents dans la scène mélangée et sa taille.

Ce qu’il faut retenir :

Les simulations réalisées sur des scènes composées de deux et de trois matériaux montrent que TRUST obtient de meilleures performances que les deux autres approches consistant à démélanger à partir des luminances ou des émissivités. En effet, l’erreur en abondance est de 0.7% pour deux matériaux et de 3.1 % pour trois matériaux alors que l’erreur avec méthode FCLS appliquée au luminance et au émissivité est entre 2 et 5 % pour deux

matériaux et entre 5.5 % et 8.5 % pour trois matériaux.

Concernant les estimations de températures, pour les pixels purs, TRUST est en deça des performances de la méthode TES (1.6 K). Pour les pixels mixtes composés de deux matériaux, l'erreur oscille entre 1 K et 2.5 K.

Les résultats ont montrés que TRUST donne de bonnes estimations de l'abondance lorsque le pixel est pur ou composé de deux matériaux. A partir de trois matériaux, il n'y a pas assez d'informations pour estimer correctement les températures et les abondances des matériaux. L'erreur est bien supérieure aux valeurs estimées pour les pixels mixtes avec deux matériaux, tant sur l'abondance (8.9 %), que sur la température (3 K).

Cependant, cette approche est beaucoup plus lente que FCLS : plus de 400 fois plus lente que FCLS pour la scène avec trois matériaux (< 0.1 s pour FCLSR et 44 s pour TRUST).

5.2 Analyse du démélange sur des images réelles

La méthode TRUST est maintenant étudiée sur des données réelles. N'ayant pas accès aux vérités terrains pour l'estimation des températures ou des abondances, seules sont vérifiées la parcimonie des cartes d'abondances et la cohérence des températures en fonction des moyennes et des écarts-type mesurés sur les zones pures de l'image.

Trois zones sont étudiées dans cette section : la zone d'étalonnage de la campagne ValCalHyp, la zone des toits de la campagne DUCAS et la zone très mélangée de la campagne ValCalHyp. Les deux premières zones ont été étudiées dans les chapitres précédents (chapitre 2 et chapitre 3). La dernière zone est une zone test très difficile à démélanger [101].

Ces trois scènes sont étudiées respectivement dans les sections 5.2.1, 5.2.2 et 5.2.3.

5.2.1 Étude de la zone d'étalonnage - ValCalHyp

La scène étudiée dans cette section est la scène d'étalonnage issue de l'image IRT acquise lors de la campagne ValCalHyp. Sur la figure 5.6-(a), les zones pures sont localisées avec différentes couleurs : le rouge pour les mires d'étalonnage noires, le vert pour les mires d'étalonnage blanches et le bleu pour la végétation. La couleur orange symbolise les pixels mixtes.

Pour la première étape de la méthode TRUST, les pixels purs ont été sélectionnés à l'aide d'une classification sur l'image visible et sur l'image thermique. Ainsi, les pixels appartenant aux mires noires ont pu être facilement différenciés par rapport aux deux autres car leurs températures sont nettement supérieures à celles des deux autres matériaux. De même, les pixels des mires blanches ont une très forte luminance sur l'image visible (les matériaux blancs sont par définition très réfléchissants dans le domaine du visible). Ils ont pu être facilement identifiables par rapport aux autres matériaux sur l'image visible. Les émissivités

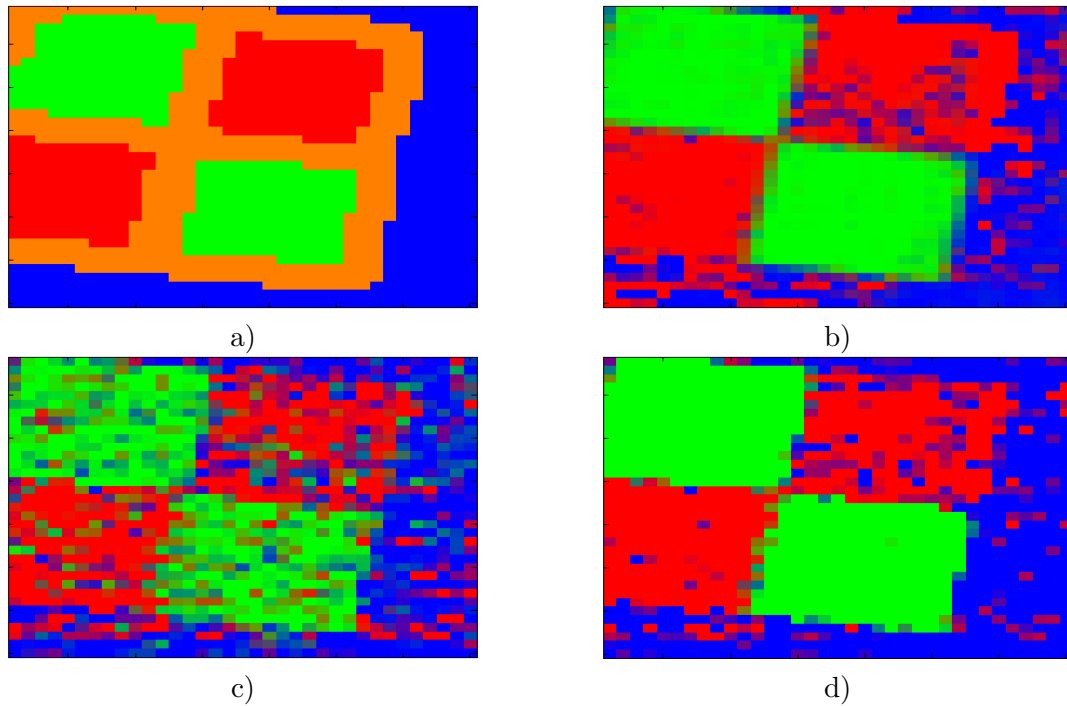


FIGURE 5.6 – Représentation de la vérité terrain en (a) et des cartes d’abondances estimées à partir de la méthode FCLS-R en (b), de la méthode FCLS-E en (c) et de la méthode TRUST en (d).

et les températures sont estimées sur ces pixels purs à partir de la méthode TES.

La seconde étape consiste à estimer les abondances et les températures subpixeliques. Ces estimations sont appliquées sur tous les pixels composant la scène (purs ou mixtes). L’estimation des cartes d’abondances est représentée respectivement sur les figures 5.6-(b), -(c) et -(d) pour la méthode FCLS-R, FCLS-E et TRUST.

En considérant la température, il est aisé d’identifier clairement les pixels des mires noires par rapport aux deux autres matériaux. C’est pourquoi la méthode FCLS-R arrive à très bien discriminer ces pixels là. Pour identifier les pixels appartenant aux mires blanches ou à la végétation, ayant la même émissivité, FCLS-R présente quelques erreurs aux zones de mélange entre ces deux matériaux. Concernant FCLS-E, le résultat est beaucoup plus bruité. Le RSB est trop faible sur les émissivités en sortie de TES pour envisager de démixer à partir de ces émissivités.

On peut observer que TRUST estime une carte d’abondances beaucoup plus parcimonieuse que les deux autres cartes d’abondances. Même si quelques zones restent mal démixées (la mire blanche haut-droite a quelques pixels estimés comme appartenant à la végétation), on remarque que l’on obtient une meilleure estimation des cartes d’abondances. La méthode TRUST a été utilisée avec un hyperparamètre $\gamma = 5 \cdot 10^{-3}$. Cet hyperparamètre a été choisi comme celui qui minimise une erreur de mauvaise estimation. Cette erreur est mesurée par rapport aux zones de pixels purs E_{pur} et de pixels mixtes E_{mixte} . On sait que sur la zone

pure du matériau m , l'abondance du matériau m doit être égal à 1 pour ce matériau et 0 sinon. Pour la zone de pixel mixte entre deux matériaux, on sait que l'abondance du troisième matériau doit être nulle. Les erreurs s'écrivent donc :

$$E_{pur} = \sqrt{\sum_{k \text{ est pur}} \sum_m (\hat{S}_{k,m} - S_{k,m})^2} \quad E_{mixte} = \sqrt{\sum_{k \text{ est mixte sans } m} (\hat{S}_{k,m})^2} \quad (5.2)$$

L'évolution de ces deux erreurs par rapport à γ est représentée sur la figure 5.7. Comme énoncé dans la section 4.4.2, si γ est trop petit, la fonction de coût se concentre uniquement sur l'erreur de reconstruction et privilégie des abondances avec beaucoup de matériaux, donc très peu parcimonieuse. À l'inverse, si γ est trop grand, ce sont les faibles écarts en température qui sont privilégiés et les estimations d'abondances sont trop parcimonieuses. Grâce aux calculs d'erreurs E_{pur} et E_{mixte} , nous avons pu calculer un $\gamma = 5 \cdot 10^{-3}$ minimisant ces deux erreurs.

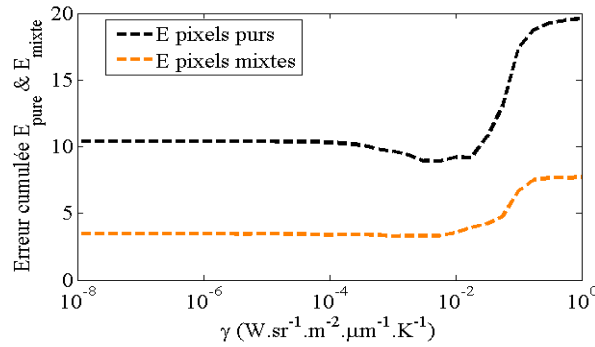


FIGURE 5.7 – Représentation de l'évolution de l'erreur de mauvaise estimation E_{pur} et E_{mixte} en fonction de l'hyperparamètre γ .

Enfin les cartes de températures subpixeliques sont représentées sur les figures 5.8-(a), -(b) et -(c) pour les mires noires, les mires blanches et la végétation. On observe une bonne cohérence des estimations des températures subpixeliques sur les pixels mixtes par rapport aux températures estimées sur les pixels purs.

5.2.2 Étude de la zone de toits - DUCAS

La scène étudiée dans cette section est la scène de toits issue de l'image IRT acquise lors de la campagne DUCAS. Sur la figure 5.9-(a), les zones pures sont localisées avec différentes couleurs : le rouge représente l'asphalte, le vert le gravier et le bleu le toit en Bakélite. La couleur orange représente les pixels supposés mixtes.

Il convient de noter qu'à la transition entre le gravier et le Bakélite, les résultats ne sont pas entièrement fiables à cause de la présence d'un autre matériau, probablement du ciment, faisant la jointure entre les deux toits.

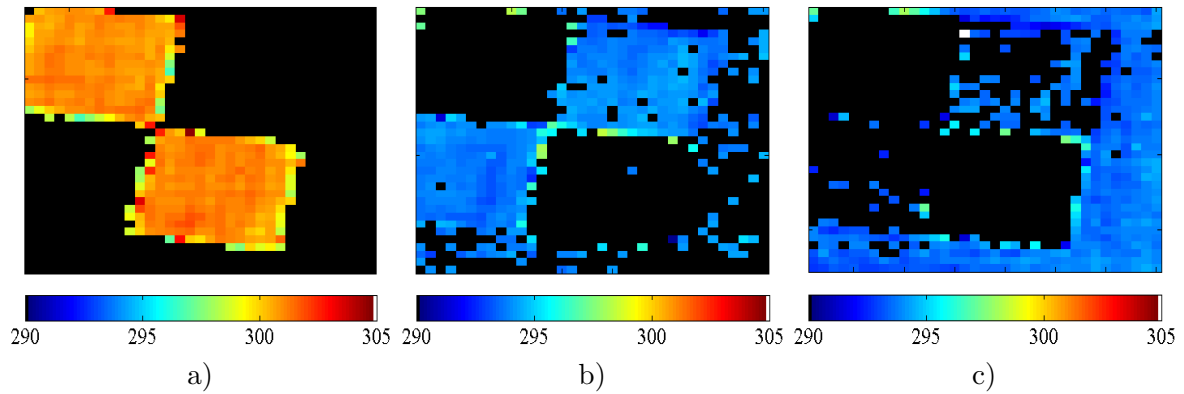


FIGURE 5.8 – Estimation des trois cartes de températures subpixelliques en K pour les mires noires (a), les mires blanches (b) et la végétation (c).

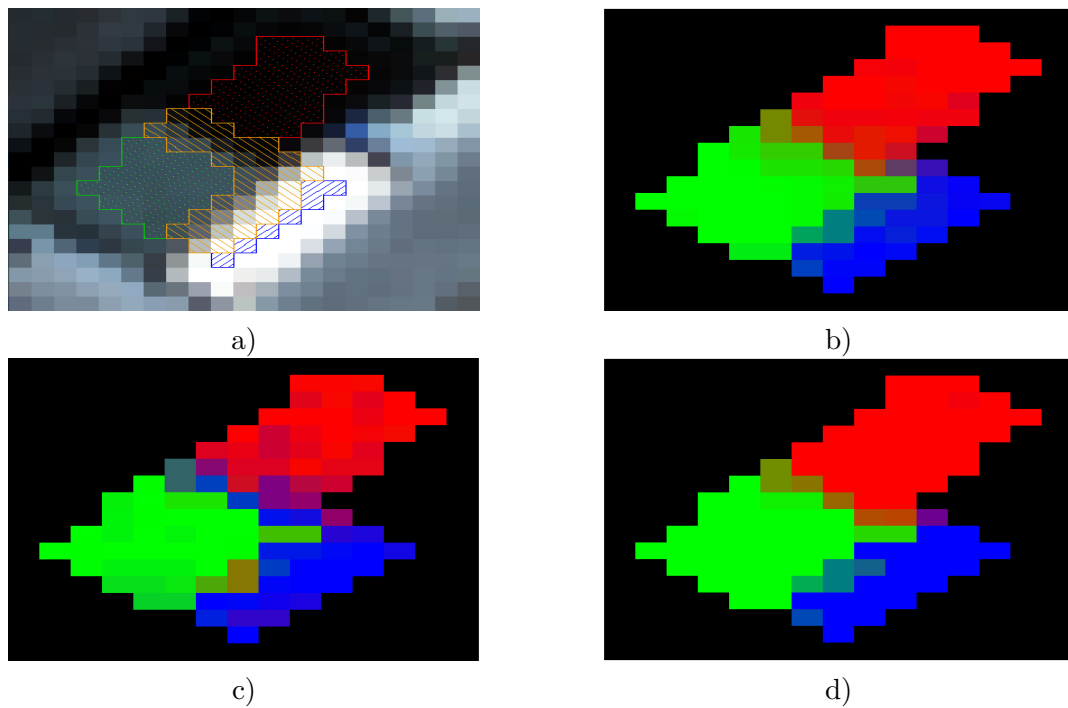


FIGURE 5.9 – Représentation de la vérité terrain en (a) et des cartes d'abondances estimées à partir de la méthode FCLS-R en (b), de la méthode FCLS-E en (c) et de la méthode TRUST (d).

Pour la première étape de la méthode TRUST, les pixels purs ont été sélectionnés sur une classification faite manuellement à partir d'une image RGB super résolution. Pour éviter les erreurs de mise en correspondance, les pixels purs ont été dilatés et l'union de ces dilatations est devenue la classe des pixels mixtes (en orange sur la figure 5.9-(a)). Les émissivités et les températures moyennes ont été estimées à partir de la méthode TES sur les pixels purs.

La seconde étape consiste à estimer les abondances et les températures subpixelliques.

Ces estimations sont appliquées sur tous les pixels composant la scène (purs ou mixtes). L'estimation des cartes d'abondances est respectivement représentée sur les figures 5.9-(b), -(c) et -(d) pour les méthodes FCLS-R, FCLS-E et TRUST.

On peut observer que FCLS-R retrouve les bonnes localisations des matériaux. Effectivement, on a vu dans la section 5.1, la méthode FCLS-R fonctionne plutôt bien avec de grandes différences en émissivité (gravier par rapport à l'asphalte ou le Bakélite) ou de grandes différences en température (asphalte par rapport au gravier ou au Bakélite). On peut néanmoins noter quelques difficultés à identifier des zones de pixels purs pour le gravier. En comparaison avec cette méthode, les cartes d'abondances issues de FCLS-E sont beaucoup plus bruitées. En particulier, cette méthode identifie comme étant du Bakélite les pixels mélangés entre l'asphalte et le gravier.

Comparativement à ces deux méthodes, TRUST donne une carte plus cohérente pour les trois matériaux avec des pixels clairement identifiés comme purs sur les zones de pixels purs et mixtes sur les frontières entre matériaux. Comme pour la zone d'étalonnage étudiée dans la section précédente, l'hyperparamètre γ a été choisi comme minimisant les erreurs de mauvaises estimations faites sur les pixels purs E_{pure} et sur les pixels mixtes E_{mixte} des pixels composés de deux matériaux. Il a été calculé que $\gamma = 10^{-2}$ minimise ces deux erreurs. L'évolution de ces deux erreurs par rapport à γ est représentée sur la figure 5.10.

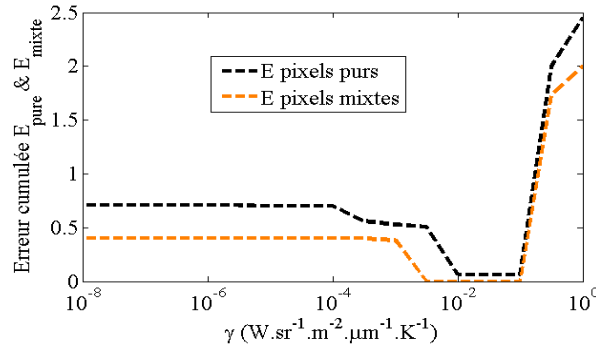


FIGURE 5.10 – Représentation de l'évolution de l'erreur de mauvaise estimation E_{pur} et E_{mixte} en fonction du paramètre de régularisation γ .

Concernant l'estimation des températures subpixeliques, elles sont représentées sur les figures 5.11-(a) pour l'asphalte, -(b) pour le gravier et -(c) pour le Bakélite.

Une première observation que l'on peut faire sur ces températures est la bonne cohérence entre les estimations des températures sur les pixels mixtes par rapport aux températures sur les pixels purs. A la frontière entre l'asphalte et le gravier on voit une augmentation de la température pour le gravier (température moyenne plus froide) et une diminution des température de l'asphalte (température moyenne plus chaude). Quelques pixels aberrants peuvent être observés, comme le pixel en haut de la scène étant estimé comme issu d'un mélange entre l'asphalte de toit et du Bakélite. Si un objet volumineux se trouvait sur ce pixel, le pixel n'est plus pur et l'algorithme cherche le meilleur mélange le définissant, en l'occurrence ici 96% d'asphalte et 4% de Bakélite. Sur les pixels situés entre le gravier et

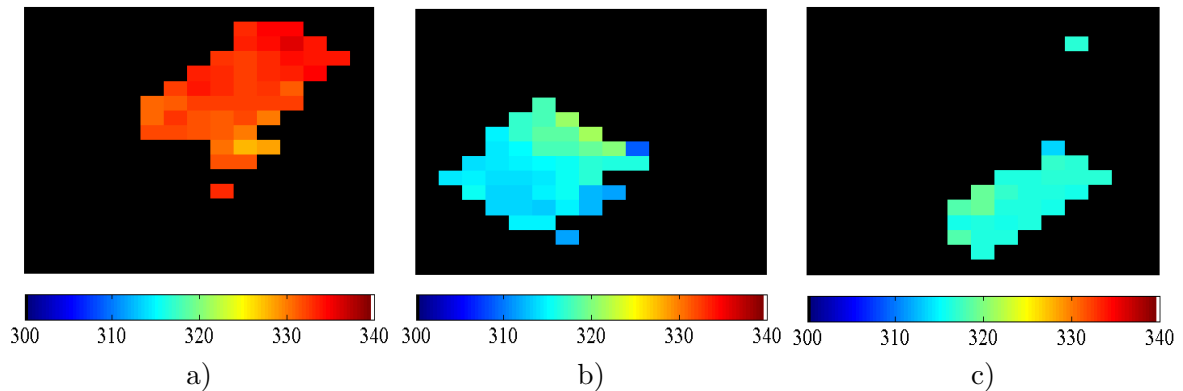


FIGURE 5.11 – Estimation des trois cartes de températures subpixeliques en K pour l’asphalte (a), le gravier (b) et le Bakélite (c).

le Bakélite, les températures froides du gravier peuvent être expliquées par la présence d’un autre corps, faisant la jointure entre le gravier et le Bakélite, et perturbant l’estimation de l’abondance de ces deux matériaux.

Bien que qualitatives, ces analyses nous informent sur la cohérence des estimations de la méthode TRUST. Étudions maintenant cette méthode sur un cas de mélange plus difficile.

5.2.3 Étude de la zone de mélange - ValCalHyp

La scène étudiée ici est une scène dont plusieurs petites mires ont été construites sur le sol. Elles sont composées de matériaux artificiels (l’asphalte, le ciment, le polystyrène, l’aluminium et un plastique gris) et de matériaux naturels (de l’herbe, du gravier gris et blanc, de l’écorce de bois et du sable). La composition RGB de la scène est représentée sur la figure 5.12-(a) et un schéma localisant les mires est illustré sur la figure 5.12-(b).

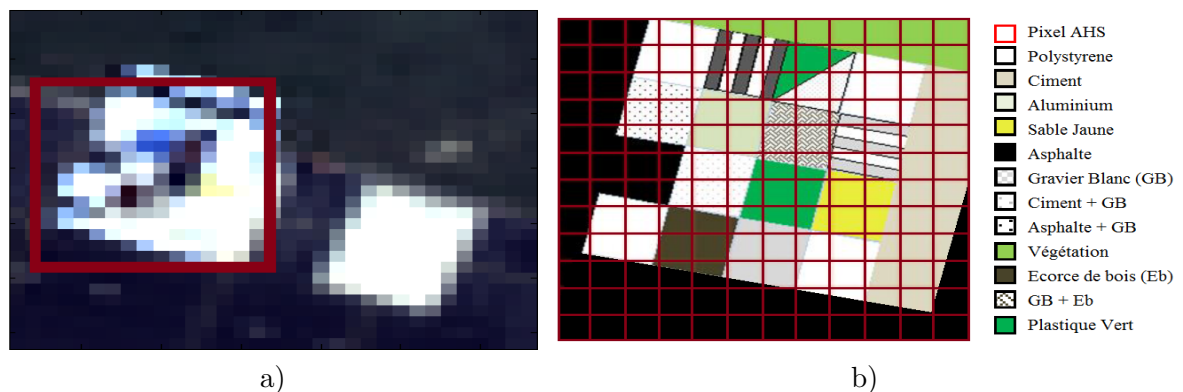


FIGURE 5.12 – Représentation de la scène acquise dans le visible en (a) et localisation des mires dans la scène en (b).

La plupart des émissivités a été mesurée en laboratoire à partir d’échantillons avec un SOC-

400T. Faute d'échantillons, les émissivités de l'asphalte, de l'aluminium et de la végétation ont été estimées à partir de la banque de donnée ASTER (famille *man-made materials* et *vegetation*). Les spectres d'émissivité des 10 matériaux sont représentés sur la figure 5.13, excepté pour l'aluminium dont l'émissivité est proche de 0.05.

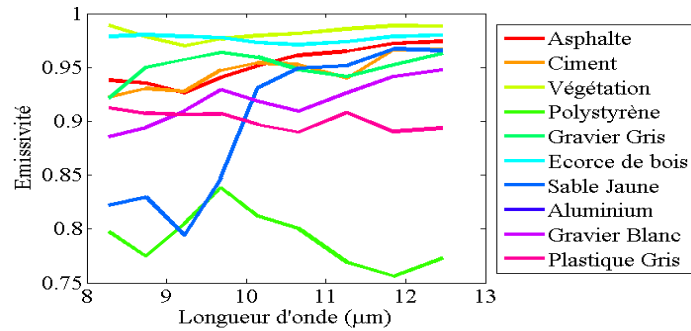


FIGURE 5.13 – Représentation des spectres d'émissivités de matériaux composant la scène.

Les températures ont été mesurées sur le terrain à partir des caméras thermiques FLIR et KT-19, dont les effets liés à l'atmosphère sont corrigés à partir des émissivités : asphalte : 300.3 K (27.2 °C), ciment : 295.1 K (22 °C), polystyrène : 288.1 K (15 °C), plastique gris : 310.3 K (37.1 °C), végétation : 299.3 K (26.1 °C), gravier gris : 299.5 K (26.4 °C), gravier blanc : 305.6 K (32.5 °C), écorce de bois : 301.3 K (28.1 °C) et sable : 296.3 K (23.1 °C). Seule la température de l'aluminium, ayant une émissivité trop basse, n'a pas pu être calculée et a été estimée à 288.1 K (15 °C).

Parmi les 10 matériaux composant la scène, seuls le ciment, l'asphalte et la végétation couvrent une zone suffisamment grande pour obtenir à partir de la méthode TES une bonne estimation de l'émissivité et de la température moyenne. Nous avons donc testé ces deux paramètres sur de larges zones composées ces trois matériaux. Les résultats sont répertoriés dans le tableau 5.3.

Matériau étudié	Écart en émissivité		Température	
	RMSE (%)	SAM (°)	Mesure terrain (K)	TES (K)
Asphalte	0.5	0.29	300.3	302.0
Ciment	1.2	0.45	295.1	293.7
Végétation	3.0	0.48	299.3	294.9

TABLEAU 5.3 – Étude de l'écart entre les mesures terrains et les estimations de l'émissivité et de la température via la méthode TES.

Concernant l'émissivité, seul l'asphalte a une émissivité qui concorde avec les estimations du TES. Les deux autres émissivités sont donc remplacées par les estimations du TES. Les émissivités du ciment et de la végétation représentées sur la figure 5.12-(b) sont ces émissivités là, estimées par TES. Pour les températures, le ciment et l'asphalte ont des températures

concordantes entre elles. Cependant, la mesure de températures pour la végétation est beaucoup plus élevée que l'estimation du TES ($> 4K$). Ceci est probablement dû à la différence dans l'estimation de l'émissivité qui perturbe le processus de correction atmosphérique des mesures de températures du KT-19 et du FLIR. La température moyenne de la végétation sera donc changée également. Hormis pour ces matériaux, les émissivités et les températures moyennes, utilisées pour la méthode TRUST et la construction des pôles de mélange pour la méthode FCLS-R, sont celles décrites dans les paragraphes précédents.

Les luminances pures ont été estimées via des simulations puis appliquées comme pôles de mélange à la méthode FCLS-R. Les estimations des abondances des 10 matériaux sont représentées dans la figure 5.14-(a).

Tout d'abord, nous pouvons observer que la méthode FCLS-R identifie plutôt bien la localisation des mires de polystyrène blanc (4 coins de la scène de mélange + bordure de cette scène), du sable jaune (sur le côté droite) ou de l'aluminium (sur le côté gauche). En effet, ayant des émissivités et des températures très distinctes, leurs abondances peuvent être facilement estimées via FCLS-R. Cependant, on voit que la méthode mélange les composantes d'asphalte et d'écorces de bois, ou le ciment et la végétation. En effet, ces deux mélanges ont des températures très proches, et pour le cas du ciment et de la végétation des émissivités également proches.

En utilisant les émissivités et les températures précédemment décrites, TRUST est appliquée sur cette image et estime les abondances et les températures subpixeliques de ces 10 matériaux. Ces estimations sont représentées sur la figure 5.14-(b) et -(c). De plus, les températures moyennes ont été calculées sur les pixels composés à plus de 50 % des matériaux et sont renseignés dans le tableau 5.4 avec les vérités terrains.

Matériau étudié	Vérité Terrain (K)	Estimation TRUST (K)
Asphalte	300.3	301.3
Ciment	295.1	294.4
Polystyrène	288.1	286.9
Aluminium	288.1	286.9
Plastique gris	310.3	306.7
Végétation	294.9	294.7
Gravier Gris	299.5	297.7
Gravier Blanc	305.6	X
Écorce de bois	301.3	301.4
Sable	296.3	295.0

TABLEAU 5.4 – Comparaison des températures mesurées et corrigées des effet atmosphériques par rapport aux estimations des moyennes des températures subpixeliques réalisées sur les pixels composés de plus de 75% du matériau.

Concernant les pôles de mélange "facile" (polystyrène, sable et aluminium), on peut ob-

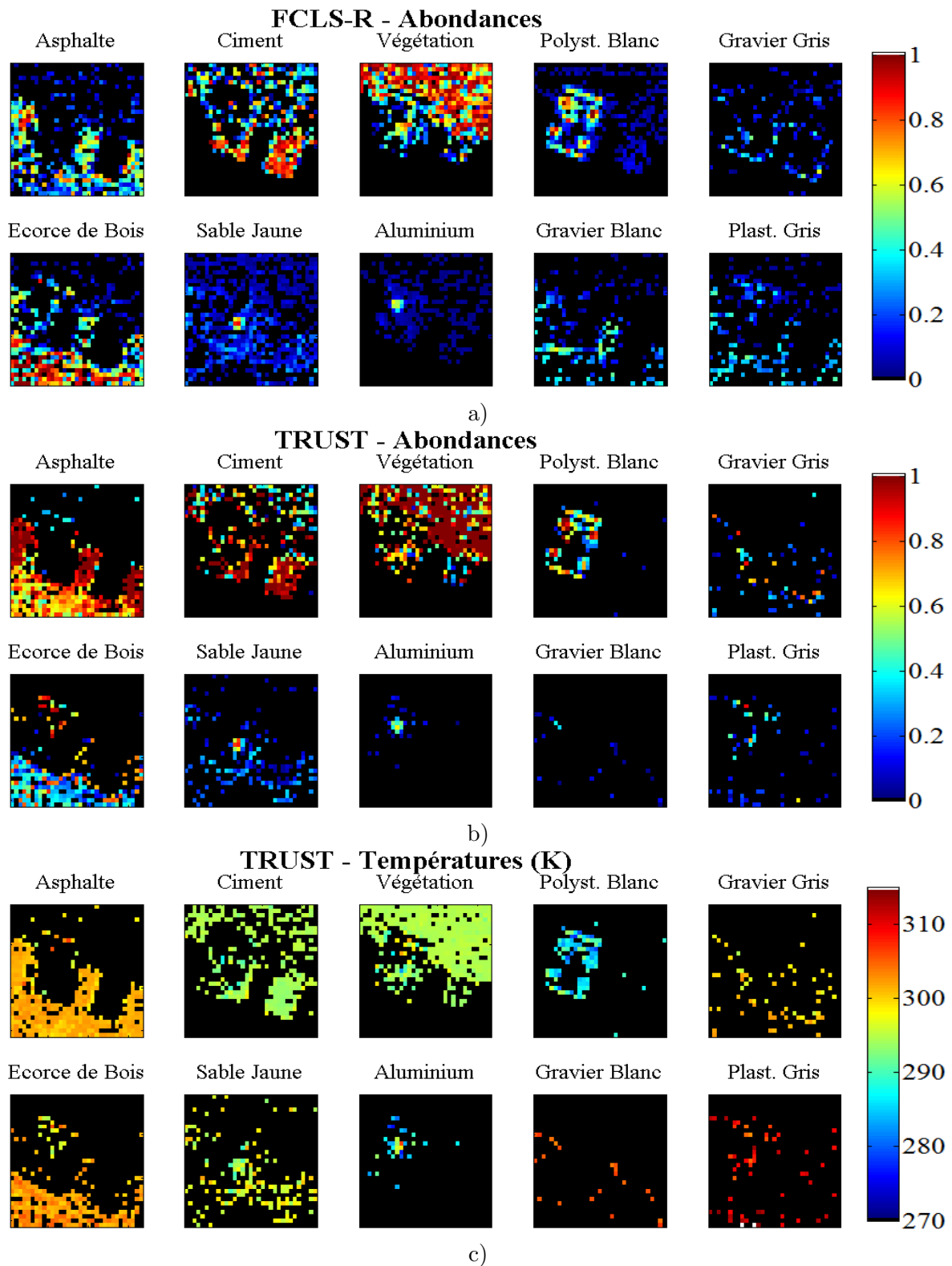


FIGURE 5.14 – Estimation des cartes d'abondances avec la méthode FCLS-R en (a), avec la méthode TRUST en (b) et des cartes de températures en (c) avec la méthode TRUST.

server que les cartes d'abondances sont plus parcimonieuses, en localisant par exemple ces matériaux en majorité sur la zone de mélange. De plus, une des forces de TRUST est sa capacité à prendre en compte autant la différence de températures entre matériaux que celles sur les émissivités. En effet, TRUST estime mieux la carte d'abondances de l'asphalte en bordure de la zone de mélange. Les variations des abondances pour l'asphalte en bas de la scène ($\approx 60\%$ d'asphalte et $\approx 40\%$ d'écorce de bois) peut faire penser à la présence d'un second asphalté avec une autre émissivité. Concernant le ciment et la végétation, on voit que TRUST localise mieux la zone de ciment de la zone de végétation par rapport à la méthode FCLS-R. Cependant, la trop forte proximité entre les émissivités et les températures de ces deux matériaux rend l'estimation de l'abondance très compliquée.

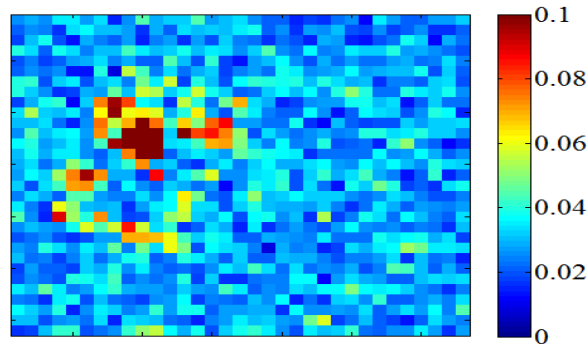


FIGURE 5.15 – Représentation de l'erreur de reconstruction avec les abondances et les températures subpixelliques estimées via TRUST.

La figure 5.15 représente l'erreur de reconstruction sur laquelle TRUST se base pour estimer les abondances. Il est intéressant de noter que les zones où l'erreur est maximale ($> 0.1 W.sr^{-1}.m^{-2}.\mu m^{-1}$) correspondent à la présence de matériaux réfléchissants (aluminium et polystyrène). Ceci informe sur la mauvaise estimation du terme de luminance atmosphérique réfléchi ($R_{atm,\rho}$). En effet, quand ce terme est mal estimé, alors son effet dans l'erreur de reconstruction est bien plus grands sur les matériaux réfléchissants avec une réflectance $\rho^\lambda = (1 - \varepsilon^\lambda)$ assez grande.

Enfin, TRUST estime également les températures subpixelliques. Ces températures sont souvent proches des températures moyennes mesurées ou estimées par la méthode TES. Seuls deux matériaux contredisent cela : le plastique gris et le gravier blanc, dont les abondances ne devraient pas dépasser les 40% sur les pixels de la scène (matériaux peu utilisés dans les mires construites au sol).

Ce qu'il faut retenir :

La méthode a été appliquée sur des jeux de données réelles acquis au moyen de capteurs multi- et hyper-spectraux (10 bandes et 32 bandes).

Quelle que soit la méthode utilisée de démixage sur les luminances au capteur ou sur les émissivités, TRUST obtient de meilleurs résultats en termes de précision, d'identification des mélanges et de parcimonie des cartes d'abondances et de températures.

L'objectif initial d'estimer les cartes d'abondances directement sur l'image thermique est

donc atteint. De plus, cette méthode permet l'étude fine des variations de température en présence de mélange, ainsi que la cartographie de zones très mélangées.

5.3 Bilan

L'objectif de ce chapitre est l'évaluation de la méthode TRUST sur des jeux de données simulées et réelles. Les scènes étudiées sont composées de deux à douze matériaux artificiels et naturels.

Estimant les abondances de chaque matériau, la méthode TRUST est comparée à la méthode FCLS appliquée aux luminances au capteur ainsi qu'aux émissivités estimées par la méthode TES. Concernant les estimations des températures des matériaux composant le pixel mixte, il n'existe à ce jour pas de méthode estimant ces températures là.

Sur l'aspect global des résultats, on peut affirmer que TRUST estime de façon parcimonieuse les abondances et les températures des matériaux composant la scène. En effet, lorsqu'un pixel est pur, la méthode TRUST favorise une abondance de 100% par rapport à ce matériau plutôt proche de 100% et un petit résidu sur les autres matériaux.

Concernant les valeurs d'abondances sur les scènes synthétiques, la méthode TRUST donne les meilleurs résultats, estimant les abondances avec une erreur inférieure à 5%, tandis que les résultats de la méthode FCLS appliquée sur les luminances au capteur ou sur les estimations d'émissivité peuvent atteindre des erreurs jusqu'à 50 % (méthode de démélange FCLS appliquée aux luminances lorsque la différence moyenne en température entre matériaux est de 0K et l'écart type des distributions en température de 5K).

S'agissant des estimations de températures sur les pixels mixtes, avec les émissivités et les températures testées, on trouve des écarts en température assez bon, inférieur en moyenne à 3 K.

Un des points négatifs de cette méthode est sa faible robustesse par rapport au nombre de matériaux présents dans le pixel. En effet, s'il y a plus de trois pixels, il y a trop peu d'informations pour retrouver les températures subpixelles, et donc les abondances des matériaux présents. Au mieux, on estimera les températures des matériaux principaux.

La méthode a ensuite été testée sur des jeux de données réelles. Les deux campagnes ValCalHyp et DUCAS, présentées dans les sections 1.3.1 et 1.3.2, ont été utilisées. Les trois scènes extraites des images IRT sont composées de trois matériaux pour deux d'entre elles et de 12 matériaux pour la troisième image.

Comme sur les scènes synthétiques, la méthode TRUST a été comparée à la méthode FCLS appliquée sur les luminances au capteur et sur les émissivités estimées par TES.

Si l'on compare les deux méthodes FCLS entre elles, on peut voir que la méthode FCLS

appliquées aux émissivités donnent des abondances beaucoup trop bruitées par rapport à l'autre approche. La méthode TRUST donne sur les pixels mixtes sensiblement les mêmes abondances que la méthode FCLS-R sur les pixels mixtes en conservant la parcimonie sur les zones pures car indépendante des variations dues à la température. Sur les deux scènes, l'hyperparamètre γ qui favorise le mieux cette parcimonie est proche de 10^{-2} . C'est cette valeur qui a été utilisée sur les données synthétiques.

Faute d'une seconde méthode estimant les températures subpixelliques, les résultats des estimations de températures ont été analysées qualitativement. On peut observer une bonne cohérence entre les températures estimées sur les pixels purs et celles estimées sur les pixels mixtes via TRUST.

Il est intéressant d'analyser que l'erreur de reconstruction maximale se situe sur les zones composées de matériaux réfléchissants. Une estimation plus précise de l'éclairement atmosphérique réfléchi sur ces zones réfléchissantes pourraient améliorer les résultats de cette méthode.

Conclusion et perspectives

L'objectif de cette thèse était l'étude du démélange dans le domaine de l'infra-rouge thermique (IRT), c'est à dire l'estimation de la répartition des matériaux, appelée abondance, sur une scène considérée.

Dans le domaine de l'IRT, la luminance en entrée capteur est liée à l'abondance des matériaux présents dans la scène, ainsi qu'à leurs propriétés optiques (émissivités) et à leurs températures. Les hypothèses de travail de cette étude sont de considérer uniquement des matériaux lambertiens, c'est à dire dont l'émissivité ne varie pas selon l'angle d'observation, en sol plat, c'est à dire sans la présence de termes de voisinages.

La démarche pour répondre à cet objectif a nécessité de se concentrer dans un premier temps sur l'étude des méthodes pour estimer la température et l'émissivité issues de pixels purs.

Afin d'estimer ces deux paramètres, deux étapes sont nécessaires : (1) une étape de correction atmosphérique et (2) une étape de découplage température/émissivité (T/E). Au vue des capteurs étudiés dans ce manuscrit, seule a été considérée la méthode TES estimant ces deux paramètres à partir d'une contrainte sur l'émissivité liant sa valeur minimale à la valeur Maximum Minimum Difference. Cette méthode donne des estimations avec une erreur de l'ordre de 3 % en émissivité et de 1.6 K en température pour les deux capteurs étudiés dans ce manuscrit.

Un des inconvénients des méthodes de découplage T/E est de considérer uniquement des pixels purs ou des pixels mixtes dont les matériaux ont la même température, pixels qualifiés alors d'isothermes.

Le cas général des pixels mixtes non isothermes a ensuite été étudié. Trois voies ont été envisagées pour estimer les abondances : (1) en démélangeant les luminances en entrée capteur, (2) en démélangeant les estimations d'émissivité et (3) en ré-estimant les abondances de façon conjointe avec les températures des matériaux qui composent les pixels, températures appelées températures subpixeliques.

Dans ce processus, les éléments purs du mélange sont appelés les pôles de mélange. Les pixels mixtes résultent alors d'un mélange de ces pôles de mélange. Les trois voies de démélange décrites précédemment s'accompagnent de trois définitions différentes de ces pôles de mélange : le pôle de mélange est associé à (1) un couple unique d'émissivité et de température, (2) une émissivité unique ou (3) une émissivité unique et une température pouvant varier dans un certain intervalle.

Pour ces trois voies de démélange, nous nous sommes concentrés sur une analyse qualitative des résultats entre les différentes stratégies. En effet, les résultats d'abondance sont trop dépendants de la séparabilité du mélange considéré pour en espérer une étude globale : avec

un mélange de deux matériaux presque identiques par rapport à leurs émissivités et à leurs températures, il sera plus difficile d'en estimer leurs abondances qu'avec un mélange où les deux matériaux sont très différents, quelle que soit la méthode de démélange utilisée.

Concernant la première voie de démélange, associant aux pôles de mélange un couple unique d'émissivité et de température, l'équation du transfert radiatif nous a permis d'identifier un modèle de mélange linéaire en luminance.

Un état de l'art des méthodes de démélange linéaire nous a permis d'identifier une stratégie composée de trois étapes : (1) l'estimation du nombre de pôles de mélange, (2) l'estimation de ces pôles de mélange et (3) l'estimation de l'abondance de ces pôles de mélange.

Dû aux variations spatiales de la température d'un même matériau (variations intra-classes de la température), les deux premières étapes des méthodes de démélange ne fonctionnent pas, conduisant à de mauvaises estimations sur les abondances. En considérant les pôles de mélange comme les moyennes des pixels purs, l'abondance est estimée via la méthode FCLS. Avec cette méthode, on observe une bonne estimation des abondances excepté lorsque les différences en température entre matériaux sont peu importantes face aux variations spatiales intra-classes de la température.

Pour réduire l'impact de ces variations spatiales, l'estimation des abondances a été réalisée sur les émissivités estimées par la méthode TES. Les pôles de mélange considérés sont alors dans ce cas les émissivités des matériaux qui composent la scène.

Pour ce démélange, il est nécessaire d'établir un modèle d'agrégation en émissivité. Le modèle d'agrégation en émissivité a pour but de définir la luminance issue d'un pixel mixte comme issue d'un pixel composé d'un seul matériau dont l'émissivité correspondrait à ce modèle d'agrégation. Au sein d'un pixel mixte, pour des écarts de température entre matériaux faibles (< 15 K), ce modèle d'agrégation en émissivité a été défini comme linéaire. De plus, ce modèle a été validé par rapport aux estimations TES, avec une erreur inférieure à 1% en émissivité.

La méthode de démélange FCLS appliquée aux émissivités a été testée sur des données synthétiques et sur des données réelles. Si l'impact des variations spatiales de la température a été fortement réduit, les cartes d'abondances estimées sont trop bruitées. La détérioration de ces cartes par rapport au démélange sur les luminances est due au bruit instrumental et aux erreurs en sortie de la méthode TES.

Une troisième voie de démélange a donc été envisagée, assimilant le pôle de mélange non plus à une émissivité ou à un couple d'émissivité et de température mais à une émissivité couplée à une plage de températures possibles. En ré-estimant les températures des matériaux sur les pixels, il est possible d'estimer simultanément les abondances à partir des luminances en entrée capteur, c'est le principe de la méthode TRUST¹.

Pour réaliser le démélange via la méthode TRUST, une étape de prétraitement est

1. Thermal Remote sensing Unmixing for Subpixel Temperature

nécessaire pour localiser des pixels purs pour chaque matériau et estimer sur ces pixels la température moyenne et l'émissivité moyenne des matériaux.

La méthode TRUST est fondée sur deux principes : (1) l'estimation des températures sub-pixelliques en fonction de l'abondance et (2) l'estimation de l'abondance par la minimisation d'une fonction de coût en utilisant l'estimateur des températures subpixelliques. La fonction de coût est liée à l'erreur de reconstruction et à l'écart entre les températures subpixelliques et les températures moyennes estimées précédemment. Cet écart en température est pondéré sur la fonction de coût par un hyperparamètre noté γ .

Cette méthode est évaluée sur des scènes synthétiques et réelles. Sur les scènes synthétiques, la méthode se révèle dans la plupart des configurations comme la plus performante par rapport aux deux premières approches en termes d'erreur d'estimation sur les abondances. De meilleurs résultats sont obtenus avec la méthode TRUST sur des pixels composés de un ou de deux matériaux. Cependant, la première stratégie de démélange sur les luminances est plus performante lorsqu'on considère un pixel mixte composé de plus de 3 matériaux. L'estimation de la température subpixellique étant une approche nouvelle d'estimation dans le domaine scientifique de la télédétection, la comparaison par rapport à d'autres méthodes n'est pas aisée.

Cependant, il convient de noter que les températures subpixelliques estimées par TRUST ont été retrouvées avec des erreurs proches des estimations de la méthode TES (< 1.6 K) pour les pixels purs et avec des erreurs plus importantes (entre 1.6 K et 4 K) pour les pixels mixtes.

Sur les données réelles, faute de vérité terrain, seule une évaluation qualitative de la méthode est possible. Comparée aux autres voies de démélange, la méthode TRUST donne des cartes plus fidèles en terme de parcimonie et de localisation des matériaux dans la scène. De plus, en estimant ces températures subpixelliques, la méthode est indépendante des variations spatiales de la température.

L'inconvénient de cette méthode est son temps d'exécution, assez long, comparé aux autres méthodes de démélange. Elle est plus de 400 fois plus lente que FCLS sur des petites scènes de taille inférieure à 400 pixels et composées de trois matériaux, ce qui correspond à 44 s par rapport à moins de 0.1 s pour FCLS. Plus il y a de matériaux ou plus la scène est grande, plus la méthode dans sa version actuelle sera lente par rapport à FCLS.

Considérant l'ensemble de ces résultats, il apparait que les objectifs initiaux fixés pour cette thèse ont donc été atteints. Pour une scène hyperspectrale thermique quelconque, il est préférable d'utiliser la méthode TRUST pour démélanger la scène. Cependant, pour une scène présentant une faible variation spatiale de la température pour chaque matériau, la méthode de démélange sur les luminances en entrée capteur, plus rapide, peut alors donner des résultats similaires.

Perspectives

Plusieurs voies peuvent être étudiées, allant de l'amélioration et de l'optimisation de la méthode TRUST, de son utilisation pour des méthodes de classification, à la complexification du modèle de mélange pour l'étude des mélanges intimes et à l'utilisation de TRUST pour le traitement des données issues des futurs capteurs hyperspectraux.

Concernant l'amélioration de la méthode TRUST, une première étape serait de rendre cette méthode partiellement non supervisée, en localisant les pixels définissant les pôles de mélange de chaque matériau de manière supervisée. Une des pistes pourrait être la segmentation des cartes de température estimées par TES pour localiser les zones de même température et utiliser alors les techniques de démixage non supervisées sur ces zones isothermes.

L'autre étape supervisée est l'estimation de l'hyperparamètre γ . Cette étape pourrait être réalisée de manière non supervisée en évaluant la parcimonie et la continuité des matériaux sur des zones de l'image choisies aléatoirement. Cela présuppose que la scène est hautement résolue spatialement pour avoir des cartes d'abondances parcimonieuses.

L'estimation par TRUST de l'abondance sur plusieurs matériaux ayant des différences très fortes en émissivité serait un bon descripteur pour la méthodes de classification SVM. La fusion de TRUST avec cette méthode SVM pourrait alors donner des cartes de classification intéressantes, liées à la variabilité des émissivités des matériaux composant la scène.

Enfin, nous n'avons considéré ici que les mélanges linéaires, aussi appelés mélanges géométriques, liés uniquement à la répartition géométrique des matériaux dans les pixels de l'image. Cependant, si l'on considère des mélanges intimes où les matériaux interagissent à l'échelle microscopique, il serait intéressant de définir les modèles physiques de mélange de ces matériaux composites et de pouvoir les démixer pour extraire leur constitution élémentaire.

Une dernière perspective intéressante pourrait être la poursuite de la validation de TRUST sur d'autres jeux de données ainsi que son utilisation dans le traitement des campagnes aéroportées de l'instrument SYSIPHE et des futures missions spatiales telles que THIRSTY. Concernant cette mission spatiale, son taux de revisite d'une même zone de 3 à 4 jours pourrait améliorer la méthode TRUST en permettant l'utilisation des méthodes T/E reposant sur l'hypothèse de multi-température.

Publications

Journaux Internationaux

- R. Oltra-Carrió, M. Cubero-Castan, X. Briottet & J. Sobrino, “**Analysis of the performance of the TES algorithm over urban areas**”, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol.52, no.11, pp.6989-6998, Nov. 2014.
- M. Cubero-Castan, J. Chanussot, V. Achard, X. Briottet & M. Shimoni, “**A physics-based unmixing method to estimate subpixel temperatures on mixed pixels**”, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol.53, no.4, Apr. 2015.

Conférences Internationales

- M. Cubero-Castan, J. Chanussot, X. Briottet, M. Shimoni & V. Achard, “**An unmixing-based method for the analysis of thermal hyperspectral images**”, IEEE ICASSP’14 - International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2014, Florence, Italy.
- M. Cubero-Castan, J. Chanussot, V. Achard, X. Briottet & M. Shimoni, “**A physics-based unmixing method for thermal hyperspectral images**”, IEEE ICIP’14 - International Conference on Image Processing, 2014, Paris, France.
- M. Cubero-Castan, X. Briottet, V. Achard, M. Shimoni & J. Chanussot, “**The Comparability of aggregated emissivity and temperature of heterogeneous pixel to conventional TES methods**”, IEEE GRSS WHISPERS, 5th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing - Evolution in Remote Sensing, 2013, Gainesville - Florida, USA.
- R. Oltra-Carrió, J.A. Sobrino, M. Cubero-Castan, X. Briottet, **Performance of TES method over urban areas at a high spatial resolution scale**, IEEE GRSS WHISPERS, 5th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing - Evolution in Remote Sensing, 2013, Gainesville - Florida, USA
- M. Cubero-Castan, M. Shimoni, X. Briottet, V. Achard & J. Chanussot, “**Sensitivity analysis of temperature and emissivity separation models to radiometric noise**”, 8th EARSEL SIG Imaging Spectroscopy workshop, 2013, Nantes, France. (résumé)
- M. Cubero-Castan, X. Briottet, M. Shimoni, V. Achard & J. Chanussot, “**Physic based aggregation model for the unmixing of temperature and optical properties in the infrared domain**”, IEEE GRSS WHISPERS, 4th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing - Evolution in Remote Sensing, 2012, Shanghai, China.
- M. Shimoni, X. Briottet, M. Cubero-Castan, C. Perneel, V. Achard & J. Chanussot, **The assessment of aggregate thermal hyperspectral scene**, IEEE GRSS WHISPERS, 4th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing - Evolution in Remote Sensing, 2012, Shanghai, China.

Autres Participations

- M. Cubero-Castan, X. Briottet, M. Shimoni, V. Achard & J. Chanussot, “**Modèle d’agrégation physique pour le démixage en température et en émissivité dans le domaine infrarouge**”, 2nd colloque scientifique de la Société Française de Télédétection Hyperspectrale, 2012, Toulouse, France. (présentation seulement)

Bibliographie

- [1] Michele Lazzarini, Prashanth Reddy Marpu, and Hosni Ghedira. Temperature-land cover interactions : The inversion of urban heat island phenomenon in desert city areas. *Remote Sensing of Environment*, 130(0) :136 – 152, 2013.
- [2] D.G. Manolakis, S.E. Golowich, and R.S. DiPietro. Long-wave infrared hyperspectral remote sensing of chemical clouds : A focus on signal processing approaches. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 31(4) :120–141, July 2014.
- [3] Philip B. Russell, Peter V. Hobbs, and Larry L. Stowe. Aerosol properties and radiative effects in the United States East Coast haze plume : An overview of the Tropospheric Aerosol Radiative Forcing Observational Experiment (TARFOX). *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 104(D2) :2213–2222, 1999.
- [4] Hiroyuki Fujisada and Akira Ono. Overview of ASTER design concept. *Proc. SPIE*, 1490 :244–254, 1991.
- [5] D.P. Roy, M.A. Wulder, T.R. Loveland, Woodcock C.E., R.G. Allen, M.C. Anderson, D. Helder, J.R. Irons, D.M. Johnson, R. Kennedy, T.A. Scambos, C.B. Schaaf, J.R. Schott, Y. Sheng, E.F. Vermote, A.S. Belward, R. Bindschadler, W.B. Cohen, F. Gao, J.D. Hipple, P. Hostert, J. Huntington, C.O. Justice, A. Kilic, V. Kovalskyy, Z.P. Lee, L. Lymburner, J.G. Masek, J. McCorkel, Y. Shuai, R. Trezza, J. Vogelmann, R.H. Wynne, and Z. Zhu. LANDSAT-8 : Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 145(0) :154 – 172, 2014.
- [6] L. Rousset-Rouviere, C. Coudrain, S. Fabre, I. Baarstad, A. Fridman, T. Loke, S. Blaaberg, and T. Skauli. SYSIPHE, an airborne hyperspectral imaging system for the VNIR-SWIR-LWIR region. In *7th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*, 2011.
- [7] Prospective CNES 2014 - Bilan Surfaces Continentales 2009-2012. Technical report, CNES, March, 8th 2009.
- [8] A. Gillespie, S. Rokugawa, T. Matsunaga, J.S. Cothorn, S. Hook, and A.B. Kahle. A temperature and emissivity separation algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 36 :1113–1126, 1998.
- [9] C.C. Borel. ARTEMISS - an Algorithm to Retrieve Temperature and Emissivity from Hyper-Spectral Thermal Image Data. In *28th Annual GOMACTech Conference*, 2003.
- [10] K. Watson. Two-temperature method for measuring emissivity. *Remote Sensing of Environment*, 42 :117–121, 1992.
- [11] Z. Wan and Z.-L. Li. A Physics-Based Algorithm for Retrieving Land-Surface Emissivity and Temperature from EOS/MODIS Data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 35 :980–996, 1997.
- [12] J. M. Bioucas-Dias, A. Plaza, N. Dobigeon, M. Parente, Q. Du, P. Gader, and J. Chanussot. Hyperspectral unmixing overview : Geometrical, statistical and sparse regression-based approaches. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(5) :354–379, April 2012.

- [13] Mathieu Fauvel. *Spectral and spatial methods for the classification of urban remote sensing data*. PhD thesis, Grenoble Institute of Technology, France - University of Iceland, 2007.
- [14] N.M. Nasrabadi. Hyperspectral target detection : An overview of current and future challenges. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 31(1) :34–44, Jan 2014.
- [15] E. F. Collins, D. A. Roberts, and C. C. Borel. Spectral Mixture Analysis of Simulated Thermal Infrared Spectrometry Data : An Initial Temperature Estimate Bounded TESSMA Search Approach. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39 :1435 – 1446, 2001.
- [16] M. Cubero-Castan, X. Briottet, M. Shimoni, V. Achard, and J. Chanussot. Physic based aggregation model for the unmixing of temperature and optical properties in the infrared domain. In *4th IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), Shanghai, China*, 2012.
- [17] M. Cubero-Castan, X. Briottet, V. Achard, M. Shimoni, and J. Chanussot. The comparability of aggregated emissivity and temperature of heterogeneous pixel to conventional methods. In *5th IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), Gainesville, Florida - USA*, 2013.
- [18] M. Cubero-Castan, J. Chanussot, X. Briottet, M. Shimoni, and V. Achard. An unmixing-based method for the analysis of thermal hyperspectral data. In *International Conference on Acoustic, Signal and Speech Processing (ICASSP)*, 2014.
- [19] M. Cubero-Castan, J. Chanussot, V. Achard, X. Briottet, and M. Shimoni. A physics-based unmixing method to estimate subpixel temperatures on mixed pixels. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(4) :1894 – 1906, April 2015.
- [20] G. Fontanilles. *Caractérisation des propriétés optiques infrarouges et de la température par désagrégation de mesures directionnelles et spectrales*. PhD thesis, Université de Toulouse, France, 2009.
- [21] P.M. Ingram and A.H. Muse. Sensitivity of iterative spectrally smooth temperature/emissivity separation to algorithmic assumptions and measurement noise. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(10) :2158–2167, Oct 2001.
- [22] G.P. Anderson, A. Berk, P.K. Acharya, L.S. Bernstein, S.M. Adler-Golden, J. Lee, and L. Muratov. Reformulated atmospheric band model method for modeling atmospheric propagation at arbitrarily fine spectral resolution and expanded capabilities. *U.S. Patent*, 2009.
- [23] Marvin Boonmee. *Land Surface Temperature and Emissivity Retrieval from Thermal Infrared Hyperspectral Imagery, Rochester institute of Technology*. PhD thesis, Rochester Institute of Technology, New York State, USA, 2007.
- [24] Stephen J. Young, B. Robert Johnson, and John A. Hackwell. An in-scene method for atmospheric compensation of thermal hyperspectral data. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 107(D24) :ACH 14–1–ACH 14–20, 2002.
- [25] D. Gu, AR. Gillespie, AB. Kahle, and F.D. Palluconi. Autonomous atmospheric compensation (AAC) of high resolution hyperspectral thermal infrared remote-sensing imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 38(6) :2557–2570, Nov 2000.

- [26] K. Kanini. *Utilisation de la très haute résolution spectrale pour la mesure en environnement extérieur de l'émissivité de surface dans la bande infra-rouge*. PhD thesis, Université Louis Pasteur Strasbourg, France, 2005.
- [27] Caravan International Corp. *AHS-160 Airborne Hyperspectral Scanner*. Available : http://www.caravan-ny.com/AHS-160_1Chassis.pdf.
- [28] J. A. Hackwell, D. W. Warren, R. P. Bongiovi, S. J. Hansel, T. L. Hayhurst, D. J. Mabry, M. G. Sivjee, J. A. J. W. Skinner al. LWIR/MWIR imaging hyperspectral sensor for airborne and ground-based remote sensing. *Imaging Spectrometry II.*, 1996.
- [29] Martin Schlerf, Gilles Rock, Philippe Lagueux, Franz Ronellenfitsch, Max Gerhards, Lucien Hoffmann, and Thomas Udelhoven. A hyperspectral thermal infrared imaging instrument for natural resources applications. *Remote Sensing*, 4(12) :3995–4009, 2012.
- [30] S. Lesage. *Correction atmosphérique d'images hyperspectrales infrarouges et découplage émissivité - température de surface*. PhD thesis, l'Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace, Toulouse, France, 2010.
- [31] F. Becker and L. Li, Z. Temperature-independent spectral indices in thermal infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 32 :17–33, 1990.
- [32] Ken Watson. Spectral ratio method for measuring emissivity. *Remote Sensing of Environment*, 42(2) :113 – 116, 1992.
- [33] P.S. Kealy and S.J. Hook. Separating temperature and emissivity in thermal infrared multispectral scanner data : implications for recovering land surface temperatures. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 31(6) :1155–1164, Nov 1993.
- [34] V. J. Realmuto. Separating the effects of temperature and emissivity : Emissivity spectrum normalization. In *Proc. 2nd TIMS Workshop, JPL Publication*, 1990.
- [35] Anne B. Kahle, Daryl P. Madura, and James M. Soha. Middle infrared multispectral aircraft scanner data : analysis for geological applications. *Appl. Opt.*, 19(14) :2279–2290, Jul 1980.
- [36] A. Barducci and I. Pippi. Temperature and emissivity retrieval from remotely sensed images using the "grey body emissivity" method. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 34(3) :681–695, May 1996.
- [37] C. C. Borel. Surface emissivity and temperature retrieval for a hyperspectral sensor. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 1998.
- [38] Joan N. Hayashi and Mary H. Sharp. Hyperspectral LWIR automated separation of surface emissivity and temperature (ASSET). In *Proc. SPIE*, volume 4816, pages 258–269, 2002.
- [39] P. Dash, Olesen F. S. Gottsche, F. M., and H. Fischer. Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data : Theory and practice - current trends. *International Journal of Remote Sensing*, 23 (13) :2563 – 2594, 2002.
- [40] R. Oltra-Carrió, J.A. Sobrino, B. Franch, and F. Nerry. Land surface emissivity retrieval from airborne sensor over urban areas. *Remote Sensing of Environment*, 2012.
- [41] H. Wang, Q. Xiao, H. Li, and B. Zhong. Temperature and emissivity separation algorithm for TASI airborne thermal hyperspectral data. In *International Conference on Electronics, Communications and Control (ICECC)*, 2011.

- [42] V. Payan and A. Royer. Analysis of Temperature Emissivity Separation (TES) algorithm applicability and sensitivity. *International Journal of Remote Sensing*, 25 :15–37, 2004.
- [43] J. Sobrino, J. C. Jiménez-Muñoz, P. J. Zarco-Tejada, G. Sepulcre-Cantó, and E. de Miguel. Land surface temperature derived from airborne hyperspectral scanner thermal infrared data. *Remote Sensing of Environment*, 102 :99–115, 2006.
- [44] Marvin Boonmee, John R. Schott, and David W. Messinger. Land surface temperature and emissivity retrieval from thermal infrared hyperspectral imagery. In *Proc. SPIE*, volume 6233, pages 62331V–62331V–11, 2006.
- [45] H. Tonooka. An atmospheric correction algorithm for thermal infrared multispectral data over land - a water-vapor scaling method. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(3) :682–692, Mar 2001.
- [46] F. Becker and Z.-L. Li. Towards a local split window method over land surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, 11(3) :369–393, 1990.
- [47] Zhengming Wan and J. Dozier. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 34(4) :892–905, Jul 1996.
- [48] M. Shimoni, X. Briottet, C. Perneel, B. Tanguy, Y.M. Frederic, and E. Ben-Dor. Validation of physical unmixing model in the radiative domain. In *Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2011 3rd Workshop on*, pages 1–4, June 2011.
- [49] D. Schlapfer, C. Borel, J. Keller, and K. Itten. Atmospheric precorrected differential absorption technique to retrieve columnar water vapor. *Remote Sensing of Environment*, 65(3) :353–366, 1998.
- [50] J.C. Jiménez-Muñoz, J. Sobrino, and A. Gillespie. Surface emissivity retrieval from airborne hyperspectral scanner data : Insights on atmospheric correction and noise removal. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9 :180–184, 2012.
- [51] A. M. Baldridge, S.J. Hook, C.I. Grove, and G. Rivera. The ASTER Spectral Library Version 2.0. *Remote Sensing of Environment*, 113, 2009.
- [52] C. Martin and B. Rosier. *Status of 'MEMOIRES' - A Thermal and Optical data base (Mean of Exchange and valorization of Measurements of thermal, Optical and InfraRED properties of Samples and scenes)*, fraunhofer iosb, ettlingen, germany edition.
- [53] MODIS UCSB Emissivity Library. <http://www.icess.ucsb.edu/modis/EMIS/html/em.html>.
- [54] ITRES. *TASI-600 An Airborn Hyperspectral Thermal Imager (8-11.5 microns)*.
- [55] SPECIM. *Aisa EAGLE hyperspectral system*. Available : <http://www.specim.fi/files/pdf/aisa/datasheets>.
- [56] B. Zhukov, D. Oertel, and M. Lehner. TM/LANDSAT thermal image unmixing. In *Proc. SPIE*, volume 3071, pages 85–96, 1997.
- [57] C. Deng and C. Wu. Examining the impacts of urban biophysical compositions on surface urban heat island : A spectral unmixing and thermal mixing approach. *Remote Sensing of Environment*, 131 :262–274, 2013.

- [58] François Becker and Zhao-Liang Li. Surface temperature and emissivity at various scales : Definition, measurement and related problems. *Remote Sensing Reviews*, 12(3-4) :225–253, 1995.
- [59] A.R. Gillespie. Spectral mixture analysis of multispectral thermal infrared images. *Remote Sensing of Environment*, 42 :137–145, 1992.
- [60] J. Dozier. A method of satellite identification of surface temperature fields of subpixel resolution. *Remote Sensing of Environment*, 11 :221–229, 1981.
- [61] C.C. Borel and R.F. Tuttle. Simulation of sub-pixel thermal target detection. In *Aerospace Conference, 2011 IEEE*, pages 1–15, March 2011.
- [62] M. van der Meijde, N.M. Knox, S.L. Cundill, M.F. Noomen, H.M.A van der Werff, and C. Hecker. Detection of hydrocarbons in clay soils : A laboratory experiment using spectroscopy in the mid- and thermal infrared. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23(0) :384 – 388, 2013.
- [63] N. Keshava and J.F. Mustard. Spectral unmixing. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 19 :44 – 57, 2002.
- [64] R. Heylen, M. Parente, and P. Gader. A review of nonlinear hyperspectral unmixing methods. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, PP(99) :1–26, 2014.
- [65] N. Dobigeon, J.-Y. Tournet, C. Richard, J.C.M. Bermudez, S. McLaughlin, and A.O. Hero. Nonlinear unmixing of hyperspectral images : Models and algorithms. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 31(1) :82–94, Jan 2014.
- [66] J. M. Bioucas-Dias and J. M. P. Nascimento. Hyperspectral subspace identification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 46(8) :2435–2445, August 2008.
- [67] José M. P. Nascimento and José M. Bioucas Dias. Vertex component analysis : A fast algorithm to unmix hyperspectral data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(4) :898 – 909, April 2005.
- [68] M. E. Winter. NFindR : An algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data. *Proceedings of the SPIE Image Spectrometry V*, 3753 :266–277, 1999.
- [69] N. Dobigeon, S. Moussaoui, M. Coulon, J.-Y. Tournet, and A.O. Hero. Joint bayesian endmember extraction and linear unmixing for hyperspectral imagery. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 57 :4355 – 4368, 2009.
- [70] A. Zare and P. Gader. PCE : Piecewise Convex Endmember Detection. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(6) :2620–2632, June 2010.
- [71] J.M.P. Nascimento and J.M. Bioucas-Dias. Hyperspectral unmixing based on mixtures of dirichlet components. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(3) :863–878, March 2012.
- [72] Jerome Friedman, Trevor Hastie, and Robert Tibshirani. A note on the group lasso and a sparse group lasso. *arXiv preprint arXiv :1001.0736*, 2010.
- [73] Y.C. Pati, R. Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad. Orthogonal matching pursuit : recursive function approximation with applications to wavelet decomposition. In *Signals*,

- Systems and Computers, 1993. 1993 Conference Record of The Twenty-Seventh Asilomar Conference on*, pages 40–44 vol.1, Nov 1993.
- [74] J.M. Bioucas-Dias and M.A.T. Figueiredo. Alternating direction algorithms for constrained sparse regression : Application to hyperspectral unmixing. In *Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2010 2nd Workshop on*, pages 1–4, June 2010.
- [75] Ian Jolliffe. *Principal Component Analysis*. John Wiley & Sons, Ltd, 2005.
- [76] A.A. Green, M. Berman, P. Switzer, and M.D. Craig. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 26(1) :65–74, Jan 1988.
- [77] Joseph C Harsanyi, William H Farrand, and Chein-I Chang. Detection of subpixel signatures in hyperspectral image sequences. In *Proceedings of the American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, pages 236–247, 1994.
- [78] Raúl Guerra, Sebastián López, Gustavo M. Callico, Jose F. Lopez, and Roberto Sarmiento. On the use of Ritz values for calculating the number of endmembers in hyperspectral images. In *Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2014 6th Workshop on*, 2014.
- [79] M.D. Craig. Minimum-volume transforms for remotely sensed data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(3) :542–552, May 1994.
- [80] C.A. Bateson, G.P. Asner, and C.A. Wessman. Endmember bundles : a new approach to incorporating endmember variability into spectral mixture analysis. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 38(2) :1083–1094, Mar 2000.
- [81] Chein-I Chang, Chao-Cheng Wu, Wei min Liu, and Yen-Chieh Ouyang. A new growing method for simplex-based endmember extraction algorithm. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 44(10) :2804–2819, Oct 2006.
- [82] Joseph W Boardman et al. Automating spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts. In *Summaries 4th Annu. JPL Airborne Geoscience Workshop*, volume 1, pages 11–14. JPL Publication 93–26, 1993.
- [83] J.C. Harsanyi and Chein-I Chang. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction : an orthogonal subspace projection approach. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(4) :779–785, Jul 1994.
- [84] Hsuan Ren and Chein-I Chang. A generalized orthogonal subspace projection approach to unsupervised multispectral image classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 38(6) :2515–2528, Nov 2000.
- [85] Lucas Parra, Clay Spence, Paul Sajda, Andreas Ziehe, and Klaus-Robert Müller. Unmixing hyperspectral data. In *Advances in Neural Information Processing 12 (Proc. NIPS*99)*, pages 942–948. MIT Press, 2000.
- [86] Alina Zare and Paul Gader. An investigation of likelihoods and priors for bayesian endmember estimation. *AIP Conference Proceedings*, 1305(1) :311–318, 2011.
- [87] D.C. Heinz and Chein-I Chang. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(3) :529–545, 2001.

- [88] R. Heylen, D. Burazerovic, and P. Scheunders. Fully constrained least squares spectral unmixing by simplex projection. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(11) :4112–4122, Nov 2011.
- [89] Chein-I Chang, Xiao-Li Zhao, M.L.G. Althouse, and Jeng Jong Pan. Least squares subspace projection approach to mixed pixel classification for hyperspectral images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 36(3) :898–912, May 1998.
- [90] J.J. Settle. On the relationship between spectral unmixing and subspace projection. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 34(4) :1045–1046, Jul 1996.
- [91] F.A. Kruse, A.B. Lefkoff, J.W. Boardman, K.B. Heidebrecht, A.T. Shapiro, P.J. Barloon, and A.F.H. Goetz. The spectral image processing system (SIPS) - interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2-3) :145–163, 1993. Airbone Imaging Spectrometry.
- [92] Roberta H. Yuhas, Alexander F. H. Goetz, and Joe W. Boardman. Discrimination among semi-arid landscape endmembers using the Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm. *summaries of the 3rd Annual JPL Airborne Geoscience Workshop*, 1 :147–149, 1992.
- [93] J.M.P. Nascimento and J.M. Bioucas Dias. Does independent component analysis play a role in unmixing hyperspectral data? *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(1) :175–187, Jan 2005.
- [94] Jessica D. Bayliss, J. Anthony Gualtieri, and Robert F. Crompt. Analyzing hyperspectral data with independent component analysis. volume 3240, pages 133–143, 1998.
- [95] Chi Hau Chen and Xiaohui Zhang. Independent component analysis for remote sensing study. volume 3871, pages 150–158, 1999.
- [96] David L. Donoho and Michael Elad. Optimally sparse representation in general (non-orthogonal) dictionaries via ℓ_1 minimization. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 100(5) :2197–2202, 2003.
- [97] Scott Shaobing Chen, David L Donoho, and Michael A Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit. *SIAM journal on scientific computing*, 20(1) :33–61, 1998.
- [98] Yi Chen, Trac D. Tran, and Nasser M. Nasrabadi. *Signal and Image Processing for Remote Sensing - Second Edition*, chapter Sparse Representation for Target Detection and Classification in Hyperspectral Imagery, pages 375–402. CRC Press, 2012.
- [99] R. Oltra-Carrió, J. Sobrino, M. Cubero-Castan, and X. Briottet. Performance of TES method over urban areas at a high spatial hyperspectral scale. In *5th IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, Gainesville - Florida, USA, 2013.
- [100] R. Oltra-Carrió, M. Cubero-Castan, X. Briottet, and J.A. Sobrino. Analysis of the performance of the TES algorithm over urban areas. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 52(11) :6989–6998, Nov 2014.
- [101] M. Shimoni, X. Briottet, M. Cubero-Castan, C. Perneel, V. Achard, and J. Chanussot. Performance analysis of unsupervised unmixing models for thermal hyperspectral. In *4th IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, Shanghai, China, 2012.

- [102] S. Lesage, V. Achard, A. Chédin, and L. Poutier. Atmospheric correction of airborne infrared hyperspectral images using neural networks. In *SPIE 6362*, 2006.
- [103] S. M. Kay. *Fundamentals of Statistical Signal Processing : Estimation Theory*. Englewood Cliffs, NJ, 1993.
- [104] L. Chen, Z.-L. Li, Q. Liu, S. Chen, Y. Tang, and B. Zhong. Definition of component effective emissivity for heterogeneous and non-isothermal surfaces and its approximate calculation. *International Journal of Remote Sensing*, 25 :231–244, 2004.

Equation de transfert radiatif dans le domaine de l'infra-rouge thermique pour un pixel pur

Cette annexe est consacrée à la présentation des équations régissant la luminance mesurée au capteur. Le modèle de transfert radiatif le plus fidèle à la réalité est un modèle complexe car résultant d'une scène 3D composée de matériaux bidirectionnels.

Une hypothèse majeure qui est faite dans cette annexe, ainsi que tout au long du mémoire, est que les matériaux sont considérés comme lambertiens. Cela signifie que leurs propriétés optiques (émissivité, réflectance) ne dépendent pas de l'angle d'incidence et de l'angle de réflexion de la luminance interagissant avec le matériau. Ceci n'est pas vérifié pour les matériaux métalliques entre autres.

Le flux lumineux au niveau du capteur, notée R_{sens}^λ (at-sensor radiance), est composé de quatre flux lumineux élémentaires :

$$R_{sens}^\lambda = R_{emis}^\lambda + R_{atm,\rho}^\lambda + R_{atm,\uparrow}^\lambda + R_{neig}^\lambda \quad (\text{A.1})$$

où, pour une longueur d'onde λ donnée, R_{emis}^λ est appelée la luminance émissive (emissive radiance), $R_{atm,\rho}^\lambda$ la luminance atmosphérique réfléchie (downwelling atmospheric radiance), $R_{atm,\uparrow}^\lambda$ la luminance atmosphérique directe (upwelling atmospheric radiance) et R_{neig}^λ la luminance de voisinage (neighborhood radiance).

Ce flux lumineux s'écrit aussi comme dépendant du terme de luminance appelé luminance au sol, ou encore luminance BOA (Bottom Of Atmosphere radiance) et est noté R_{BOA}^λ . La relation liant R_{BOA}^λ et R_{sens}^λ s'écrit :

$$R_{sens}^\lambda = R_{BOA}^\lambda \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda + R_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (\text{A.2})$$

avec $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ la transmission atmosphérique montante.

Les quatre termes élémentaires de luminance, ainsi que la luminance BOA et la luminance au capteur, seront présentés dans les sections suivantes.

R_{emis}^λ : le terme émissif

Ce terme correspond à la luminance émise par le matériau vers le capteur. Cette luminance suit une loi spectrale, dite loi du corps noir et noté $B^\lambda(T)$, ne dépendant que de la température de surface T du corps émetteur. Cette loi est pondérée par l'émissivité du matériau ε^λ et par le terme de transmission atmosphérique $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$ entre le sol et le capteur :

$$R_{emis}^\lambda = \varepsilon^\lambda \cdot B^\lambda(T) \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (\text{A.3})$$

La loi du corps noir correspond à la luminance émise par un corps noir¹. Cette loi fut décrite pour la première fois par Planck et ne dépend que de la température T et de la longueur d'onde λ :

$$B^\lambda(T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \cdot (e^{\frac{C_2}{\lambda T}} - 1)} \quad (\text{A.4})$$

avec $C_1 = 1,1904 \cdot 10^8 J.m^2.s^{-1}$ et $C_2 = 1,4388 \cdot 10^4 J.s$.

Dans le domaine de l'IRT, R_{emis}^λ est la composante majoritaire de R_{sens}^λ pour des matériaux faiblement réfléchissants, c'est-à-dire dont l'émissivité est proche de 1. Cependant, pour des matériaux à faible émissivité, comme les métaux et en particulier l'aluminium, cette composante est proche, voire inférieure à la luminance atmosphérique réfléchie $R_{atm,\rho}^\lambda$.

$R_{atm,\rho}^\lambda$: le terme atmosphérique réfléchi

Ce terme correspond à la luminance émise par l'atmosphère et réfléchi par le matériau vers le capteur. Elle est donc fonction de la réflectance du matériau ρ^λ , de l'éclairement descendant $I_{atm,\downarrow}^\lambda$ et de la transmission atmosphérique $\tau_{atm,\downarrow}^\lambda$.

Pour des matériaux opaques et lambertiens, l'émissivité et la réflectance sont liées par la 2^{ème} loi de Kirchhoff :

$$\rho^\lambda + \varepsilon^\lambda = 1 \quad (\text{A.5})$$

En considérant la réflectance du matériau comme égale à $(1 - \varepsilon^\lambda)$, $R_{atm,\rho}^\lambda$ s'écrit donc :

$$R_{atm,\rho}^\lambda = \frac{(1 - \varepsilon^\lambda)}{\pi} \cdot I_{atm,\downarrow}^\lambda \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (\text{A.6})$$

Il est important de noter que cette écriture considère le matériau au sol comme un sol plat, c.a.d qu'il voit l'ensemble du ciel comme une demi-sphère. Si le sol est proche d'un relief (bâtiment, montagne, etc.), alors il ne voit plus qu'une partie de la demi-sphère. La luminance

1. Un corps noir est un corps dont l'émissivité est égale à 1 quelle que soit la longueur d'onde considérée

$R_{atm,\rho}^\lambda$ est donc plus faible et est l'éclairement $I_{atm,\downarrow}^\lambda$ doit donc être calculé par rapport à la portion de ciel vu par le matériau.

Souvent dans la littérature, ce terme s'écrit en fonction de la luminance descendante $R_{atm,\downarrow}^\lambda$. L'équation (A.6) s'écrit alors :

$$R_{atm,\rho}^\lambda = (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (\text{A.7})$$

$R_{atm,\uparrow}^\lambda$: le terme atmosphérique direct

La luminance atmosphérique directe correspond à la luminance émise par la couche atmosphérique entre le sol et le capteur et dirigée vers le capteur. Cette luminance est émise directement vers le capteur et n'est donc pas fonction de la température de surface T ni de l'émissivité ε^λ du matériau. Elle est notée $R_{atm,\uparrow}^\lambda$ et est calculée via des codes de transfert radiatif (MODTRAN par exemple).

R_{neig}^λ : le terme de voisinage

Le terme de voisinage regroupe l'ensemble des luminances de voisinage provenant des éléments voisins vu par le matériau au sol, comme les murs de bâtiment pour un pixel de route dans un canyon urbain par exemple.

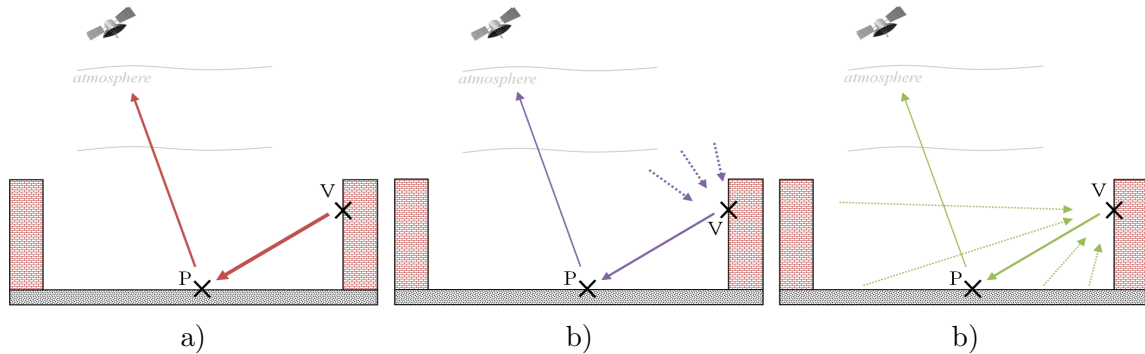


FIGURE A.1 – Représentation des termes de voisinage du point P au sol à partir du point voisin V : le terme émissif de V vers P en (a), le terme atmosphérique descendant réfléchi par V en (b) et le terme de voisinage de V réfléchi vers P en (c).

La figure A.1 illustre les trois termes qui composent le terme de voisinage R_{neig}^λ :

- R_{emis}^{neig} est le terme de luminance émissive, émise par V vers P, puis réfléchi par P vers le capteur,
- $R_{atm,\rho}^{neig}$ est le terme de luminance atmosphérique descendante réfléchi par V vers P puis par P vers le capteur,

- R_{neig}^{neig} est le terme de luminance de voisinage émise et réfléchié par le voisinage de V, réfléchié par V vers P et réfléchié à nouveau par P vers le capteur.

Parmi ces trois termes de luminance, seul le terme de voisinage d'émission R_{emis}^{neig} résulte au final d'une seule réflexion par P vers le capteur. Tous les autres termes sont issus de plusieurs réflexions. [104] montre que puisque les réflectances dans le domaine du TIR sont de l'ordre de 10^{-1} , les termes issus d'une double réflexion sont réduits d'un facteur de 10^{-2} . Ainsi, seuls seront considérés les termes de luminance émissive issus des matériaux voisins du matériau au sol.

Soit un ensemble de M matériaux constituant le voisinage du matériau au sol. Le terme de voisinage est égal à la somme des termes de luminance émissive de chacun de ces matériaux.

$$R_{neig}^\lambda = \tau_{atm,\uparrow}^\lambda \cdot (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) \right) \cdot \Omega_m \quad (\text{A.8})$$

où ε_m^λ et T_m sont l'émissivité et la température du matériau m vu par le matériau au sol et Ω_m le facteur de pondération.

Ce facteur Ω_m représente l'angle solide par lequel le matériau m est vu par le matériau au sol. Soit un point V appartenant à la surface S_m du matériau m , voisin du point P . Selon [20], Ω_m s'écrit :

$$\Omega_m = \iint_{V \in S_m} \frac{\cos(\theta_P) \cdot \cos(\theta_V)}{\pi \cdot r^2} \cdot d^2S_V \quad (\text{A.9})$$

avec d^2S_V la surface infinitésimale autour du point V , r la distance entre le point P et le point V , θ_P l'angle entre la normale au point P et le vecteur \overrightarrow{PV} et θ_V l'angle entre la normale au point V et le vecteur \overrightarrow{VP} . Ces termes sont représentés dans la figure A.2.

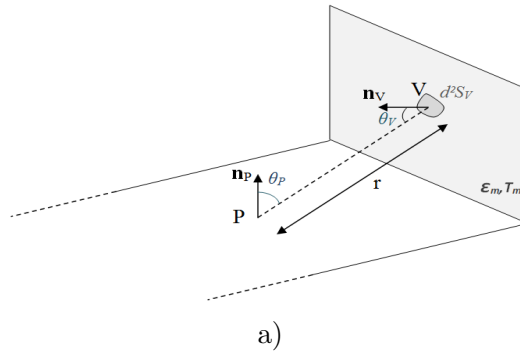


FIGURE A.2 – Schéma illustrant les termes intervenant dans l'équation du facteur de pondération Ω_m .

Notons que dans un cadre général, l'atmosphère entre le point V et le point P joue le rôle de filtre. La luminance émise du point V vers le point P est donc pondérée par le terme de

transmission issu de l'atmosphère entre ces deux points. Cependant, nous considérons ici un milieu urbain, la distance r est donc faible, et une atmosphère peu humide. La transmittance atmosphérique entre ces deux points est donc quasiment égale à 1 quelque soit la longueur d'onde considérée. Elle n'apparaît donc pas dans l'équation (A.8).

R_{BOA}^λ : le terme de luminance au sol

La luminance au sol est constituée des trois termes de luminances émises ou réfléchies par le matériau au sol. Puisque l'on considère la luminance au niveau du sol, ces trois termes ne sont pas pondérés par le coefficient de transmission atmosphérique $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$. Cette luminance s'écrit :

$$R_{BOA}^\lambda = \varepsilon^\lambda \cdot B^\lambda(T) + (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot \left(R_{atm,\downarrow}^\lambda + \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) \right) \cdot \Omega_m \right) \quad (\text{A.10})$$

avec ε^λ et T l'émissivité et la température du matériau au sol, $B^\lambda(T)$ la loi du corps noir à la température T , $R_{atm,\downarrow}^\lambda$ la luminance atmosphérique descendant, m l'un des M matériaux constituant le voisinage du matériau au sol avec ε_m^λ son émissivité, T_m sa température et Ω_m son facteur de pondération associé.

R_{sens}^λ : le terme de luminance au capteur

Considérons maintenant la luminance en entrée de capteur. Cette luminance a traversé l'atmosphère qui joue le rôle d'un filtre spectral. Cette atmosphère pondère la luminance au sol par le terme de transmission atmosphérique $\tau_{atm,\uparrow}^\lambda$.

Une autre luminance vient s'ajouter à la luminance au sol ayant traversée l'atmosphère. Il s'agit de la luminance atmosphérique direct $R_{atm,\uparrow}^\lambda$, aussi appelée luminance atmosphérique montante.

L'ajout de ces deux termes nous donne l'équation de luminance au capteur suivante :

$$R_{sens}^\lambda = \left(\varepsilon^\lambda \cdot B^\lambda(T) + (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot \left(R_{atm,\downarrow}^\lambda + \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) \right) \cdot \Omega_m \right) \right) \cdot \tau_{atm,\uparrow}^\lambda + R_{atm,\uparrow}^\lambda \quad (\text{A.11})$$

Calcul de la borne de Cramer Rao appliquée la méthode TRUST

On considère l'estimation d'un nombre N_p de paramètre regroupé au sein d'un vecteur de paramètre $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_i, i \in [1, N_p]\}$. La théorie de l'estimation [103] nous dit qu'une borne inférieure de la variance d'un quelconque estimateur non biaisé existe si la densité de probabilité $p(x, \boldsymbol{\theta})$ (Probability Density Function ou PDF) satisfait la condition de régularité présentée ici :

$$E \left[\frac{\partial \ln(p(x, \theta_i))}{\partial \theta} \right] = 0 \quad \forall \theta_i \quad (\text{B.1})$$

Cette borne s'appelle la borne inférieure de Cramer-Rao (Cramer-Rao Lower Bound ou CRLB) et s'écrit :

$$\text{var}(\hat{\theta}_i) \leq [I^{-1}(\boldsymbol{\theta})]_{ii} \quad (\text{B.2})$$

où $I(\boldsymbol{\theta})$ est la matrice de l'information de Fisher (Fisher Information Matrix ou FIM) dont la composante (l,k) est : $\left(-E \left[\frac{\partial^2 \ln(p(x;\boldsymbol{\theta}))}{\partial \theta_k \partial \theta_l} \right] \right)_{l,k}$.

Ce calcul de CRLB correspond à la variance de l'estimation de $\boldsymbol{\theta}$ sous la présence d'un bruit instrumental venant perturbé notre mesure. Ce bruit est considéré comme un bruit gaussien de moyenne nulle et de déviation standard $\sigma^\lambda = \sigma_{sens}^\lambda / \tau_{atm,\uparrow}^\lambda$.

Dans cette annexe, on s'intéresse à deux cas d'estimation : l'estimation de l'émissivité et de la température dans le cas d'un pixel pure, et l'estimation des températures dans un cas d'un pixel mixte.

Estimation dans le cas d'un pixel pure

Nous considérons une scène composée d'un seul matériau et de M pixels. Les paramètres à estimer sont les N bandes spectrales de l'émissivité et les M températures correspondantes au M pixels composant l'image. Notre vecteur de paramètre s'écrit donc $\boldsymbol{\theta} = [\varepsilon^{\lambda_1}, \dots, \varepsilon^{\lambda_N}, T_1, \dots, T_M]$. Nous avons donc $N + M$ inconnues pour $N \cdot M$ équations, ce qui représente un problème sur-déterminé, à condition d'avoir $M > 2$ et $N > 2$.

Sous l'hypothèse que notre bruit instrumental est indépendant spectralement (pour les N bandes) et spatialement (pour les M pixels), la PDF s'écrit :

$$p(x, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{(2\pi)^{N \cdot M/2}} \prod_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda_N} \frac{1}{(\sigma^\lambda)^M} \prod_{m=1}^M \exp \left(- \frac{\left(x - \varepsilon^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) - (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right)^2}{2 \cdot (\sigma^\lambda)^2} \right) \quad (\text{B.3})$$

Si l'on considère cette fois-ci la fonction log de la PDF (log PDF), nous avons :

$$\ln(p(x, \boldsymbol{\theta})) = -\frac{N \cdot M}{2} \cdot \ln(2\pi) - M \cdot \sum_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda_N} \ln(\sigma^\lambda) - \sum_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda_N} \sum_{m=1}^M \frac{\left(x - \varepsilon^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) - (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right)^2}{2 \cdot (\sigma^\lambda)^2} \quad (\text{B.4})$$

Si l'on considère comme paramètre à estimer l'émissivité ε^{λ_i} , correspondant à la valeur de l'émissivité à la bande spectrale λ_i , la dérivée du log PDF est :

$$\frac{\partial \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial \varepsilon^{\lambda_i}} = \sum_{m=1}^M (B^{\lambda_i}(T_m) - R_{atm,\downarrow}^{\lambda_i}) \cdot \frac{\left(x - \varepsilon^{\lambda_i} \cdot B^{\lambda_i}(T_m) - (1 - \varepsilon^{\lambda_i}) \cdot R_{atm,\downarrow}^{\lambda_i} \right)}{(\sigma^{\lambda_i})^2} \quad (\text{B.5})$$

Si l'on considère maintenant comme paramètre à estimer la température T_k , correspondant à la température du $k^{\text{ième}}$ pixel, la dérivée du log PDF est :

$$\frac{\partial \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial T_k} = \sum_{\lambda=1}^N \varepsilon^\lambda \cdot \left. \frac{\partial B^\lambda(T)}{\partial T} \right|_{T_k} \cdot \frac{\left(x - \varepsilon^\lambda \cdot B^\lambda(T_k) - (1 - \varepsilon^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right)}{(\sigma^\lambda)^2} \quad (\text{B.6})$$

Quelque soit le paramètre θ_i (émissivité ou température), nous voyons que la condition de régularité est respectée. Les dérivées secondes sont relativement simple à calculer :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial \varepsilon^{\lambda_j} \partial \varepsilon^{\lambda_i}} &= 0 \\
\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{(\partial \varepsilon^{\lambda_i})^2} &= - \sum_{m=1}^M \left(\frac{B^{\lambda_i}(T_m) - R_{atm,\downarrow}^{\lambda_i}}{\sigma^{\lambda_i}} \right)^2 \\
\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial T_l \partial T_k} &= 0 \\
\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{(\partial T_k)^2} &= - \sum_{\lambda=1}^N \left(\frac{\varepsilon^\lambda \cdot \left. \frac{\partial B^\lambda(T)}{\partial T} \right|_{T_k}}{\sigma^\lambda} \right)^2 \\
\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial T_k \partial \varepsilon^{\lambda_i}} &= \frac{\partial B^{\lambda_i}}{\partial T} \Big|_{T_k} \overbrace{\left(\frac{x - \varepsilon^{\lambda_i} \cdot B^{\lambda_i}(T_k) - (1 - \varepsilon^{\lambda_i}) \cdot R_{atm,\downarrow}^{\lambda_i}}{(\sigma^{\lambda_i})^2} - ((B^{\lambda_i}(T_m) - R_{atm,\downarrow}^{\lambda_i}) \cdot \varepsilon^{\lambda_i}) \right)}^{E(\bullet)=0} \\
&= \frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial \varepsilon^{\lambda_i} \partial T_k}
\end{aligned}$$

L'information de Fisher s'écrit donc ainsi :

$$\mathbf{I}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{pmatrix} \alpha_{\varepsilon_1} & \cdots & 0 & & & & \\ \vdots & \ddots & \vdots & & & & A \\ 0 & \cdots & \alpha_{\varepsilon_N} & & & & \\ & & & \alpha_{T_1} & \cdots & 0 & \\ & A' & & \vdots & \ddots & \vdots & \\ & & & 0 & \cdots & \alpha_{T_M} & \end{pmatrix}$$

avec pour l'émissivité ε^{λ_i} , $\alpha_{\varepsilon^{\lambda_i}} = -E \left(\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{(\partial \varepsilon^{\lambda_i})^2} \right)$, pour la température T_k $\alpha_{T_k} = -E \left(\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{(\partial T_k)^2} \right)$ et la matrice A de taille $N \cdot M$ qui a pour les coefficients i, k $A|_{i,k} = -E \left(\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial \varepsilon^{\lambda_i} \partial T_k} \right)$.

Si l'on considère D_ε la matrice diagonale des α_ε et D_T la matrice diagonale des α_T , n'importe quel estimateur non biaisé de l'émissivité de la bande spectrale λ_i avec $i \in [1, N]$ (resp. de la température du $k^{\text{ième}}$ pixel avec $k \in [1, M]$), que l'on notera $\hat{\varepsilon}^{\lambda_i}$ (resp. \hat{T}_k), vera sa variance bornée par sa CRLB tel que :

$$\begin{aligned}
\text{Var}(\hat{\varepsilon}^{\lambda_i}) &\geq \left[(D_\varepsilon - A \cdot (D_T)^{-1} \cdot A')^{-1} \right]_{ii} \\
\text{Var}(\hat{T}_k) &\geq \left[(D_T - A' \cdot (D_\varepsilon)^{-1} \cdot A)^{-1} \right]_{kk}
\end{aligned}$$

Estimation dans le cas d'un pixel mixte

Nous considérons maintenant un pixel composé de M matériaux. Les paramètres à estimer sont maintenant les M températures de chacun des matériaux. Les émissivités, les abondances et la moyenne des températures ont été estimés précédemment sur les pixels purs. Nous avons donc M inconnue pour N équations, ce qui représente encore un problème sur-déterminé lorsque $M < N$ (dans la grande majorité des cas, $M \ll N$).

A présent, en tenant compte d'un modèle de mélange linéaire, la PDF s'écrit :

$$p(x, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2}} \prod_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda_N} \frac{1}{\sigma^\lambda} \cdot \exp \left(- \frac{\left(x - \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) + (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right) \cdot S_m \right)^2}{2 \cdot (\sigma^\lambda)^2} \right) \quad (\text{B.7})$$

Si l'on considère cette fois-ci la fonction log de la PDF (log PDF), nous avons :

$$\ln(p(x, \boldsymbol{\theta})) = -\frac{N}{2} \cdot \ln(2\pi) - \sum_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda_N} \ln(\sigma^\lambda) - \sum_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda_N} \frac{\left(x - \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) - (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right) \cdot S_m \right)^2}{(2 \cdot \sigma^\lambda)^2} \quad (\text{B.8})$$

Prenons comme paramètre à estimer la température T_k , correspondant à la température du $k^{\text{ième}}$ matériau composant le pixel. La dérivée du log PDF est :

$$\frac{\partial \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial T_k} = \sum_{\lambda=1}^N \varepsilon_k^\lambda \cdot S_k \cdot \left. \frac{\partial B^\lambda(T)}{\partial T} \right|_{T_k} \cdot \frac{\left(x - \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) - (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right) \cdot S_m \right)}{(\sigma^\lambda)^2} \quad (\text{B.9})$$

Encore une fois, quelque soit la température à estimer T_k , il est clair que la condition de régularité est respectée. Détaillons maintenant les dérivées secondes (par simplicité d'écriture,

$$\Sigma = \sum_{m=1}^M \left(\varepsilon_m^\lambda \cdot B^\lambda(T_m) - (1 - \varepsilon_m^\lambda) \cdot R_{atm,\downarrow}^\lambda \right) \cdot S_m :$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{\partial T_l \partial T_k} &= - \sum_{\lambda=1}^N \frac{1}{(\sigma^\lambda)^2} \cdot \varepsilon_k^\lambda \cdot S_k \cdot \frac{\partial B^\lambda(T)}{\partial T} \Big|_{T_k} \cdot \varepsilon_l^\lambda \cdot S_l \cdot \frac{\partial B^\lambda}{\partial T} \Big|_{T_l} \\ \frac{\partial^2 \ln(p(x, \boldsymbol{\theta}))}{(\partial T_k)^2} &= - \sum_{\lambda=1}^N \frac{1}{(\sigma^\lambda)^2} \left(\left(\varepsilon_k^\lambda \cdot S_k \cdot \frac{\partial B^\lambda}{\partial T} \Big|_{T_k} \right)^2 - \underbrace{\varepsilon_k^\lambda \cdot S_k \frac{\partial^2 B^\lambda}{(\partial T)^2} \Big|_{T_k}}_{E(\bullet)=0} (x - \sum) \right)\end{aligned}$$

De fait, si l'on note $\alpha_k^\lambda = \varepsilon_k^\lambda \cdot S_k \cdot \frac{\partial B^\lambda(T)}{\partial T} \Big|_{T_k} / \sigma^\lambda$, l'information de Fisher s'écrit :

$$\mathbf{I}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{pmatrix} \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda)^2 & \cdots & \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda \cdot \alpha_M^\lambda) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda \cdot \alpha_M^\lambda) & \cdots & \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_M^\lambda)^2 \end{pmatrix}$$

Ainsi, n'importe quel estimateur non biaisé de la température du $k^{\text{ième}}$ matériau avec $k \in [1, M]$, estimateur que l'on notera \hat{T}_k , vera sa variance bornée par la CRLB ainsi calculée :

$$\text{Var}(\hat{T}_k) \geq [\mathbf{I}(\boldsymbol{\theta})^{-1}]_{kk}$$

Si l'on considère un pixel composé de 2 matériaux, cette FIM s'inverse facilement et donne pour le calcul de la CRLB :

$$\begin{aligned}\text{Var}(\hat{T}_1) &\geq \frac{\sum_{\lambda=1}^N (\alpha_2^\lambda)^2}{\sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda)^2 \cdot \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_2^\lambda)^2 - \left(\sum_{\lambda=1}^N \alpha_1^\lambda \cdot \alpha_2^\lambda \right)^2} \\ \text{Var}(\hat{T}_2) &\geq \frac{\sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda)^2}{\sum_{\lambda=1}^N (\alpha_1^\lambda)^2 \cdot \sum_{\lambda=1}^N (\alpha_2^\lambda)^2 - \left(\sum_{\lambda=1}^N \alpha_1^\lambda \cdot \alpha_2^\lambda \right)^2}\end{aligned}$$

Résumé — La télédétection en imagerie hyperspectrale infrarouge thermique est l'étude d'images en luminance, acquises depuis un avion ou un satellite dans le domaine spectral de l'infrarouge thermique. Ces images sont liées à l'émissivité et à la température, estimées par les méthodes de découplage température/émissivité (T/E), ainsi qu'à l'abondance, estimée par les méthodes de démixage, des matériaux présents dans la scène. Si les méthodes de découplage T/E ont été largement étudiées, les méthodes de démixage dans ce domaine spectral restent peu explorées : c'est l'objectif de cette thèse. Pour cela, nous avons mis en place trois stratégies de démixage. Dans un premier temps, le démixage est effectué sur les luminances. Cette stratégie donne globalement de bons résultats mais est relativement sensible aux variations spatiales de la température. La deuxième stratégie, démixant à partir des estimations d'émissivité des méthodes de découplage T/E, s'affranchit de cette variation spatiale mais donne des résultats plus bruités. Enfin, une méthode de démixage basée sur l'estimation conjointe de la température et des abondances a été élaborée. Cette méthode s'appelle Thermal Remote sensing Unmixing for Subpixel Temperature (TRUST) et donne de meilleurs résultats que la première stratégie tout en étant robuste aux variations spatiales de la température.

Mots clés : Imagerie Hyperspectrale, Infrarouge Thermique, Méthode de Démixage Linéaire, Méthode de Découplage Température/Émissivité.

Abstract — Thermal hyperspectral remote sensing provides information about materials from the measured radiance image. It is achieved using temperature and emissivity separation (TES) methods, estimating the emissivity and the temperature of the materials, and using unmixing methods, estimating their abundances. TES methods have been well investigated while too few studies have been working on unmixing in thermal infrared domain : this is the objective of this PhD. Therefore, three strategies have been studied. First, the unmixing is applied on radiance. It achieves good results but depends on the spatial variation of temperature. Applying the unmixing on the emissivities, estimated using the TES methods, gets rid of the spatial variation of temperature but provides a noisy abundance estimation. Eventually, a new method called Thermal Remote sensing Unmixing for Subpixel Temperature (TRUST) is designed to jointly estimate the abundance and the temperature of materials within the pixels. It gives better results than the first strategy and is more robust to spatial variation of temperature.

Keywords : Hyperspectral Imaging, Thermal Infrared Domain, Linear Unmixing Method, Temperature and Emissivity Separation Method.
