



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par **l'Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace**
Spécialité : Micro-ondes, électromagnétisme et optoélectronique

Présentée et soutenue par **Sébastien LESAGE**
le 3 juin 2010

**Correction atmosphérique d'images hyperspectrales infrarouges
et découplage émissivité / température de surface**

JURY

M. Xavier Briottet, président
Mme Véronique Achard, co-directrice de thèse
M. Marc Acheroy, rapporteur
M. Alain Chedin, directeur de thèse
M. José A. Sobrino, rapporteur

École doctorale : **Génie électrique, électronique, télécommunications**

Unité de recherche : **Équipe d'accueil ISAE-ONERA OLIMPES**

Directeur de thèse : **M. Alain Chedin**
Co-directrice de thèse : **Mme Véronique Achard**

THESE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE TOULOUSE

Délivré par l'**Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace**

Présentée et soutenue par **Sebastian LESAGE**
le 3 juin 2010

Correction atmosphérique d'images hyperspectrales infrarouges et
découplage émissivité / température de surface

JURY

Mme Véronique ACHARD, co-directrice de thèse
M. Marc ACHEROY, rapporteur
M. Xavier BRIOTTET
M. Alain CHEDIN, directeur de thèse
M. Jose A. SOBRINO, rapporteur

Ecole doctorale : génie électrique, électronique, télécommunications :
du microsystème au système
Unité de recherche : équipe d'accueil ONERA/DOTA, centre de Toulouse
Directeur de thèse : M. Alain CHEDIN
Co-directrice de thèse : Mme Véronique ACHARD

Résumé Nous étudions l'estimation du spectre d'émissivité et de la température de surfaces au sol à partir d'images hyperspectrales infrarouges de résolution spatiale métrique. Nous considérons les luminances acquises à 8 km d'altitude en visée au nadir entre 4 et 12 μm par un radiomètre dont la résolution spectrale est de 10 cm^{-1} au dessus de 8 μm et 15 en dessous.

Notre approche utilise une nouvelle méthode de sondage atmosphérique de la bande d'absorption du CO_2 à 4,3 μm et de celle de la vapeur d'eau entre 5 et 8 μm couplée à un algorithme de séparation émissivité/température.

Le sondage atmosphérique est réalisé par deux jeux de réseaux de neurones paramétrés pour estimer les trois premiers coefficients de l'analyse en composante principale des profils atmosphériques de température et le contenu total en vapeur d'eau. Le choix de ces variables de sortie s'est appuyé sur une analyse de sensibilité conduite par un plan d'expériences. Le résultat du sondage atmosphérique permet ensuite de calculer les paramètres radiatifs entre 8 et 12 μm nécessaires pour estimer les spectres d'émissivité et les températures des surfaces au sol. Nous étendons l'algorithme SpSm afin d'améliorer les résultats obtenus avec des profils en vapeur d'eau de forme atypique. Cette nouvelle méthode baptisée SpSm2D introduit en tant qu'inconnue la forme des profils de vapeur d'eau lors de l'estimation des températures de surface et spectres d'émissivité.

La méthode est développée puis évaluée à partir d'un grand nombre de simulations effectuées pour les différents types de masse d'air de la base de profils atmosphériques TIGR2000, différents angles solaires, les spectres d'émissivité de la base ASTER et des températures des surfaces au sol choisies aléatoirement. On étudie également l'influence de différents bruits de mesure et l'on présente une méthode adaptée au traitement d'images infrarouges exploitant l'homogénéité spatiale de l'atmosphère.

Les résultats montrent que l'on parvient à estimer les températures de surface et les spectres d'émissivité à 1.5 K et 3% près respectivement. La méthode en général et l'algorithme de sondage en particulier se révèlent également robustes aux différents bruits testés. En outre, la prise en compte de l'homogénéité spatiale de l'atmosphère améliore sensiblement les résultats du sondage et donc du processus d'estimation en général.

La méthode est finalement testée sur les données du capteur S-HIS acquises lors de la campagne de mesure EAQUATE.

Abstract The goal of this study is to create a new method to retrieve land surface temperature and emissivity from infrared hyperspectral images. We consider radiances acquired at 8 km altitude by a nadir looking spectro-imager with a metric spatial resolution and a spectral resolution of 15 cm^{-1} below $8 \mu\text{m}$ and 10 above.

We develop a new atmospheric sounding method that uses the $4,3 \mu\text{m}$ carbon dioxide and the $5\text{-}8 \mu\text{m}$ water vapor absorption bands coupled with a temperature / emissivity separation algorithm.

The sounding of the atmosphere is made by two sets of neural networks that estimate the first three coefficients of a principal component analysis of the atmospheric temperature profiles and the total water vapor content. The choice of these output parameters has been led by a sensibility study based on experiment design. The results of the atmospheric sounding method are then used to derive the radiative parameters between 8 and $12 \mu\text{m}$ needed to estimate emissivity spectra and ground surface temperatures. We extend the SpSm algorithm to improve the results obtained with atypically shaped atmospheric water vapor profiles. This new method called SpSm2D introduces a shape factor of the atmospheric water vapor profile as unknown to be estimated simultaneously with the surface temperature and emissivity spectra.

The method is developed and evaluated on a large number of simulations involving all different air masses of the TIGR2000 atmospheric profiles database, different solar angles, emissivities from the ASTER database and surface temperature randomly chosen. We also study the effects of different types of instrument noise and we present a specific estimation method that takes into account the spatial homogeneity of the atmosphere.

Results show that the estimation of ground surface temperature and emissivity spectra are achieved with 1.5 K and 3% accuracies respectively. The method, and especially the sounding algorithm shows a good resistance to noise. Considering the spatial homogeneity of the atmosphere improves the results of the sounding strategies and therefore the estimation of the ground surface properties.

Finally the method is tested on the S-HIS data of the EAQUATE measurements.

Remerciements

Cette thèse marque la conclusion d'une période riche de ma vie et doit beaucoup à ceux qui ont fait mon quotidien pendant ces années.

Je tiens tout d'abord à remercier Véronique ACHARD pour sa rigueur, sa patience, sa disponibilité et son implication dans les travaux qui forment ce document. Jamais cette thèse n'aurait trouvé sa conclusion sans son aide et je crois qu'il m'aurait été difficile d'obtenir de meilleur encadrement. Pour tout cela merci.

Mes sincères remerciements vont également aux membres du jury, MM. Marc ACHEROY et Jose A. SOBRINO pour leur lecture attentive de ce manuscrit et leurs propositions de corrections ainsi qu'à Xavier BRIOTTET pour avoir suivi ces études malgré un agenda plus que rempli.

Je souhaite exprimer ma reconnaissance envers mon directeur de thèse, Alain CHEDIN pour son soutien technique indispensable.

Merci à tout ceux avec qui j'ai pu échanger, en particulier P. DELIOT et L. POUTIER et à mes camarades de bureau pour avoir fait vivre ce petit bout du couloir, soirs et week-end compris. Merci donc à Isabelle, Nicolas, Michaël, Pierre, Hervé, Keyvan, Sandrine, Marie, Julien, Sophie, ainsi qu'aux stagiaires qui se sont succédés.

Je désire également remercier de tout coeur Mme PERON pour avoir accompagné avec tact ma délicate transition professionnelle.

Mille mercis enfin à ma famille pour son soutien sans faille durant ces années et que l'aboutissement de cette thèse soulage certainement bien plus que moi.

Table des matières

Remerciements	iii
Introduction	xvii
1 Eléments de transfert radiatif et généralités sur l'atmosphère	1
1.1 Bilan radiatif d'une surface naturelle	1
1.1.1 Emission d'une surface : loi du corps noir et spectre d'émissivité	2
1.1.2 Interaction entre rayonnement et matière : réflexion et absorption	3
1.1.3 Equilibre thermodynamique et bilan radiatif d'une surface naturelle	4
1.2 Influences de l'atmosphère sur les luminances issues des surfaces au sol	5
1.2.1 Luminance à l'altitude z_c	6
1.2.2 Paramètres atmosphériques influençant la luminance reçue à l'altitude z_c	6
1.2.3 Utilisation des luminances en entrée du capteur pour le sondage de l'atmosphère	11
1.3 Approximations de l'équation et conditions de prise de vue.	12
2 Etat de l'art des techniques de correction atmosphérique et de découplage émissivité / température de surface	15
2.1 La correction atmosphérique	16
2.1.1 Les méthodes de sondage "pures"	16
2.1.2 ISAC et AAC	25
2.1.3 Pour résumer	28
2.2 Le découplage émissivité-température de surface	28
2.2.1 Les méthodes relatives	28
2.2.2 Les méthodes avec hypothèses	31
2.2.3 Les méthodes de régularisation	32
2.2.4 Et tant d'autres encore...	34
2.3 Des estimateurs non linéaires	34
2.3.1 Des neurones et de leur mise en réseau	34
2.3.2 De la formation d'un réseau	38
2.4 Conclusion.	45
3 La méthode d'estimation	47
3.1 Choix des paramètres d'entrée et de sortie des réseaux de neurones	47
3.1.1 Le principe du sondage atmosphérique	47
3.1.2 Les méthodes de sondage classiques via les fonctions de poids	49
3.1.3 Vers une approche paramétrée de l'inversion	51

3.1.4	Pertinence des coefficients d'ACP et choix des longueurs d'ondes pour l'estimation	56
3.2	Les estimateurs	66
3.2.1	Création des bases d'apprentissage	66
3.2.2	Les réseaux de neurones	67
3.3	La méthode de découplage émissivité / température de surface	68
3.3.1	Utilisation de l'algorithme SpSm	68
3.3.2	La méthode SpSm2D	68
3.3.3	La chaîne de traitement des données : des luminances aux spectres d'émissivité.	69
3.4	Conclusion	70
4	Validation de la méthode et étude de l'influence de différents bruits	73
4.1	Inversions idéales sur les cinq classes atmosphériques de TIGR2000	73
4.1.1	Résultats des sondages atmosphériques	74
4.1.2	Résultats en terme de propriété des surfaces au sol	77
4.2	Influence de différents bruits de mesure sur la méthode	79
4.3	Traitement d'une image	84
4.3.1	Création de l'image simulée	84
4.3.2	Résultats de l'inversion de l'image simulée	88
4.3.3	Résultats statistiques	95
5	Validation de la méthode sur des mesures réelles	97
5.1	La campagne EAQUATE	98
5.1.1	Les paramètres du vol	98
5.1.2	Les sondages réalisés au cours de la campagne	102
5.1.3	Les spectres S-HIS	109
5.2	Sondage en température à partir des spectres réels et simulés	111
5.2.1	Comparaison entre les spectres réels et simulés sur la bande d'absorption du CO ₂	111
5.2.2	Une méthode de réduction du bruit de mesure	115
5.2.3	Le sondage en température	118
5.3	Sondage en vapeur d'eau à partir des spectres réels et simulés	123
5.3.1	Simulations des spectres au voisinage des sondages et comparaisons des spectres simulés et réels standardisés	123
5.3.2	Calcul des contenus totaux en vapeur d'eau	125
5.3.3	Résultats du sondage atmosphérique en vapeur d'eau	125
5.4	Découplage émissivité / température de surface	127
5.4.1	Comparaison entre les spectres réels et leurs simulations standardisés entre 8 et 12 μm	127
5.4.2	Inversion des spectres	128
5.5	Synthèse	136
	Conclusion et discussion	137
	Annexe A : Absorption, transmission et fonction de poids	141

Annexe B : Résultats de l'estimation des profils en température à partir des spectres S-HIS réels pour les 6 points de sondage considérés	143
.1 Résultats statistiques	143
.2 Résultats obtenus à partir des spectres S-HIS réels	144
Annexe C : Méthode de calcul du contenu total en vapeur d'eau	147
Annexe D : Comparaison des résultats d'inversion pour différentes méthodes de correction atmosphérique et de découplage émissivité / température de surface	149

Table des figures

1.1	Définition de l'angle zénithal θ et azimutal φ	2
1.2	Les différents contributeurs au rayonnement d'une surface naturelle au sol	5
1.3	Les profils de température standards utilisés par MODTRAN pour les masses d'air tropicales, tempérées estivales, hivernales, polaires estivales et polaires hivernales	8
1.4	Exemple de profils de température en milieu tempéré	8
1.5	Les profils en vapeur d'eau standards pour les masses d'air tropicales, tempérées estivales, hivernales, polaires estivales et polaires hivernales	9
1.6	Exemple de profils de vapeur d'eau en milieu tempéré	9
1.7	Variation au cours du temps de la teneur en CO_2 de l'atmosphère	10
1.8	Profil d'ozone moyen	11
1.9	Exemple de fonctions de poids à différentes longueurs d'ondes calculées sur le profil moyen des situations tempérées 1 de Tigr2000	12
1.10	Exemple de configuration de vol	13
2.1	Un neurone formel	36
2.2	Un réseau de neurones	37
2.3	Un perceptron multicouches à une couche cachée	37
2.4	La notation des poids du P.M.C.	38
2.5	Exemple d'évolution de l'erreur d'apprentissage et de l'erreur de validation au cours d'une phase de paramétrisation (la courbe d'apprentissage est en noire et la courbe de validation en rouge).	42
2.6	Un exemple de biais trop élevé à gauche, de variance trop élevée à droite. La courbe noire représente la fonction à modéliser et les croix noires sont les points mis dans les bases d'apprentissage. La courbe rouge représente la fonction réalisée par le réseau.	44
3.1	Les principales bandes d'absorption entre 3 et 12 μm	48
3.2	Exemples de fonctions de poids calculées sur la bande d'absorption du dioxyde de carbone à la résolution de 15 cm^{-1} et avec les profils atmosphériques moyens de la classe tempérée 1 de TIGR2000.	49
3.3	Exemples de fonctions de poids calculées sur la bande d'absorption de la vapeur d'eau à la résolution de 15 cm^{-1} et avec les profils atmosphériques moyens de la classe tempérée 1 de TIGR2000.	50
3.4	Ecart relatifs entre les fonctions de poids calculées sur la bande d'absorption du dioxyde de carbone à 15 cm^{-1} de résolution avec la situation atmosphérique moyenne et extrême de la classe tempérée 1 de TIGR2000	50

3.5	Ecarts relatifs entre les fonctions de poids calculées sur la bande d'absorption de la vapeur d'eau à 15 cm^{-1} de résolution avec la situation atmosphérique moyenne et extrême de la classe tempérée 1 de TIGR2000	51
3.6	Quelques résultats pour l'estimation en couche des profils de température	52
3.7	Courbe de pourcentage de variance expliquée par chacune des directions propres de l'ACP en eau et en température	53
3.8	Nuage de point entre le premier coefficient d'ACP en température (abscisse) et le premier coefficient d'ACP en eau (ordonnée) pour toutes les situations de la base TIGR2000.	60
3.9	Tracé des 4 premiers vecteurs propres du calcul d'ACP pour les profils en température et de vapeur d'eau des masses d'air tropicales	61
3.10	Tracé du second coefficient d'ACP des profils de température pour les situations tempérées estivales en fonction du second coefficient d'ACP des profils de vapeur d'eau, tracé du troisième coefficient d'ACP des profils de température (même situations) en fonction du second coefficient d'ACP des profils de vapeur d'eau, et tracé du troisième coefficient d'ACP des profils de température (situation tropicales) en fonction du second coefficient des profils de vapeur d'eau.	62
3.11	Histogrammes des valeurs du second coefficient d'ACP des profils de température (situations tropicales), du second coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau (situations tempérées estivales) et du troisième coefficient d'ACP des profils en température (situations polaires 1).	63
3.12	Echantillonnage du plan (x_1, x_5) pour le plan d'expérience. Les points rouges sont les points d'échantillonnage, les points noirs sont issus d'éléments de la base TIGR2000	64
3.13	Indice de sensibilité spectral estimés de la luminance reçue par le capteur sur les bandes d'apsorption du CO_2 (en haut) et de la vapeur d'eau (en bas) en fonction des 4 premiers coefficients d'ACP des profils en température et en vapeur d'eau, du spectre d'émissivité et de la température au sol.	65
3.14	Architecture de la méthode d'estimation des températures de surface et spectres d'émissivité.	70
4.1	Valeurs des estimations des trois premiers coefficients d'ACP des profils en température fournies par les différents réseaux de neurones en fonction des valeurs attendues pour les situations tempérées 1 diurnes.	75
4.2	Valeurs des estimations des deux premiers coefficients d'ACP des profils en vapeur d'eau fournies par les différents réseaux de neurones en fonction des valeurs attendues pour les situations tempérées 1 diurnes.	76
4.3	Performance des réseaux de neurones chargés d'estimer les contenus totaux en vapeur d'eau des situations tempérées 1 diurne.	77
4.4	Ecarts quadratiques moyens des profils en température pour les situations tropicales (en haut à gauche), tempérées 1 (en haut à droite), tempérées 2 (au milieu à gauche), polaires 1 (au milieu à droite) et polaires 2 (en bas) diurnes et nocturnes.	78
4.5	Ecarts quadratiques moyens des spectres d'émissivité pour les différents types de masse d'air de TIGR2000 en situation diurne (en haut) et nocturne (en bas).	80
4.6	Ecarts quadratiques moyens des spectres d'émissivité pour la combinaison de différents bruits.	82
4.7	Ecarts quadratiques moyens des profils en température pour la combinaison de différents bruits. Les profils "gaussien" et "gaussien et décalage" sont superposés. Les profils "gaussien et spectral" et "trois bruits" sont superposés.	82

4.8	Contenus totaux en eau estimés en fonction des contenus totaux en eau réels pour les différentes combinaisons de bruit. En haut à gauche : le bruit gaussien seul, en haut à droite : le bruit gaussien et le bruit de shift, en bas à gauche : le bruit gaussien et le bruit spectral, en bas à droite la combinaison des trois bruits. . . .	83
4.9	Organisation des paramètres de l'image infrarouge simulée.	85
4.10	Profils de température utilisés pour l'image infrarouge.	86
4.11	Profils en vapeur d'eau utilisés pour l'image infrarouge. Le contenu total en eau de la colonne atmosphérique pour les trois profils est de 16.89, 17.02 et 17.68 kg/m ² respectivement.	86
4.12	Spectres d'émissivité utilisés pour l'image infrarouge : la surface 1 est l'eau de mer, la surface 2 le grès et la surface 3 le marbre dolomitique	87
4.13	Profils des écarts quadratiques moyens entre les profils en température vrais et estimés par le sondage pixel par pixel et la méthode de la moyenne. Les profils de gauche concernent la première situation atmosphérique de l'image, ceux du milieu la seconde et ceux de droite la troisième.	88
4.14	Image des écarts quadratiques moyens entre les profils en température vrais et leurs estimés pixel par pixel (en haut) et moyennés sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas). Les valeurs des échelles de couleur sont en Kelvin.	89
4.15	Image des valeurs absolues des écarts entre les contenus totaux en eau vrais et leurs estimés pixel par pixel (en haut) et moyennés sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas). Les valeurs de l'échelle de couleur sont en kg/m ²	90
4.16	Image des valeurs absolues des écarts entre les températures de surface vraies et leurs estimées obtenues pixel par pixel (en haut) et avec la moyenne des résultats des sondages atmosphériques sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas). Les valeurs de l'échelle de couleur sont en K.	91
4.17	Histogramme des écarts entre les températures de surface vraies et leurs estimées pixel par pixel (en haut) et obtenues avec la moyenne des résultats des sondages atmosphériques sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas).	92
4.18	Image des écarts quadratiques moyens entre les spectres d'émissivité vrais et leurs estimés pixel par pixel (en haut) et obtenus avec la moyenne des résultats des sondages atmosphériques sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas).	93
4.19	Ecarts quadratiques moyens entre les spectres d'émissivité vrais et leurs estimés présentés sous la forme de spectres. La figure de gauche concerne les écarts d'estimation sur l'eau de mer, celle du milieu le grès et celle de droite le marbre dolomitique.	94
4.20	Profils de températures vrais (utilisés pour simuler l'image) et profil de température moyen (utilisé pour l'inversion) au dessus du capteur.	94
5.1	Altitude de prise de vue au cour de la campagne.	98
5.2	Localisation des mesures de S-HIS le 18 septembre 2004.	99
5.3	Image MODIS de la zone de mesure le jour de la campagne. La zone de mesure est matérialisée par un rectangle jaune.	100
5.4	Température de brillance des spectres sur la fenêtre atmosphérique en bande III.	101
5.5	Localisation des spectres S-HIS perturbés par un nuage (barres blanches).	101
5.6	Trajectoires des 11 sondes atmosphériques.	103
5.7	Superposition des trajectoires des 11 sondes atmosphériques et de la localisation des spectres perturbés par un nuage (points blancs).	103
5.8	Sondages en température réalisés lors de la campagne EAQUATE.	104
5.9	Sondages en vapeur d'eau réalisés lors de la campagne EAQUATE.	104

5.10	Sondages en température réalisés lors de la campagne EAQUATE et regroupés spatialement (2 premières images) et temporellement (2 dernières images).	105
5.11	Spectres simulés avec les profils en température des sondages.	106
5.12	Spectres moyens et d'écart type calculés à partir de l'ensemble des situations atmosphériques tempérées 1 de la base TIGR2000.	107
5.13	Spectres simulés avec les profils en température des sondages et standardisés. . .	108
5.14	Superposition des moyennes des spectres S-HIS et température de brillance des écarts des détecteurs II et III	109
5.15	Superposition des moyennes des spectres S-HIS et température de brillance des écarts des deux détecteurs entre la bande I et II	110
5.16	Comparaison entre spectres simulés et réels standardisés sur la plage 4-4.8 μm autour des points de sondage 6 (en haut à gauche), 7, 8, 9, 10 et 11 (en bas à droite). Les courbes noires sont les spectres S-HIS réels, celles en rouge sont les moyennes de ces spectres réels et les courbes bleues sont les spectres simulés. . .	112
5.17	Spectres normalisés autour de la bande d'absorption du CO ₂ avec recalage du profil en protoxyde d'azote	114
5.18	Comparaison entre les spectres réels et simulés autour du huitième point de sondage sur la bande d'absorption du CO ₂ et standardisés avec un fort taux de N ₂ O (image du haut) et un faible taux de N ₂ O (image du bas). Les courbes noires sont les spectres S-HIS standardisés autour des points de sondage, la courbe rouge est la moyenne de ces spectres et la courbe bleue le spectre standardisé simulé. . . .	114
5.19	Pourcentage de la variance des spectres sur la bande d'absorption du CO ₂ exprimé par les 10 directions principales de l'ACP	116
5.20	Spectres réels et simulés standardisés autour du premier point de sondage ainsi que leurs projections sur les 6 directions principales. Les spectres S-HIS sont en noir, leurs projections sont en rouge, le spectre simulé est en bleu et sa projection en bleu-clair.	116
5.21	Performances des réseaux estimant les 3 coefficients d'ACP des profils en température à partir des 6 coefficients d'ACP des spectres simulés avec le taux de protoxyde d'azote maximum. Les points bleus, rouges, et verts représentent respectivement les estimations des premiers, seconds et troisièmes coefficients d'ACP.	117
5.22	Profils de l'écart quadratique moyen entre les profils vrais et les profils estimés par les deux groupes de réseaux de neurones acceptant en entrée les 6 coefficients d'ACP des spectres	118
5.23	Performance des réseaux de neurones idéaux (à gauche) et profils des écarts quadratiques moyens entre les profils en température vrais et ceux estimés par les réseaux idéaux (à droite)	119
5.24	Profils des écarts quadratiques moyens pour les différentes méthodes de sondage en température	121
5.25	Performances des réseaux de neurones sur les bases de spectres bruités et simulés superposés aux résultats du sondage en température effectué à partir des spectres S-HIS réels. La figure du haut présente les résultats obtenus avec les réseaux paramétrés avec la moitié du bruit S-HIS, celle du milieu avec le bruit S-HIS et celle du bas avec les réseaux utilisant les spectres projetés sur les 6 directions principales de l'ACP. Les nuages de points bleus, rouges et verts indiquent respectivement la performance des réseaux estimant les premier, deuxième et troisième coefficients d'ACP des profils en température. Les croix noires indiquent les résultats des sondages en température réalisés à partir des spectres S-HIS réels.	122

5.26	Spectres normalisés autour des points de sondage 6 (en haut à droite), 7, 8, 9, 10 et 11 (en bas à gauche). Les spectres réels sont représentés en noir, la moyenne de ceux-ci est en rouge et les spectres simulés sont en bleu.	124
5.27	Performance du réseau de neurones en vapeur d'eau paramétré avec des situations non bruitées (à gauche) et bruitées (à droite)	126
5.28	Profils atmosphériques en vapeur d'eau vrais (en bleu), estimés (en vert) et profils en vapeur d'eau moyen adapté aux contenus totaux en eau vrais (en rouge) . . .	126
5.29	Comparaisons entre les spectres standardisés SHI-S (en noir), leurs moyennes (en rouge), les simulations effectuées avec le profil moyen en vapeur d'eau adapté au contenu en eau estimé à partir des spectres réels (en bleu) et les spectres simulés avec les profils atmosphériques donnés par les sondes (en magenta) pour les 6 points de sondage considérés	127
5.30	Comparaison entre les spectres simulés avec les profils atmosphériques réels (en bleu) et avec les profils en températures projetés sur les 3 premières directions d'une ACP et les profils en vapeur d'eau moyens adaptés au contenu total vrai (en vert)	128
5.31	Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances simulées et bruitées	129
5.32	Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances simulées et des profils en vapeur d'eau adaptés au profil vrai pour les altitudes supérieures à 1900 m . . .	130
5.33	Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances S-HIS autour des principaux points de sondage	131
5.34	Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances simulées autour des principaux points de sondage et traités avec la méthode SpSm2D	132
5.35	Profils en vapeur d'eau vrais et estimés à partir des spectres simulés grâce à la méthode SpSm2D	133
5.36	Evolution de la valeur du critère en fonction des deux paramètres de SpSm2D . .	133
5.37	Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances S-HIS autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm2D. En noir, le spectre attendu, en couleurs les spectres obtenus.	134
5.38	Comparaison des convergences des critères SpSm2D pour les spectres simulés (à gauche) et réels (à droite)	135
5.39	Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances S-HIS autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm simple et les profils atmosphériques donnés par les sondes	136
40	Ecarts quadratiques moyens entre les spectres d'émissivités vrais et estimés pour différentes méthodes évoquées dans l'étude bibliographique de ce document. . . .	150

Liste des tableaux

3.1	Moyenne et variance des écarts d'estimation en T et de l'écart quadratique moyen des estimations de l'émissivité obtenues avec les profils atmosphériques vrais . . .	55
3.2	Moyenne et variance des écarts d'estimation en T et de l'écart quadratique moyen des estimations de l'émissivité obtenues avec les quatre premiers coefficients d'ACP des profils	55
3.3	Moyenne et variance des écarts d'estimation en T et de l'écart quadratique moyen des estimations de l'émissivité obtenues avec les trois premiers coefficients d'ACP des profils	55
4.1	Ecarts quadratiques moyens des profils en température et contenus totaux en eau obtenus sur l'ensemble des masses d'air de TIGR2000.	77
4.2	Ecarts quadratiques moyens pour les températures de surface et les spectres d'émissivité.	79
4.3	Résultats statistiques du sondage atmosphérique et de l'inversion pour la combinaison de trois bruits : le bruit gaussien ($G : 0.02$), spectral ($Sp : 2 \text{ cm}^{-1}$) et shift ($Sh : 0.05$) pour les situations tempérées estivales diurnes	81
4.4	Résultats statistiques du sondage atmosphérique et de l'inversion obtenues sur un grand nombre d'images pour les différentes masses d'air de TIGR2000 en situation diurne	95
5.1	3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés vrais et estimés par les réseaux de neurones idéaux à partir des spectres simulés par MODTRAN et non bruités	119
5.2	Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils de température du 8 ^{ème} sondage EAQUATE estimés avec les différents réseaux de neurones à partir des spectres S-HIS réels	120
5.3	Calcul des contenus totaux en vapeur d'eau des 6 derniers sondages atmosphériques EAQUATE pour différentes résolutions des profils atmosphériques	125
5.4	Résultat de l'estimation des températures de surface à partir des spectres simulés (et bruités)	129
5.5	Résultat de l'estimation des températures de surface à partir des spectres simulés (et bruités) et du profil moyen en vapeur d'eau ajusté au contenu total estimé et adapté à partir de 1900 m d'altitude aux profils en vapeur d'eau donné par les sondes	130
5.6	Moyennes et écarts-types des températures de surfaces estimées à partir des spectres S-HIS réels autour des principaux points de sondage.	131
5.7	Résultat de l'estimation des températures de surface à partir des spectres simulés (et bruités) traités par la méthode SpSm2D	132

5.8	Moyennes et écarts-types des températures de surface estimées à partir des Spectres S-HIS réels autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm2D.	134
5.9	Moyennes et écarts-types des températures de surfaces estimées à partir des Spectres S-HIS réels autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm simple et les profils atmosphériques donnés par les sondes.	135
10	Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils de température des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones paramétrés avec la moitié du bruit de mesure S-HIS à partir des spectres simulés	143
11	Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones paramétrés avec le bruit de mesure S-HIS à partir des spectres simulés.	144
12	Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés à partir des spectres simulés projetés sur les 6 directions principales d'une ACP.	144
13	Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones "mi-bruit" à partir des spectres réels	145
14	Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones "bruités" à partir des spectres réels	145
15	Moyennes et écart types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés à partir des spectres réels projetés sur les 6 directions principales d'une ACP.	145
16	Comparaison de l'estimation des températures de surface et des spectres d'émissivité pour différentes méthodes de correction atmosphérique et découplage émissivité / températures de surface. Les méthodes utilisées sont sans correction atmosphérique (sans CA), ISAC et la méthode de sondage par réseau de neurones (RN), ainsi que "reference channel" (RC) et TES. La dernière ligne donne les résultats obtenus avec l'algorithme EARTH	149

Introduction

Les travaux de cette thèse portent sur l'observation de la Terre dans l'infrarouge et particulièrement sur l'estimation des spectres d'émissivité et des températures des surfaces au sol à partir des images acquises par un instrument hyperspectral infrarouge aéroporté. S'il existe de nombreux instruments d'observation infrarouge depuis le ciel ou l'espace, très peu sont des imageurs hyperspectraux et la plupart de ceux-là sont destinés à l'étude de l'atmosphère terrestre. Les instruments les plus connus sont embarqués sur des satellites : l'Interféromètre Atmosphérique de Sondage Infrarouge (IASI, embarqué sur les satellites européens de météorologie METOP) ou l'Atmospheric InfraRed Sounder (AIRS, également destiné à l'observation de l'atmosphère et embarqué sur le satellite de la NASA AQUA) en font partie. Les imageurs hyperspectraux infrarouges aéroportés sont plus rares. Les principaux sont SEBASS (Spatially Enhanced Broadband Array Spectrograph System) et AIRIS (Air-borne Spectral Imaging System) développés respectivement par The Aerospace Corporation aux Etats-Unis et BOMEM au Canada. Le premier est connu pour ses applications en géologie alors que le second est utilisé notamment dans la détection d'anomalies infrarouges sur une zone géographique donnée. Depuis quelques années, le Département d'Optique Théorique et Appliquée de l'ONERA conçoit SIELETTERS, un imageur hyperspectral infrarouge aéroporté de résolution spatiale fine dont les mesures serviront à estimer les spectres d'émissivité et les températures de surfaces au sol. Dans ce cadre, l'ONERA a souhaité faire établir une méthode d'estimation des propriétés optiques des surfaces au sol qui soit facilement généralisable pour des instruments embarqués à différentes altitudes, et éventuellement sur un satellite.

Dans cette thèse nous développons donc un algorithme pour des mesures infrarouges hyperspectrales réalisées depuis une altitude de 8 km au dessus du sol. Les images en visée au nadir auront une résolution spatiale métrique. De plus, les algorithmes seront développés pour des images de résolution spectrale contraignantes : spectres continus entre 4 et 12 μm avec une résolution spectrale comprise entre 10 et 15 cm^{-1} . A ces résolutions, les fines raies d'absorptions atmosphériques et les détails des bandes d'absorption plus importantes utiles pour le sondage atmosphérique et le découplage émissivité / température de surface n'apparaissent plus.

L'algorithme développé se distingue des méthodes de traitement des luminances acquises depuis un satellite en raison des différences dans les applications et dans les caractéristiques des instruments employés. En effet, les applications de l'observation hyperspectrale de la Terre dans l'infrarouge depuis l'espace concernent principalement le sondage de l'atmosphère. Dans ces études les propriétés optiques des surfaces au sol sont des paramètres perturbateurs, au mieux pris en compte à l'échelle spatiale climatique dans les études d'interactions avec l'atmosphère. En outre, les instruments comme IASI ou AIRS possèdent de très fortes résolutions spectrales qui permettent d'estimer finement la composition de l'atmosphère. Dans le cas d'IASI, elle induit même l'utilisation de méthodes de réduction du nombre de bandes spectrales utilisées pour le sondage atmosphérique. Enfin, la faible résolution spatiale des mesures de ces instruments les rend peu adaptés à l'étude des surfaces au sol. Elle implique en effet une intégration spatiale

des propriétés optiques du sol lorsque celles-ci sont estimées. Les spectres d'émissivités et les températures de surface d'un même pixel de plusieurs km² ne sont qu'une mesure moyenne des propriétés optiques du terrain.

La finalité et les caractéristiques des mesures de SIELETTERS nous ont poussés à adopter une approche différente de celle décrite pour les instruments précédents. En premier lieu, comme pour SEBASS (et dans une moindre mesure AIRIS), le capteur considéré a pour but principal l'étude des propriétés optiques des surfaces au sol ; dans cette approche c'est l'état de l'atmosphère sous le capteur qui doit être considéré comme une perturbation dont l'estimation n'a de sens que si elle permet d'améliorer les estimations des spectres d'émissivités et températures des surfaces au sol. La seconde particularité de l'algorithme réside dans les bandes spectrales et la résolution spectrale des mesures considérées. L'utilisation de spectres continus entre 4 et 12 μm permet d'exploiter les bandes d'absorption du CO₂ et de la vapeur d'eau pour estimer les propriétés de l'atmosphère. En outre, en développant un algorithme pour un cas relativement défavorable en terme de résolution spectrale nous nous assurons que la méthode fonctionne pour des mesures plus résolues spectralement. D'autre part, il ne sera pas utile de réduire la redondance des spectres de luminance considérés : nous chercherons au contraire à compenser le défaut d'information porté par les spectres en introduisant de l'information a priori lors des estimations de l'état de l'atmosphère ou des propriétés optiques du sol. Enfin, la résolution spatiale fine des images considérées nous permettra d'exploiter la faible variabilité spatiale de l'atmosphère par rapport à celle du sol afin d'améliorer les estimations des propriétés de l'atmosphère.

Le premier chapitre de ce document est une brève introduction au transfert radiatif dans l'atmosphère et à l'interaction du rayonnement avec la surface. Nous y précisons l'ensemble des notations utilisées par la suite ainsi que les hypothèses faites sur les différents termes composant le rayonnement reçu en entrée du capteur.

Le deuxième chapitre présente un état de l'art des principales méthodes de sondage atmosphérique et découplage émissivité / température de surface. L'adéquation des méthodes les plus courantes au problème considéré y est étudiée et nous permet d'orienter la stratégie d'estimation que nous développons. Nous décrivons également les techniques neuronales exploitées par la suite pour réaliser les estimations.

La méthode que nous avons développée est présentée au chapitre trois. Elle est fondée sur une analyse de sensibilité qui permet de déterminer les paramètres atmosphériques estimés dans le processus d'inversion. On y décrit également les méthodes de paramétrage des différents estimateurs créés. Enfin, on présente la variante de l'algorithme de séparation émissivité / température de surface SpSm utilisée et conçue dans le but d'améliorer les estimations des profils en vapeur d'eau et donc des propriétés des surfaces au sol.

Les résultats des tests de la méthode sur un grand nombre de spectres simulés pour différentes situations sont décrits au chapitre quatre. L'influence de différents bruits instrumentaux y est également étudiée. Enfin on analyse les résultats de l'estimation des spectres d'émissivité et des températures des surfaces obtenus en tirant profit de la relative homogénéité spatiale de l'atmosphère.

Finalement, le dernier chapitre nous permet d'évaluer les résultats de la méthode appliquée à des spectres réels. Les données initialement prévues ayant été obtenues tardivement et présentant des qualités radiométriques insuffisantes en raison de défaut d'étalonnage de l'instrument, nous utilisons les spectres acquis par l'instrument S-HIS pendant la campagne AEQUATE qui s'est déroulée en septembre 2004 au large des Cornouailles. Ces spectres infrarouges mesurés au-dessus de la mer sous des conditions atmosphériques partiellement nuageuses et en l'absence de mesures in-situ de la température de la mer permettront également d'établir les limites de la méthode.

Chapitre 1

Eléments de transfert radiatif et généralités sur l'atmosphère

Dans cette thèse nous cherchons à estimer les spectres d'émissivité et les températures de surfaces naturelles au sol à partir de mesures hyperspectrales infrarouges aéroportées entre 3.0 et 13 μm . Afin de comprendre les difficultés auxquelles nous allons être confrontés nous commencerons ce document par une introduction au transfert radiatif au cours de laquelle nous aborderons l'origine de ce rayonnement et les principales relations qui le décrivent. La notion d'émissivité y sera détaillée et on montrera l'importance de ce terme dans le couplage radiatif entre le sol et l'atmosphère.

Pour étudier le rayonnement qui parvient à une altitude donnée et dans une direction bien précise nous allons effectuer le bilan des différents contributeurs en tentant d'identifier toutes les sources et leurs interactions. Pour cela, nous nous intéresserons à l'atmosphère et particulièrement aux variations de sa composition, et nous établirons les relations expliquant les effets de celle-ci sur le rayonnement infrarouge issu des surfaces au sol.

La complexité des termes mis à jour sera ensuite discutée et nous examinerons quelques hypothèses simplificatrices qui nous permettront d'écarter quelques unes des difficultés afin d'aboutir à l'équation du rayonnement en entrée d'un capteur situé à une altitude qui sera fixée pour toute l'étude.

1.1 Bilan radiatif d'une surface naturelle

Tout corps à une température supérieure au zéro absolu est le siège d'une agitation des molécules qui le constituent. Cette agitation peut être vue comme le mouvement de particules éventuellement chargées que l'on peut grossièrement assimiler à un ensemble de dipôles rayonnants selon les lois de l'électromagnétisme. Chaque élément chargé d'une molécule en mouvement se comporte donc comme une antenne dissipant une partie de l'activité ro-vibrationnelle des molécules sous la forme d'un rayonnement.

Nous verrons que le bilan radiatif au niveau d'une surface va fortement dépendre des angles d'incidence des rayonnements et des angles de visée de la mesure vis à vis de celle-ci. Dans toute la suite, θ désignera l'angle entre la normale à la surface et la direction de la source ou de la mesure et couramment nommé angle zénithal, et φ désignera l'angle entre une direction privilégiée (telle celle du nord magnétique par exemple) et la projection sur la surface des directions d'incidence ou de mesure (angle azimutal) comme indiqué sur la figure 1.1. Enfin, l'indice I désignera une

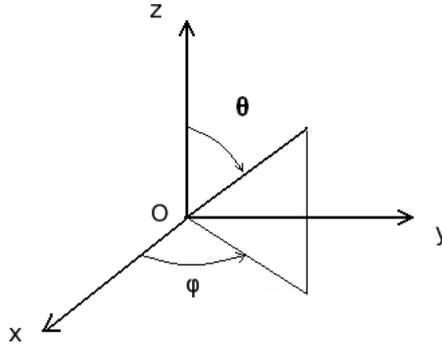


FIG. 1.1 – Définition de l'angle zénithal θ et azimutal φ

incidence et V une visée.

1.1.1 Emission d'une surface : loi du corps noir et spectre d'émissivité

Loi du corps noir

Tout corps à une température T dissipe une partie de sa chaleur en émettant un rayonnement électromagnétique. Pour un corps isolé, absorbant tout rayonnement auquel il est soumis (et donc appelé corps noir en référence à la couleur que prendrait une telle surface aux longueurs d'ondes visibles), Planck¹ a établi que sous les conditions d'équilibre thermodynamique, la puissance émise par unité d'angle solide, par m^2 de surface et par unité de longueur d'onde est donnée par la relation

$$B(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{\exp\left(\frac{hc}{k\lambda T}\right) - 1} \quad (1.1)$$

où :

- B est nommée luminance du corps noir et se mesure en $W/m^2/sr/m^{-1}$;
- λ est la longueur d'onde en m^{-1} à laquelle B est calculée ;
- T est la température du corps noir (en K)
- c la vitesse de la lumière ($3 \cdot 10^8$ m/s)
- h la constante de Planck ($6,62617 \cdot 10^{-34}$ J.s)
- k la constante des gaz parfaits ($1,38066 \cdot 10^{-23}$ J/K)

Cette équation, nommée loi du corps noir, ne dépend pas des angles de visée par rapport à la source : un corps noir ne possède pas de direction privilégiée dans l'émission de son rayonnement thermique propre.

Emissivité d'une surface naturelle

La formule 1.1 ne s'applique pas aux matériaux naturels. Ces derniers montrent pour la plupart un pouvoir émissif moindre que celui du corps noir et fonction des angles de visée par

¹Max Karl Ernst Ludwig Planck (23/04/1858 - 04/10/1947), prix Nobel 1918

rapport à la surface. Pour une surface "ordinaire" la loi du corps noir doit donc être modifiée d'un facteur sans dimension ε nommé émissivité, traduisant l'écart de rayonnement d'une surface naturelle par rapport à la loi du corps noir de même température.

Si l'on nomme $L_{nat}(\lambda, T, \theta_V, \varphi_V)$ la luminance émise par une surface naturelle de température T dans la direction de visée (θ_V, φ_V) , l'émissivité de la surface considérée dans cette même direction s'écrit :

$$\varepsilon(\lambda, \theta_V, \varphi_V) = \frac{L_{nat}(\lambda, T, \theta_V, \varphi_V)}{B(\lambda, T)} \quad (1.2)$$

Si on ressitue l'émission spontanée du rayonnement infrarouge d'une surface à l'agitation moléculaire, on comprend aisément que l'émissivité d'un matériau est liée à de nombreux facteurs propres à celui-ci comme l'organisation du nuage électronique de ses atomes, ou l'état physique de sa surface. Une mesure d'émissivité peut donc permettre d'identifier un matériau ou au moins de classer différents matériaux selon leur composition. On comprend aisément l'intérêt à mesurer des émissivités à partir de plate-formes aéroportées ou satellitaires.

Dans toute la suite de ce document, la lettre B sera réservée à la loi de Planck, et L désignera la luminance d'une surface naturelle.

1.1.2 Interaction entre rayonnement et matière : réflexion et absorption

Un calcul de bilan radiatif doit prendre en compte l'émission propre de la surface mais aussi les interactions de celle-ci avec un rayonnement auquel elle serait soumise. Aux fréquences qui nous intéressent, un rayonnement n'interagit qu'avec une couche de quelques dizaines de longueurs d'onde d'épaisseur de surface. Nous considérerons donc que les solides ou les liquides qui formeront les cibles au sol que nous étudierons sont totalement opaques. En l'absence de transmission, un rayonnement électromagnétique incident ne peut qu'être réfléchi ou absorbé.

Réflectance de la surface

A l'inverse d'un corps noir sensé absorber tout rayonnement auquel il est soumis, les surfaces naturelles possèdent un pouvoir de réflexion bidirectionnel. Si l'on considère une surface soumise à un rayonnement incident de luminance $L_{inc}(\lambda, \theta_I, \varphi_I)$ dans la direction (θ_I, φ_I) , on définit la réflectance bidirectionnelle comme la luminance $L_{ref}(\lambda, \theta_V, \varphi_V)$ réfléchie par la surface dans la direction de visée (θ_V, φ_V) divisée par la luminance incidente $L_{inc}(\lambda, \theta_I, \varphi_I)$.

$$\rho(\lambda, \theta_V, \varphi_V, \theta_I, \varphi_I) = \frac{L_{ref}(\lambda, \theta_V, \varphi_V)}{L_{inc}(\lambda, \theta_I, \varphi_I)} \quad (1.3)$$

Ce coefficient est tout aussi représentatif des surfaces qu'une émissivité, mais il est moins aisément manipulable car dépend de 5 paramètres. Il est néanmoins indispensable aux calculs de bilan radiatif comme nous le verrons par la suite.

Pour obtenir la part de la puissance totale réfléchie par la surface dans une direction de mesure (θ_V, φ_V) , ou pour calculer la fraction de la puissance réfléchie dans toutes les directions pour une source de direction d'incidence (θ_I, φ_I) bien précise on utilise respectivement la réflectance hémisphérique directionnelle ρ_{hd} et la réflectance directionnelle hémisphérique ρ_{dh} définies par :

$$\rho_{dh}(\lambda, \theta_I, \varphi_I) = \frac{\int_{2\pi} L_{ref}(\lambda, \theta_V, \varphi_V) \cos(\theta_V) \partial\Omega_V}{L_{inc}(\lambda, \theta_I, \varphi_I) \cos(\theta_I) \partial\Omega_I} \quad (1.4)$$

$$\rho_{hd}(\lambda, \theta_V, \varphi_V) = \frac{L_{ref}(\lambda, \theta_V, \varphi_V) \cos(\theta_V) \partial\Omega_V}{\int_{2\pi} L_{inc}(\lambda, \theta_I, \varphi_I) \cos(\theta_I) \partial\Omega_I} \quad (1.5)$$

Coefficient d'absorption

L'absorptivité traduit la dernière interaction possible de la matière avec le rayonnement. Elle représente la part d'énergie absorbée par la surface lorsque celle-ci est éclairée par un rayonnement électromagnétique.

$$\alpha(\lambda, \theta_I, \varphi_I) = \frac{L_{abs}(\lambda, \theta_I, \varphi_I)}{L_{inc}(\lambda, \theta_I, \varphi_I)} \quad (1.6)$$

A l'équilibre thermodynamique, il existe des relations liant certaines des propriétés optiques des surfaces étudiées.

1.1.3 Equilibre thermodynamique et bilan radiatif d'une surface naturelle

Equilibre thermodynamique

L'équilibre thermodynamique du point de vue du transfert radiatif suppose que le bilan énergétique pour la surface est nul. Les phénomènes d'émission de réflexion et d'absorption compensent totalement le rayonnement reçu par la surface. La température de celle-ci est alors supposée stable, et puisque l'énergie absorbée est immédiatement rayonnée, on peut déjà établir que l'émissivité est égale à l'absorptivité du matériau dans la même direction (θ, φ) .

$$\varepsilon(\lambda, \theta_V = \theta, \varphi_V = \varphi) = \alpha(\lambda, \theta_I = \theta, \varphi_I = \varphi) \quad (1.7)$$

A l'équilibre thermodynamique, la puissance réfléchiée ajoutée à celle rayonnée est égale à celle reçue par la surface, et on a :

$$1 = \varepsilon(\lambda, \theta, \varphi) + \rho h d(\lambda, \theta, \varphi) = \alpha(\lambda, \theta, \varphi) + \rho d h(\lambda, \theta, \varphi) \quad (1.8)$$

Ces relations sont les lois de Kirchoff². Dans toute la suite de ce document nous supposons l'équilibre thermodynamique atteint afin de pouvoir exprimer l'absorption, la réflexion et l'émission avec le seul terme d'émissivité chaque fois que ce sera possible.

Bilan radiatif d'une surface naturelle

Considérons une surface plane naturelle dont nous souhaitons faire le bilan radiométrique dans la direction de visée (θ_V, φ_V) . Cette surface est soumise à divers rayonnements dont :

- la luminance solaire dans la direction $(\theta_{Sol}, \varphi_{Sol})$, $L_{Sol}(\lambda, \theta_{Sol}, \varphi_{Sol})$ qui atteint la surface, assimilable à un corps noir de température 5770 K environ, mais perturbé lors de la traversée de l'atmosphère ;
- et le rayonnement atmosphérique environnant $L_{atm}^\downarrow(\lambda, \theta_I, \varphi_I)$ (dans lequel on peut inclure le rayonnement des obstacles autour de la surface).

L'équilibre thermodynamique étant supposé atteint, le rayonnement issu de la surface L_{Surf} regroupe la part de ces deux termes réfléchiée par la surface à laquelle il faut ajouter le rayonnement propre de cette dernière : $\varepsilon(\lambda, d_V) B(\lambda, T_{Surf})$.

En remplaçant les (θ_X, φ_X) par d_X pour alléger les notations on a donc au niveau de la surface

$$\begin{aligned} L_{Surf}(\lambda, d_V) &= \varepsilon(\lambda, d_V) B(\lambda, T_{Surf}) \\ &+ \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \rho(\lambda, d_I, d_V) L_{atm}^\downarrow(\lambda, d_I) \cos(\theta_I) \sin(\theta_I) \partial\theta_I \partial\varphi_I \\ &+ \rho(\lambda, d_{Sol}, d_V) L_{Sol}(\lambda, d_{Sol}) \end{aligned} \quad (1.9)$$

²Gustav Robert Kirchoff (12/03/1824 Königsbergs - 17/10/1887 Berlin), professeur de Planck

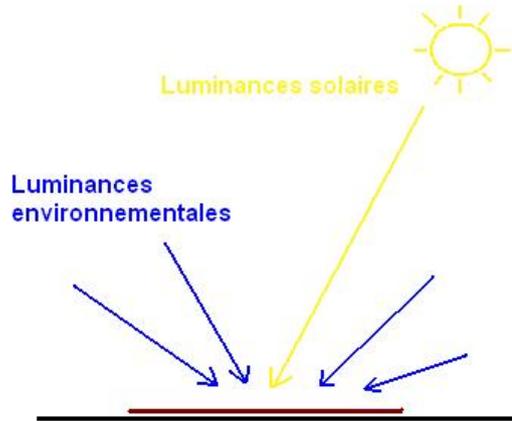


FIG. 1.2 – Les différents contributeurs au rayonnement d’une surface naturelle au sol

La première difficulté dans l’estimation de l’émissivité ou la réflectance bidirectionnelle à partir d’une mesure de L_{Surf} au niveau de la surface réside dans la séparation des différents contributeurs de l’équation 1.9. Sans information a priori, une seule mesure de L_{Surf} ne permet pas en effet de séparer le rayonnement propre de la surface des réflexions solaires ou environnementales. L’autre difficulté est la séparation entre le terme d’émissivité et la température des surfaces au sol : seule la connaissance de la température de la surface considérée permet de corriger le terme d’émission propre de la loi du corps noir.

Toutes les études traitant de l’estimation de la réflectance bidirectionnelle ou de l’émissivité à partir de l’équation 1.9 se dotent de mesures complémentaires à L_{Surf} ou effectuent des approximations que nous détaillerons un peu plus loin.

Il convient enfin de préciser que même si nous disposions de la part de chaque source dans la totalité du rayonnement quittant la surface, le terme de réflectance bidirectionnelle resterait inaccessible en atmosphère libre en raison de l’intégrale effectuée sur les 2π stéradians au dessus de la surface d’étude et l’émissivité ne pourrait être calculée que dans la direction de visée (θ_V, φ_V) de la mesure.

Le bilan établi ici est applicable uniquement à un capteur situé juste au dessus de la surface étudiée, à une hauteur n’excédant pas le mètre. Cette thèse ayant pour but d’estimer les spectres d’émissivité des surfaces au sol à partir de mesures hyperspectrales aéroportées, il convient de se pencher sur l’atmosphère et ses effets sur la luminance reçue. C’est le but de la partie qui suit.

1.2 Influences de l’atmosphère sur les luminances issues des surfaces au sol

Pour des altitudes d’observation z_c supérieures au mètre, les phénomènes d’absorption et d’émission de l’atmosphère entre la surface au sol et z_c doivent être pris en compte. Dans ce qui suit nous allons commencer par établir l’expression de la luminance qui atteint l’altitude z_c et nous identifierons les paramètres atmosphériques qui ont une influence sur cette luminance. Ensuite, une analyse de la variabilité de ces paramètres nous amènera à déterminer ceux que

nous considérerons comme importants pour notre étude et ceux que nous supposerons constants.

Dans toute la suite de ce document, nous ne considérerons que les situations en "ciel clair", c'est à dire en l'absence de nuages.

1.2.1 Luminance à l'altitude z_c

Le flux de rayonnement qui parvient à l'altitude z_c dans la direction de mesure d_V a deux origines. La première est la luminance issue de la surface au sol dans cette même direction et "filtrée" par l'atmosphère. Elle est donnée par la relation 1.9 multipliée par le facteur de transmission de la couche atmosphérique entre le sol et l'altitude z_c dans la direction d_V $\tau_{0,z_c}(\lambda, d_V)$. Ce facteur de transmission n'est que l'intégration des effets d'absorption de l'atmosphère sur l'ensemble de la ligne de visée. La seconde est l'émission propre de l'atmosphère entre la cible au sol et le capteur. L'annexe A de ce document montre que ce terme, nommé luminance atmosphérique montante et noté $L_{atm}^\uparrow(\lambda, d_V)$, est la somme des lois du corps noir pour chaque couche élémentaire d'atmosphère de température $T(z)$ pondérée par la dérivée par rapport à l'altitude du facteur de transmission entre la couche considérée et l'altitude d'analyse du rayonnement.

$$L_{atm}^\uparrow(\lambda, d_V) = \int_0^{z_c} B(\lambda, T(u)) \frac{\partial \tau_{u,z}(\lambda, d_V)}{\partial z} \partial u \quad (1.10)$$

Si l'on regroupe l'ensemble de ces termes, nous obtenons

$$\begin{aligned} L_{z_c}(\lambda, d_V) &= \tau_{0,z}(\lambda, d_V) \varepsilon(\lambda, d_V) B(\lambda, T_{Surface}) \\ &+ \tau_{0,z}(\lambda, d_V) \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \rho(\lambda, d_I, d_V) L_{atm}^\downarrow(\lambda, d_I) \cos(\theta_I) \partial \Omega_I \\ &+ \tau_{0,z}(\lambda, d_V) \rho(\lambda, d_{Sol}, d_I) L_{Sol}(\lambda, d_{Sol}) \\ &+ \int_0^{z_c} B(\lambda, T(z)) \frac{\partial \tau_{z,z_c}(\lambda, d_V)}{\partial z} \partial z \end{aligned} \quad (1.11)$$

En réalité, il conviendrait d'ajouter à cette relation une expression de la diffusion, mais aux longueurs d'ondes considérées celle-ci est faible. En présence d'aérosols composés de grosses particules la diffusion se fait principalement vers l'avant. Cette contribution des aérosols est implicitement prise en compte dans le terme L_{atm}^\uparrow , et sera calculé par MODTRAN. En revanche nous négligerons tous les effets d'environnement "du second ordre" (rétrodiffusion atmosphérique, couplage atmosphère-atmosphère. . .)

1.2.2 Paramètres atmosphériques influençant la luminance reçue à l'altitude z_c

Dans l'équation 1.11, les termes dus à l'atmosphère sont le facteur de transmission, les termes de luminance environnementale, la luminance solaire et le profil de température atmosphérique $T(z)$. Dans cette partie nous présentons les paramètres atmosphériques ayant une influence sur ceux-ci et leurs variations.

Composition et inhomogénéités de l'atmosphère

L'atmosphère est composée d'un mélange formé à plus de 78 % d'azote, 21 % d'oxygène, de dioxyde de carbone, de vapeur d'eau, de traces de gaz rares et d'aérosols.

Tous ces composants sont très inégalement répartis dans l'atmosphère. La première inhomogénéité est géographique : on observe de très grandes variations de la composition de la colonne

d'air au dessus d'une surface en fonction de la localisation de celle-ci. Même si les mécanismes de la dynamique atmosphérique ont tendance à homogénéiser l'atmosphère, les inégalités d'ordre climatique, géologique et bien sûr d'activités humaines induisent des variations très sensibles sur l'atmosphère. Du fait de la gravité, on observe également une très grande variation de concentration de ces espèces avec l'altitude.

Pour notre étude, nous avons utilisé la base atmosphérique TIGR2000 du Laboratoire de Météorologie Dynamique. Celle-ci regroupe 2311 sondages atmosphériques réalisés en divers point du globe et à différents moments de l'année. Les sondages montrent les variations de température, de concentration en vapeur d'eau et en ozone en fonction de l'altitude.

Les profils en température

Les équations 1.10 et 1.11 montrent l'importance des variations de la température atmosphérique en fonction de l'altitude. Celles-ci interviennent explicitement dans la luminance atmosphérique montante et dans la luminance environnementale réfléchie par la surface au sol. Sur un modèle standard, la température au niveau du sol est de 15°C (288 K) et diminue linéairement de 6,5 K/km du sol à la tropopause (limite haute de la troposphère à 11 km d'altitude), avant de se stabiliser entre 11 et 20 km à 217 K (-56°C). Dans la stratosphère, sous l'action du rayonnement solaire, les molécules de dioxygène de l'air se recombinent en ozone qui filtre les radiations UV du soleil, provoquant une augmentation de la température atmosphérique. Celle-ci atteint les 270 K environ entre 47 et 51 km d'altitude (stratopause). La température décroît dans les plus hautes couches de l'atmosphère jusqu'à l'espace libre dans lequel la concentration moléculaire est si faible que les modèles statistiques de Boltzmann ne peuvent plus s'appliquer et la notion de température n'a plus réellement de sens.

Les profils de température réels sont en général bien différents de ces modèles standards qui ne représentent qu'un profil moyen idéal et théorique. Ils subissent de très fortes variations dans le temps, selon leur position géographique ou encore sous l'influence de divers phénomènes thermodynamiques. Le code de transfert radiatif MODTRAN, que nous utiliserons pour nos simulations, distingue 5 profils de températures différents selon le type de masse d'air utilisé pour le calcul de luminance. La figure 1.3 présente ces différents profils. Pour une même masse d'air, les variations des profils de température peuvent également être importantes. La figure 1.4 présente quelques profils de température d'une même masse d'air.

Toutes ces variations des profils de température induisent une variation du rayonnement propre de l'atmosphère. Mais celui-ci dépend également des concentrations de certaines espèces.

Profils de concentration en espèce

L'influence la plus notable des concentrations des différentes molécules présentes dans l'atmosphère se retrouve au niveau du facteur de transmission. Celui-ci rend compte d'une part de l'absorption des différentes molécules et sa dérivée dans l'équation 1.10 peut être vue comme l'émissivité des différentes couches de l'atmosphère.

Pour notre problème, trois espèces sont particulièrement importantes : la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et l'ozone.

La vapeur d'eau Les profils en vapeur d'eau sont très variables et dépendent fortement de la zone climatique à laquelle ils appartiennent. Il existe également de très importantes variations au sein d'une même zone climatique. En raison de la gravité, plus de 90 % de la masse d'eau contenue dans une colonne d'atmosphère en "ciel clair" se trouve à une altitude inférieure à 8 km. Les figures 1.5 et 1.6 présentent d'une part les profils en vapeur d'eau standard de Modtran et d'autre part plusieurs profils en vapeur d'eau de situations tempérées.

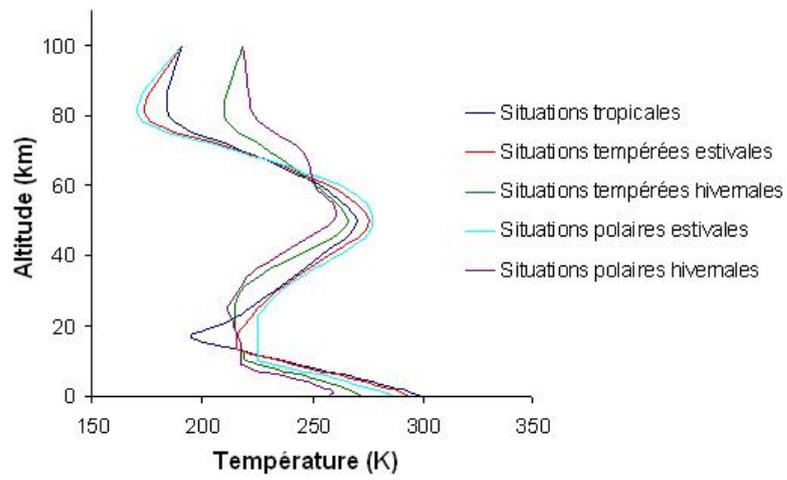


FIG. 1.3 – Les profils de température standards utilisés par MODTRAN pour les masses d’air tropicales, tempérées estivales, hivernales, polaires estivales et polaires hivernales

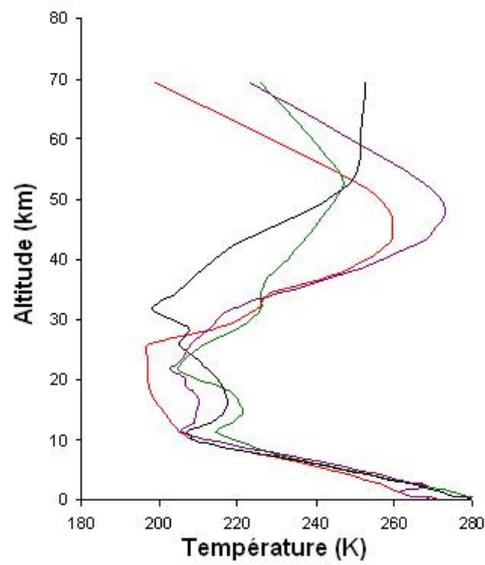


FIG. 1.4 – Exemple de profils de température en milieu tempéré

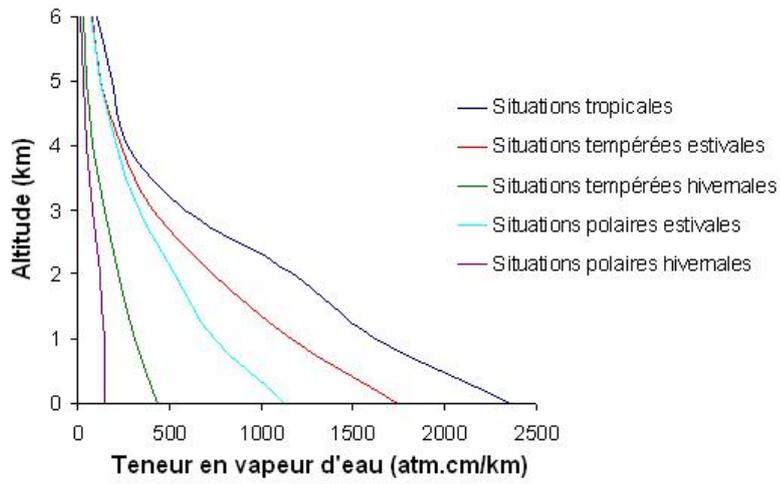


FIG. 1.5 – Les profils en vapeur d’eau standards pour les masses d’air tropicales, tempérées estivales, hivernales, polaires estivales et polaires hivernales

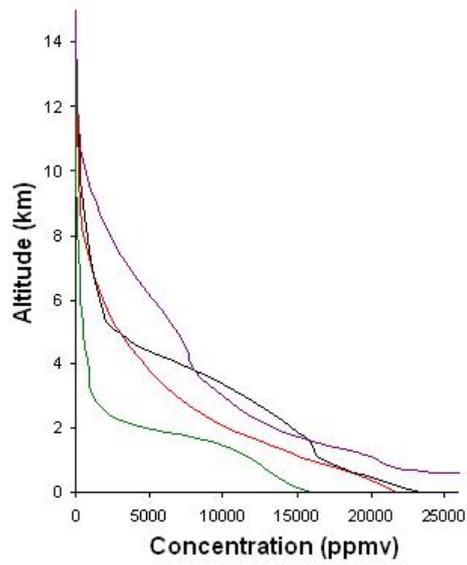


FIG. 1.6 – Exemple de profils de vapeur d’eau en milieu tempéré

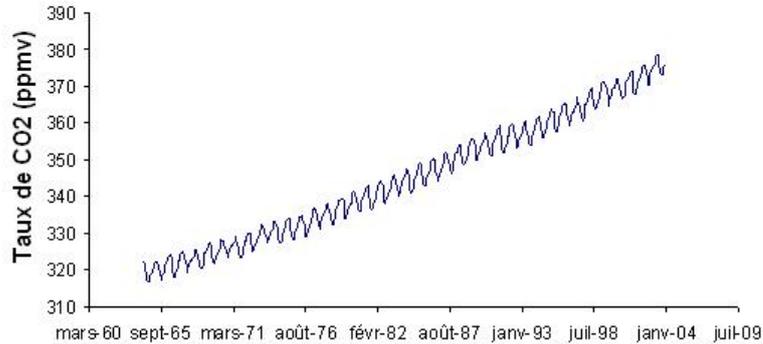


FIG. 1.7 – Variation au cours du temps de la teneur en CO_2 de l'atmosphère

L'influence de la vapeur d'eau sur les luminances se présente sous la forme d'une bande d'absorption entre 5 et 8 μm .

Le dioxyde de carbone est un gaz réparti de manière assez homogène sur la surface du globe. Sa teneur actuelle dans l'atmosphère est de l'ordre de 385 ppmv. En dehors des zones de volcanisme actif ou d'activités humaines importantes les variations du rapport de mélange de CO_2 n'excèdent pas quelques pourcents. En outre, la variation de son rapport de mélange en fonction de l'altitude est très faible. Il existe en revanche des variations saisonnières de l'ordre de 10 à 15 ppmv principalement dues à l'activité photosynthétique des forêts (grandes consommatrices de CO_2 entre mai et octobre pour l'hémisphère nord) et du phytoplancton. La figure 1.7 présente les variations saisonnières et annuelles du dioxyde de carbone pour les 40 dernières années.

La bande d'absorption du CO_2 se situe aux alentours de 4.3 μm .

L'ozone ne se trouve quasiment que dans la stratosphère (c.f. figure 1.8). Son impact sur des luminances pour un capteur situé sous la tropopause et visant au nadir une surface peu réfléchissante est donc relativement faible. L'influence de la couche d'ozone a un impact sur l'éclairement descendant (bande d'absorption à 9.6 μm) qui peut se retrouver au niveau du capteur si le coefficient de réflexion de la surface au sol est élevé, ce qui n'est pas le cas de la plupart des matériaux naturels.

Pour prendre en compte les variations importantes des profils en température et en vapeur d'eau et leur influence sur la luminance en entrée du capteur nous utiliserons la base atmosphérique TIGR2000 pour nos simulations. En revanche, les variations de dioxyde de carbone étant peu importantes, un simple profil moyen adapté au contenu total de l'année "courante" suffira pour nos calculs. Cependant, en raison de la variabilité saisonnière des valeurs de ce contenu nous étudierons au chapitre IV l'influence d'une erreur d'estimation de la teneur en CO_2 sur notre algorithme. Pour l'ozone, nous utiliserons un profil standard par zone de latitude et saison. Les autres espèces présentes dans l'atmosphère, telles le méthane ou les CFC ne seront pris en compte que via leurs profils standards en raison de leur moindre influence à nos longueurs d'onde d'étude.

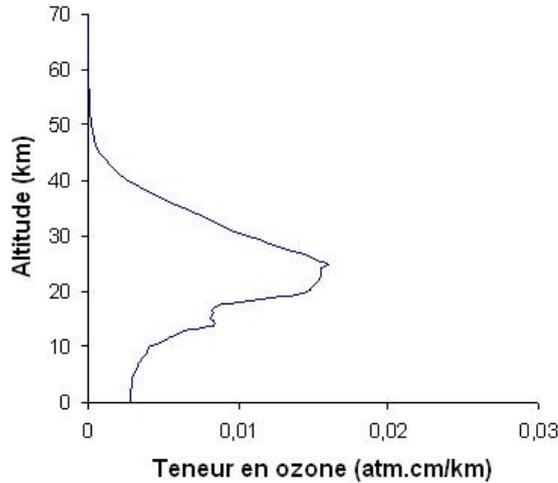


FIG. 1.8 – Profil d'ozone moyen

1.2.3 Utilisation des luminances en entrée du capteur pour le sondage de l'atmosphère

La relation 1.10 nous fournit l'expression du rayonnement propre de chaque couche d'atmosphère entre la cible et le capteur et est donc fondamentale dans l'estimation des profils atmosphériques. Le rayonnement propre de chaque couche de l'atmosphère suit la loi du corps noir pondérée par la dérivée par rapport à l'altitude du facteur de transmission entre la couche considérée et l'altitude d'analyse du rayonnement. Ce terme dérivé est nommé fonction de poids car il traduit l'influence de chaque couche atmosphérique sur le rayonnement atteignant l'altitude z_c .

Les fonctions de poids sont des variables dépendant de l'altitude, de la longueur d'onde mais également de la composition de l'atmosphère le long de la ligne de visée. Ainsi, une fonction de poids n'est valable que pour une situation atmosphérique donnée. La figure 1.9 présente quelques fonctions de poids calculées sur la bande d'absorption de la vapeur d'eau à une résolution spectrale de 15 cm^{-1} pour la situation tempérée estivale moyenne issue de la base de sondage atmosphérique TIGR2000.

Les variations du facteur de transmission sont les plus fortes aux alentours des bandes d'absorption des différentes espèces présentes dans l'atmosphère, et la luminance autour de celles-ci dépend principalement de la température et du rapport de mélange de l'espèce responsable de l'absorption. L'analyse du rayonnement autour d'une bande d'absorption peut donc permettre d'estimer à l'aide des fonctions de poids, des profils de concentration ou de température. Ce point sera détaillé lors de la présentation des différentes méthodes de sondage au chapitre II et lors de l'explication de nos essais de sondage au chapitre III.

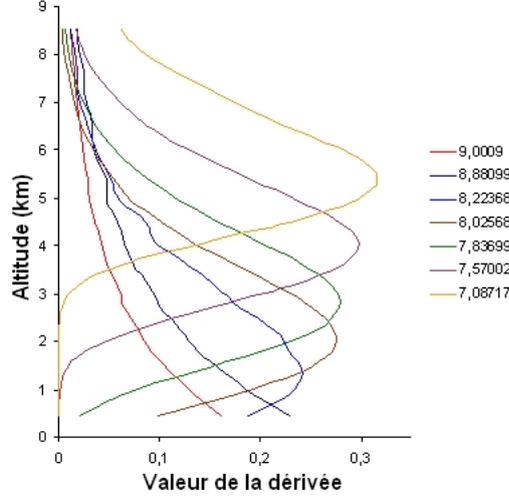


FIG. 1.9 – Exemple de fonctions de poids à différentes longueurs d’ondes calculées sur le profil moyen des situations tempérées 1 de Tigr2000

1.3 Approximations de l’équation et conditions de prise de vue.

Une grande part des difficultés rencontrées dans la modélisation et le traitement du transfert radiatif tel que nous l’aborderons dans les équations 1.11 et 1.9 provient de la dépendance bidirectionnelle du coefficient de réflexion pour une unique observation. Il est donc naturel de rechercher les simplifications dans une limitation du terme de réflectance bidirectionnelle.

La plupart des études jusqu’à présent dans le domaine de l’imagerie hyperspectrale infrarouge utilisent l’approximation lambertienne des surfaces naturelles, en supposant négligeable, ou au moins suffisamment faible, la dépendance angulaire du terme de réflexion. Une surface lambertienne possède la propriété de réfléchir et d’émettre de manière isotrope : le terme de réflectance bidirectionnelle est donc indépendant des angles d’incidence ou de visée et ne dépend plus que de la longueur d’onde d’observation.

$$\forall d_I, \forall d_V, \rho(\lambda, d_I, d_V) = \rho(\lambda) \quad (1.12)$$

Avec cette hypothèse et en appliquant les lois de Kirchhoff, l’équation 1.11 se réécrit alors sous la forme

$$\begin{aligned} L_z(\lambda, \theta_V, \varphi_V) &= \tau(\lambda, d_V) \varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{Surf}) \\ &+ \tau(\lambda, d_V) (1 - \varepsilon(\lambda)) \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} L_{atm}^\downarrow(\lambda, \theta_I, \varphi_I) \cos(\theta_I) \partial\Omega_I \\ &+ \tau(\lambda, d_V) (1 - \varepsilon(\lambda)) L_{Sol}(\lambda, d_{Sol}) \\ &+ L_{atm}^\uparrow(\lambda, d_V) \end{aligned} \quad (1.13)$$

C’est cette équation que nous considérerons dans toute la suite du problème.

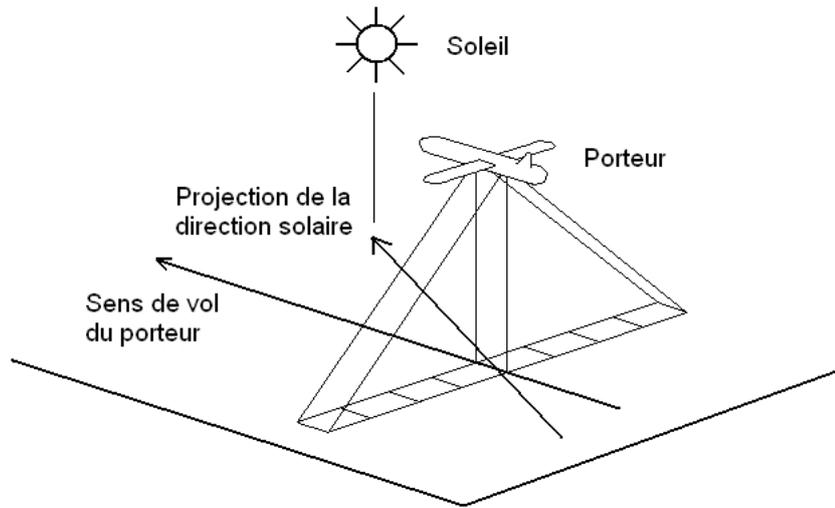


FIG. 1.10 – Exemple de configuration de vol

La simplification lambertienne est acceptable si on limite les conditions d'observation. En effet, les effets directionnels sont importants pour des angles de visée ou d'incidence élevés ($> 60^\circ$) et au voisinage du plan principal où certains matériaux présentent des pics de réflexion en symétrique de l'incidence (effet spéculaire) ou dans la direction d'incidence (effet de "hot-spot"). Afin de ne pas souffrir de cet écart à notre approximation lambertienne, il va falloir éviter les visées grands angles et proches du plan principal. La figure 1.10 présente un exemple de géométrie de prise de vue.

Dans le cadre de cette thèse nous nous limiterons aux visées proches du nadir (Field Of View $< 35^\circ$), et nous éviterons les situations de soleil "rasant", incompatible avec l'hypothèse lambertienne des surfaces entre 3 et 5 μm .

La correction atmosphérique d'images hyperspectrales infrarouges nécessite l'estimation des facteurs de transmission, des luminances montantes et des éclairagements descendants de l'atmosphère. Une fois le rayonnement propre de la surface connu, il reste encore à séparer les termes d'émissivité et de température de surface. Ces deux problèmes ne sont pas nouveaux et il existe de nombreuses études sur le sujet. Le chapitre suivant présente les plus usuelles d'entre elles ainsi que leurs limitations.

Chapitre 2

Etat de l'art des techniques de correction atmosphérique et de découplage émissivité / température de surface

Le chapitre précédant a montré que le rayonnement infrarouge reçu par un capteur observant une surface au sol dépend de l'émissivité de cette surface, de sa température et d'un certain nombre de paramètres atmosphériques.

$$L_{\text{Capteur}} = f(\varepsilon, T_{\text{Surf}}, \text{Atmosphere}) \quad (2.1)$$

L'estimation du spectre d'émissivité des surfaces au sol à partir de la mesure du rayonnement infrarouge en altitude passe donc par deux étapes indispensables.

La première est la correction atmosphérique; son objectif est de fournir le rayonnement électromagnétique réellement émis par la surface au sol. La majorité des études sur le sujet se divise en deux groupes bien distincts selon les applications auxquelles elles sont destinées. Le premier groupe est celui des études atmosphériques dont les seules préoccupations sont l'identification des profils de température et de concentration de différents constituants entre le sol et le capteur. Pour la plupart de ces méthodes les paramètres de surface sont simplifiés ou au mieux considérés comme une perturbation. A l'opposé, le second groupe de méthodes n'a d'intérêt que pour les paramètres de surface et évite l'estimation de la composition de l'atmosphère au dessus de la scène d'étude, préférant calculer uniquement les termes "atmosphériques" de l'équation du transfert radiatif. La première partie de ce chapitre sera consacrée aux principales techniques de corrections atmosphériques.

Une fois les paramètres atmosphériques connus, la seconde étape dans l'estimation des spectres d'émissivité et des températures de surface est la séparation de ces termes dans l'équation 2.1. La plupart des articles traitant du sujet considère que cela revient à résoudre le système formé par la relation 2.2 obtenue aux n longueurs d'ondes de mesure du capteur.

$$L_{\text{Surf}}(\lambda, T_{\text{Surf}}) = \varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{\text{Surf}}) \quad (2.2)$$

Le système ainsi défini est indéterminé puisque l'on a n équations pour $n+1$ inconnues (les $\varepsilon(n)$ et T_{Surf}). La plupart des techniques de découplage tentent de rendre ce système solvable, soit

en ajoutant une équation (information a priori), soit en faisant des hypothèses pour l'une d'entre elles. L'exposé de ces techniques fera l'objet de la seconde partie de ce chapitre.

2.1 La correction atmosphérique

Rappelons que la luminance arrivant en entrée d'un capteur aéroporté possède deux origines. La première est l'émission propre des surfaces au sol, émission dont une part peut être absorbée par les molécules de gaz situées entre le capteur et la surface examinée. La seconde est celle de l'environnement dont le rayonnement peut être émis directement vers le capteur, ou être réfléchi par la surface au sol en direction du capteur (et subir lui aussi le filtrage de l'atmosphère). Dans le cas d'une surface lambertienne et pour une visée au nadir, nous avons établi que la luminance spectrale en entrée d'instrument peut s'écrire :

$$L_C(\lambda, T_{Surf}) = \tau(\lambda) \varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{Surf}) + \tau(\lambda) (1 - \varepsilon(\lambda)) \frac{E_{atm}^\downarrow(\lambda)}{\pi} + L_{atm}^\uparrow(\lambda) \quad (2.3)$$

où :

- τ est le facteur de transmission de l'atmosphère entre la cible et le capteur ;
- B la loi de Planck du corps noir ;
- L_{atm}^\uparrow le rayonnement atmosphérique émis vers le capteur ;
- E_{atm}^\downarrow l'éclairement atmosphérique descendant et le rayonnement solaire ;
- ε l'émissivité de la surface ;
- T_{Surf} la température de la surface ;
- λ la longueur d'onde.

Les algorithmes de correction atmosphérique ont pour but d'estimer les termes atmosphériques de l'équation précédente. Leurs performances sont donc primordiales, puisque d'elles dépendent la précision et la fiabilité des données qui seront utilisées par les modules de découplage émissivité/température de surface.

2.1.1 Les méthodes de sondage "pures"

Le premier groupe de méthodes utilise l'identification de la structure atmosphérique au-dessus de la surface observée pour corriger ses effets. Initialement destinée aux prévisions météorologiques et aux études climatiques [KAP59], ces techniques de sondage atmosphérique par télédétection peuvent se révéler intéressantes pour tous les problèmes de correction atmosphérique. Leur principe fondamental exploite l'absorption et l'émission du signal infrarouge à certaines fréquences par les molécules présentes dans l'air. Afin de mieux appréhender le phénomène, considérons une atmosphère en couches homogènes situées entre une surface au sol et un capteur aéroporté.

$\tau(z, \lambda)$ étant le facteur de transmission de l'atmosphère à la longueur d'onde λ entre le capteur et l'altitude z , nous pouvons détailler le terme atmosphérique montant de l'équation 2.3 par :

$$L_{atm}^\uparrow(\lambda) = \int_0^{z_{capteur}} B(\lambda, T(z)) \frac{\partial \tau(z, \lambda)}{\partial z} dz \quad (2.4)$$

$T(z)$ étant la température à l'altitude z . Le facteur de transmission linéique $\frac{\partial \tau(z, \lambda)}{\partial z}$ est aussi nommé fonction de poids car il indique la contribution de chaque couche atmosphérique élémentaire au signal total mesuré par le capteur. Hors des zones d'absorption cette fonction s'annule. Dans les zones d'absorption, elle permet d'identifier les couches qui contribuent le plus au signal reçu par le capteur en fonction de la longueur d'onde. Une étude du signal autour des

zones d'absorption peut donc permettre de résoudre ce que la littérature nomme le problème inverse du sondage atmosphérique, à savoir remonter à la température et aux concentrations des constituants de l'atmosphère à différentes altitudes, [EYR91].

Il existe trois grandes stratégies de résolution de ce problème inverse.

L'approche variationnelle (ou itérative)

Le développement de méthodes numériques et de codes de calculs de transferts radiatifs précis a permis la simulation de l'impact de l'atmosphère sur un rayonnement infrarouge en des temps de calcul raisonnables, aboutissant à la mise au point d'une première famille d'algorithmes de correction atmosphérique : les méthodes de "model matching". Celles-ci font varier itérativement des profils atmosphériques standards, qu'elles utilisent comme entrée d'un simulateur numérique jusqu'à l'obtention d'une égalité entre une composante mesurable du spectre atmosphérique et cette même composante simulée. La connaissance des paramètres atmosphériques autorise par la suite la correction des images de luminance pour remonter aux propriétés des sols [EYR91].

Smith introduit en 1970 [SMI70] le premier algorithme de "model matching". En 5 étapes, et sous quelques hypothèses sur la surface au sol et le facteur de transmission de l'atmosphère il donne une estimation des profils atmosphériques de températures et de concentration des constituants atmosphériques.

Pour la température, l'algorithme est initialisé avec un profil initial arbitraire $T^0(z)$, le plus proche possible de ce que l'on pense être le profil "vrai". A partir de celui-ci, il calcule les fonctions $B(\lambda, T(z))$, puis résout le problème "direct" en évaluant la luminance reçue par le capteur $L(T^0(z))$ grâce à l'équation 2.4. Dans son article, Smith suppose $\tau(\lambda, z)$ connu (nous reviendrons sur cette hypothèse), et implicitement que l'émissivité des surfaces au sol est suffisamment proche de l'unité pour que l'on puisse réduire l'équation 2.3 à

$$L_C(\lambda, T_{Surf}, T^0(z)) = \tau(\lambda) B(\lambda, T_{Surf}) + \int_0^{z_{capteur}} B(\lambda, T(z)) \frac{\partial \tau(z, \lambda)}{\partial z} dz \quad (2.5)$$

ce qui revient à négliger le terme atmosphérique descendant. Dès lors, si la luminance calculée à l'aide de l'équation 2.5 vaut à peu près celle mesurée par le capteur, on peut considérer que le profil initial décrit correctement la réalité. Et tant que ce n'est pas le cas, les différences entre mesures et simulation étant dues à l'atmosphère, l'algorithme ajuste le profil courant avec la relation

$$B(\lambda, T^{i+1}(z)) = B(\lambda, T^i(z)) + L_C(\lambda) - L_C(\lambda, T_{Surf}, T^i(z)) \quad (2.6)$$

où $L_C(\lambda)$ est la luminance enregistrée par le capteur et $T^i(z)$ le profil de température atmosphérique calculé à la i ème itération.

L'obtention des profils de concentration des constituants atmosphériques reprend à peu près le même développement mais en utilisant la notion d'épaisseur optique pour calculer la luminance reçue par le capteur. En effet, en supposant cette fois-ci que $B(\lambda, T(z))$ est connu, la différence entre la luminance mesurée et celle calculée à l'itération i peut s'écrire :

$$L_C(\lambda, T_S, x) - L(\lambda, T_S, x^i) = \int_{B(\lambda, T(z_{capteur}))}^{B(\lambda, T(0))} [\tau^{i+1}(\lambda, z) - \tau^i(\lambda, z)] \partial B(\lambda, T) \quad (2.7)$$

En approchant le terme sous le signe somme par

$$\tau^{i+1}(\lambda, z) - \tau^i(\lambda, z) = [U^{i+1}(\lambda, z) - U^i(\lambda, z)] \frac{\partial \tau^i(\lambda, z)}{\partial U^i(z)} \quad (2.8)$$

où $U^i(z)$ est l'épaisseur optique du constituant étudié calculé à la i ème itération, on peut ré-écrire l'équation 2.7 en

$$L_C(\lambda, T_S, x) - L(\lambda, T_S, x^i) = \int_{B(\lambda, T(z_{\text{capteur}}))}^{B(\lambda, T(0))} [U^{i+1}(\lambda, z) - U^i(\lambda, z)] \frac{\partial \tau^i(\lambda, z)}{\partial U^i(z)} \partial B(\lambda, T) \quad (2.9)$$

et en supposant que le rapport $\frac{U^{i+1}(\lambda, z)}{U^i(\lambda, z)}$ est indépendant de z , on peut le sortir de l'intégrale et écrire

$$L_C(\lambda, T_S, x) - L(\lambda, T_S, x^i) = \frac{U^{i+1}(\lambda, z) - U^i(\lambda, z)}{U^i(\lambda, z)} \int_{B(\lambda, T(z_{\text{capteur}}))}^{B(\lambda, T(0))} U^i(\lambda, z) \frac{\partial \tau^i(\lambda, z)}{\partial U^i(z)} \partial B(\lambda, T) \quad (2.10)$$

En nommant S^i la somme $\int_{B(\lambda, T(z_{\text{capteur}}))}^{B(\lambda, T(0))} U^i(\lambda, z) \frac{\partial \tau^i(\lambda, z)}{\partial U^i(z)} \partial B(\lambda, T)$, on en déduit la relation

$$U^{i+1}(\lambda, z) = U^i(\lambda, z) \left[1 + \frac{L_C(\lambda, T_S, x) - L(\lambda, T_S, x^i)}{S^i} \right] \quad (2.11)$$

L'épaisseur optique n'étant pas un concept aisé à manipuler, Smith préconise de le relier au rapport de mélange q calculé simplement par la relation

$$q^i(z) = g \frac{\partial U^i(\lambda, z)}{\partial z} \quad (2.12)$$

(g étant la constante de gravitation). La relation récurrente 2.11 peut alors s'écrire en termes de rapport de mélange

$$q^{i+1}(\lambda, z) = q^i(\lambda, z) \left[1 + \frac{L_C(\lambda, T_S, x) - L(\lambda, T_S, x^i)}{S^i} \right] \quad (2.13)$$

L'algorithme pour les profils des constituants atmosphériques se déroule donc de la façon suivante : on commence par choisir un profil q^0 initial, à l'aide duquel on calcule U^0 puis L_C^0 via les équations 2.12 et 2.5. Si cette dernière valeur ne coïncide pas avec les mesures, le profil q est actualisé avec la relation 2.13. Ces deux dernières phases sont répétées jusqu'à ce que l'écart entre mesures et simulations soit jugé suffisamment faible.

Afin de satisfaire à l'hypothèse nécessaire à l'estimation des profils en température (à savoir la connaissance de $\tau(\lambda, z)$) Smith utilise pour ses calculs la bande d'absorption du CO_2 , gaz dont les profils sont connus et supposés constants sur l'ensemble du globe.

La difficulté de ces méthodes réside dans les techniques de variation des paramètres, qui, la plupart du temps, sont largement multidimensionnelles (il s'agit de faire varier au minimum un profil) et non-linéaires (par inversion de la fonction de Planck par exemple), induisant des temps de calcul longs, et des besoins de garantie de convergence du processus. La limite principale de ces méthodes réside dans l'hypothèse que l'émissivité des surfaces au sol est constante et proche de 1.

La seconde stratégie de résolution du problème inverse est plus couramment utilisée en physique puisqu'elle cherche à linéariser le problème (ici l'équation 2.4) afin de permettre l'utilisation des très nombreuses méthodes mathématiques de résolution des problèmes linéaires.

L'approche linéaire et la méthode des pseudo-inverses

Les équations 2.3 et 2.4 se ré-écrivent sous la forme :

$$L_C(\lambda, T) = \tau(\lambda) \varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{Surf}) + \tau(\lambda) (1 - \varepsilon(\lambda)) \frac{E_{atm}^\downarrow(\lambda)}{\pi} + \int_0^{z_{capteur}} B(\lambda, T(z)) \frac{\partial \tau(z, \lambda)}{\partial z} dz \quad (2.14)$$

En adoptant le modèle de l'atmosphère en p couches homogènes et en numérotant celles-ci par altitudes décroissante, $T(z)$ devient une fonction discrète $(T(z_j))_{j \in [0, p-1]}$. Dans le même esprit, on peut remarquer que les mesures d'un capteur ne sont pas continues (au sens mathématique du terme) sur l'ensemble du spectre couvert, mais sont faites uniquement à n longueurs d'ondes $(\lambda_i)_{i \in [1, n]}$ distinctes. Il est donc possible de discrétiser l'équation précédente 2.14 aussi bien en altitude qu'en longueur d'onde pour obtenir :

$$L_c(\lambda_i) = \tau(\lambda_i) L_{sol}(\lambda_i, T_{Surf}) + \sum_{j=0}^{p-1} B(\lambda_i, T_j) (\tau(z_{j-1}, \lambda_i) - \tau(z_j, \lambda_i)) \quad (2.15)$$

ou plus simplement :

$$L_i = \tau(\lambda_i) L_{sol}(\lambda_i, T_{Surf}) + \sum_{j=0}^{p-1} B_{ij} \Delta \tau_{ij} \quad (2.16)$$

avec $L_{sol}(\lambda_i, T_{Surf}) = \varepsilon(\lambda_i) B(\lambda_i, T_{Surf}) + (1 - \varepsilon(\lambda_i)) \frac{E_{atm}^\downarrow(\lambda_i)}{\pi}$. La fonction de Planck B est beaucoup plus sensible à une variation de température qu'à un changement de longueur d'onde. On imagine donc bien qu'il doit être possible d'approcher cette fonction par une relation dans laquelle la fréquence n'intervient plus. On peut par exemple chercher à linéariser la fonction de Planck autour d'une fréquence particulière, ou inverser celle-ci afin de ne conserver que des termes de température de brillance, voire d'exprimer les B_{ij} à une fréquence de référence λ_{ref} . Dès lors, l'équation 2.16 devient :

$$L_i = \tau(\lambda_i) L_{sol}(\lambda_i, T_{Surf}) + \sum_{j=0}^{p-1} B_j \Delta \tau_{ij} \quad (2.17)$$

En posant $L_{sol}(\lambda_i, T_{Surf}) = B_p$ et $\tau(\lambda_i) = \Delta \tau_{ip}$, on peut mettre la relation précédente sous la forme

$$L_i = \sum_{j=0}^p B_j \Delta \tau_{ij} \quad (2.18)$$

et donc :

$$\mathbf{l} = \mathbf{K} \mathbf{b} \quad (2.19)$$

expression dans laquelle \mathbf{l} est un vecteur de luminance de taille n , \mathbf{K} la matrice $n \times (p+1)$ des $\Delta \tau_{ij}$ et \mathbf{b} les lois de Planck (modifiées) pour les p altitudes et la surface au sol.

Si le nombre de canaux spectraux dédiés au sondage est inférieur au nombre de "couches" du profil atmosphérique, le système défini par l'équation 2.19 est sous-déterminé. Il est possible de le rendre déterminé en prenant en compte l'aspect physique du problème, soit en réduisant le nombre de couches du modèle atmosphérique, soit en décomposant le profil sur une base de fonctions "bien choisie", et telle que

$$\mathbf{b} = \mathbf{F} \mathbf{x} \quad (2.20)$$

où \mathbf{F} est une matrice de taille $p \times n$ (portant en ligne les fonctions de description du profil) et $(x_i)_{i \in [1, n]}$ les nouveaux paramètres inconnus. On établit ainsi une relation linéaire entre les luminances reçues par le capteur et les inconnues x du sondage atmosphérique de la forme

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{K}\mathbf{F}\mathbf{x} \\ &= \mathbf{A}\mathbf{x} \end{aligned} \tag{2.21}$$

Avant de tenter de résoudre ce système, il convient de remarquer que nous sommes en train de traiter un problème réputé "mal posé". Un problème du type $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ est dit bien posé si la solution $\mathbf{x}(\mathbf{y})$ existe, est unique et est stable ($\|\mathbf{y} - \mathbf{y}'\| \rightarrow 0 \Leftrightarrow \|\mathbf{x}(\mathbf{y}) - \mathbf{x}(\mathbf{y}')\| \rightarrow 0$). S'il est indéniable que la solution à notre problème existe, s'il est possible d'imaginer qu'elle est stable, rien ne garantit qu'elle est unique (il est même tout à fait sensé d'imaginer le contraire). Le problème inverse du transfert radiatif est donc mal posé. Or, les systèmes obtenus par discrétisation d'un problème mal posé, tel celui de l'équation 2.21, sont mal conditionnés [CAR05]. Le conditionnement d'une matrice est définie par

$$Cond(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{A}^{-1}\| \tag{2.22}$$

et vérifie

$$\frac{\partial \mathbf{x}}{\mathbf{x}} \leq Cond(\mathbf{A}) \frac{\partial \mathbf{y}}{\mathbf{y}} \tag{2.23}$$

En d'autres termes, cela signifie que l'inverse de la matrice \mathbf{A} (lorsqu'il existe!) a tendance à fortement amplifier les erreurs commises sur \mathbf{y} , rendant "instables" ou parfois physiquement abérantes les solutions du problème. On préfère donc souvent que \mathbf{A} surdétermine le système (i.e. que la matrice \mathbf{F} soit de taille $p \times q$ avec $q < n$) ([AIR99]).

Si en surdéterminant le système de l'équation 2.21, la solution gagne en stabilité, il devient en revanche impossible de parler de matrice inverse pour \mathbf{A} . D'autre part le système en lui-même étant surdéterminé, et les mesures qui forment ses équations souvent entachées de bruit, il est illusoire de penser que \mathbf{y} appartient à l'image de \mathbf{A} . On fait alors appel à la notion d'inverse généralisé de \mathbf{A} . Ces inverses permettent de calculer des solutions approchées (ou quasi-solutions) en projetant \mathbf{y} sur $Im(\mathbf{A})$ par exemple. Pour une matrice quelconque, il existe une infinité d'inverses généralisés, citons les plus courants tels :

- le pseudo inverse "classique" défini par :

$$\mathbf{A}^\dagger = (\mathbf{A}^t \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^t \tag{2.24}$$

\mathbf{A}^t étant la transposée de \mathbf{A}

- ou la "ridge regression", utile si $\mathbf{A}^t \mathbf{A}$ n'est pas inversible ou si l'on souhaite contraindre la solution par des connaissances a priori de ses caractéristiques

$$\mathbf{A}^\dagger = (\mathbf{A}^t \mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^t \tag{2.25}$$

avec \mathbf{I} la matrice identité et λ coefficient d'amortissement (dont on pourra trouver une méthode de calcul dans [LH99], et une interprétation dans [SC71]).

Pour tous ces inverses généralisés, $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}^\dagger \mathbf{y}$ est une quasi-solution de l'équation 2.21 ([CS85, SC71]).

Au delà des méthodes de "model matching" et de linéarisation, développées grâce aux équations de transfert radiatif et aux outils de l'algèbre linéaire, il est possible de chercher des solutions au problème inverse en exploitant les connaissances apportées par l'expérience de nombreuses mesures. C'est l'approche des méthodes statistiques.

L'approche linéaire et les méthodes statistiques

Etant donné une mesure de luminance L_C , accompagnée ou non d'information a priori (telle la date et le lieu de la mesure, ou une base de données de mesures similaires), les méthodes statistiques ont pour but de trouver le profil $\hat{\mathbf{x}}$ le plus probable à l'origine du signal mesuré. On trouve donc parmi ces méthodes les classiques "maximum de vraisemblance" et "minimum de variance", mais aussi des solutions plus poussées de statistiques avancées issues de l'économétrie. Dans toute la suite de ce paragraphe, un profil \mathbf{x} , et la mesure \mathbf{y} correspondante (mesure de luminance, température de brillance...) sont vus comme des vecteurs aléatoires.

Maximum de vraisemblance. Etant donné une mesure $\tilde{\mathbf{y}}$, le but est de trouver le paramètre atmosphérique \mathbf{x} qui maximise la probabilité conditionnelle $\mathbb{P}[\mathbf{x}|\tilde{\mathbf{y}}]$. L'idée est de calculer $\mathbb{P}[\mathbf{x}|\tilde{\mathbf{y}}]$ grâce à la formule de BAYES¹

$$\mathbb{P}[\mathbf{x}|\tilde{\mathbf{y}}] = \mathbb{P}[\tilde{\mathbf{y}}|\mathbf{x}] \frac{\mathbb{P}[\mathbf{x}]}{\mathbb{P}[\tilde{\mathbf{y}}]} \quad (2.26)$$

Notons $\mathbf{y}(\mathbf{x})$ la mesure idéale (sans erreur) que le profil \mathbf{x} devrait induire. La mesure $\tilde{\mathbf{y}}$ est entachée d'un bruit que l'on peut supposer gaussien de covariance $\Sigma_{\mathbf{y}}$. Dès lors

$$\mathbb{P}[\tilde{\mathbf{y}}|\mathbf{x}] = k_1 \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}(\mathbf{x}))^t \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1}(\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}(\mathbf{x}))\right) \quad (2.27)$$

De la même manière, on peut supposer que le profil \mathbf{x} diffère d'un profil $\mu_{\mathbf{x}}$ attendu ou moyen et établi par des prévisions météorologiques ou par une base de connaissance d'un bruit gaussien de covariance $\Sigma_{\mathbf{x}}$, de telle façon que

$$\mathbb{P}[\mathbf{x}] = k_2 \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}})^t \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1}(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}})\right) \quad (2.28)$$

Les structures exponentielles des probabilités exprimées aux équations 2.27 et 2.28 invitent à maximiser le logarithme de l'équation 2.26 plutôt que l'équation en elle-même. On cherche donc

$$\begin{aligned} & \frac{\partial \ln(\mathbb{P}[\mathbf{x}|\tilde{\mathbf{y}}])}{\partial \mathbf{x}} = 0 \\ \Leftrightarrow & \frac{\partial \ln(\mathbb{P}[\tilde{\mathbf{y}}|\mathbf{x}])}{\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial \ln(\mathbb{P}[\mathbf{x}])}{\partial \mathbf{x}} - \frac{\partial \ln(\mathbb{P}[\tilde{\mathbf{y}}])}{\partial \mathbf{x}} = 0 \\ \Rightarrow & \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left((\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}(\mathbf{x}))^t \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1}(\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}(\mathbf{x})) + (\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}})^t \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1}(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}}) \right) = 0 \end{aligned} \quad (2.29)$$

Remarquons en passant que maximiser la probabilité conditionnelle $\mathbb{P}[\mathbf{x}|\tilde{\mathbf{y}}]$ revient à chercher le minimum de la fonction de coût $C(\mathbf{x}) = (\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}(\mathbf{x}))^t \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1}(\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}(\mathbf{x})) + (\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}})^t \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1}(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}})$ traduisant l'écart de la solution par rapport aux prévisions et aux moyennes des observations. Sous les hypothèses faites ici, la résolution du problème inverse par la méthode du maximum de vraisemblance donne les mêmes résultats que la technique d'assimilation variationnelle [EYR91, AIR99] pour la fonction de coût C .

Si on considère à nouveau le problème sous le point de vue linéaire de l'équation 2.21, $\mathbf{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x}$, l'équation 2.29 devient :

$$-\mathbf{A}^t \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1}(\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{A}\mathbf{x}) + \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1}(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}}) = 0 \quad (2.30)$$

pour finalement aboutir à

$$\mathbf{x} = (\mathbf{A}^t \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} \mathbf{A} + \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1})^{-1} (\mathbf{A}^t \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} \tilde{\mathbf{y}} + \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1} \mu_{\mathbf{x}}) \quad (2.31)$$

¹Thomas Bayes 1702 (Londres) - 17/04/1761 (Tunbridge Wells)

Minimum de variance Si l'on nomme \mathbf{x}_v le profil vrai à l'origine de la mesure $\tilde{\mathbf{y}}$, la solution de minimum de variance au problème inverse est celle qui minimise la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $\mathbb{E} [(\mathbf{x}_v - \mathbf{x})(\mathbf{x}_v - \mathbf{x})^t]$. On cherche donc \mathbf{x} minimisant

$$\text{trace} \left(\mathbb{E} [(\mathbf{x}_v - \mathbf{x})(\mathbf{x}_v - \mathbf{x})^t] \right) \quad (2.32)$$

Dans le cas linéarisé (2.21), les techniques d'optimisation [AIR99] nous permettent de trouver que

$$\mathbf{x} = \mu_{\mathbf{x}} + \Sigma_{\mathbf{x}} \mathbf{A}^t (\Sigma_{\mathbf{y}} + \mathbf{A} \Sigma_{\mathbf{x}} \mathbf{A}^t)^{-1} (\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{A} \mu_{\mathbf{x}}) \quad (2.33)$$

avec les notations du paragraphe précédent, mais en dehors de toute hypothèse quant à la normalité (au sens de Gauss) des phénomènes.

Il est possible de montrer que les équations 2.31 et 2.33 sont identiques.

Improved Initialization Inversion (3I) Les méthodes exposées ci-dessus ont le principal avantage d'être rapides et peu gourmandes en calcul : elles ne demandent ni inversion de la loi de Planck ni simulation via des programmes de transfert radiatif. En revanche, elles n'offrent aucune garantie quant à l'adéquation systématique des cas réels aux statistiques des modèles (estimation de $\Sigma_{\mathbf{x}}$, $\Sigma_{\mathbf{y}}$, $\mu_{\mathbf{x}}$, etc.), et ne permettent pas vraiment de rendre compte de la dépendance des mesures aux nombreux paramètres atmosphériques ou géométriques des prises de vue. Pour palier ces difficultés, Chedin et Scott ([CS85]) ont mis au point une architecture de traitement des données nommée Improved Initialization Inversion (3I), destinée à trouver, dans une base de connaissance, les paramètres atmosphériques les plus proches de la situation examinée, et de s'en servir comme profil d'initialisation à une stratégie de calcul statistique analogue à celles exposées ci-dessus.

A l'origine de la base de connaissance nommée TIGR (TOVS Initial Guess Retrieval) on trouve plus de 80000 sondages atmosphériques mesurés sur l'ensemble de la surface du globe. Afin de garantir un échantillonnage "exhaustif" de l'ensemble des situations possibles, Chedin et Scott retiennent de ces sondages uniquement ceux qui diffèrent d'une certaine distance. Le nombre d'atmosphères ainsi retenues est supérieure à 2300. L'ensemble des situations a ensuite été scindé en 5 classes d'atmosphères :

- la première classe regroupe principalement les situations tropicales;
- la seconde classe est constituée d'atmosphères tempérées (majoritairement estivales);
- la troisième classe est également formée d'atmosphères tempérées (principalement hivernales)
- les troisième et quatrième classes regroupent les situation polaires.

Pour chacun de ces profils, des simulations de transferts radiatifs ont été réalisées avec différents angles de visée, permettant d'obtenir les facteurs de transmission et les luminances liées à la situation atmosphérique. La base utilisée est constituée de l'ensemble de ces données : les profils atmosphériques, leur lieu de mesure et les paramètres qui y sont liés, et l'ensemble des simulations de transfert radiatif connexes.

Ainsi, pour chaque observation à traiter, l'algorithme 3I cherche dans la base de données les luminances simulées

- dont l'angle de visée est le plus proche de celui de la prise de vue,
- dont les propriétés de la surface au sol (altitude, présence de mer, ...) sont à peu près identiques à celles de la surface mesurée,

et cherche à quelle classe d'atmosphère la mesure correspond.

Les paramètres atmosphériques du jeu de données dont la luminance simulée est la plus proche de celle mesurée sont alors utilisés comme profils initiaux d'une méthode statistique analogue à celles développées ci dessus.

Une fois la base de données créée, l'algorithme est aussi rapide que les méthodes statistiques, et, grâce à la prise en compte de paramètres additionnels tels l'angle de vue ou la classe d'atmosphère, il est aussi plus précis : la base permet en effet de calculer les variances et les moyennes locales nécessaires aux méthodes statistiques. Enfin, en adoptant le profil d'initialisation le plus proche des conditions "réelles", l'algorithme augmente ses chances de converger vers une solution proche de la réalité (i.e. se rapproche localement des conditions d'un problème bien posé exposées ci-dessus).

Dans les méthodes statistiques qui précèdent, les informations a priori sont "stockées" et utilisées via des fonctions de probabilité ou sous la forme explicite de variances et moyennes par rapport à une référence (un profil attendu). Plutôt que de chercher cet écart aux prédictions, Hernandez-Bacquero [HB00] a récemment proposé une méthode permettant d'intégrer directement l'information a priori dans l'équation linéaire 2.21. C'est la méthode de l'analyse de corrélation canonique.

Analyse de corrélation canonique Mise au point par Hotelling² en 1936 ([HOT36]) et appliquée avec succès à la médecine et l'économétrie, cette approche initialement destinée à mesurer les relations linéaires entre deux bases de variables multidimensionnelles s'est révélée très utile en estimation puisqu'elle permet de trouver un espace dans lequel les deux bases étudiées font apparaître leurs corrélations maximales et donc dans lequel il est possible de trouver une relation "optimale" au sens des moindres carrés liant ces bases. Cette méthode a été développée et appliquée avec succès à la correction atmosphérique d'images hyperspectrales aéroportées par Hernandez-Baquero au cours de son doctorat. A l'instar de l'architecture 3I, son principal avantage est de permettre d'intégrer des paramètres différents de ceux utilisés dans le sondage atmosphérique pur, tel l'émissivité de la surface au sol par exemple.

Hernandez-Baquero considère une base de n expériences du problème transcrite sous la forme de deux matrices \mathbf{X} et \mathbf{Y} , la première regroupant les paramètres à l'origine du phénomène mesuré (comme par exemple n profils de températures échantillonnés à p altitudes), et la seconde les mesures du phénomène (telles les n luminances en entrée du capteur à q longueurs d'onde). L'analyse en corrélation canonique consiste à chercher sur l'ensemble des expériences, les combinaisons linéaires entre les variables (température à une altitude ou luminance à une longueur d'onde) dont la corrélation est maximale. Dans notre cas, les réalisations au cours de n expériences des variables des paramètres ou des mesures étant stockées dans les colonnes des matrices \mathbf{X} et \mathbf{Y} , réaliser une combinaison linéaire de celles-ci revient à multiplier ces matrices par des vecteurs colonne $p \times 1$ et $q \times 1$.

L'espace "optimal" s'identifie donc ainsi. Soit r le minimum des rangs des matrices \mathbf{X} et \mathbf{Y} . On cherche les vecteurs $p \times 1$ $(\mathbf{m}_i)_{i \in [1;r]}$ et $q \times 1$ $(\mathbf{n}_i)_{i \in [1;r]}$ tels que le facteur de corrélation entre $\mathbf{u}_i = \mathbf{X}\mathbf{m}_i$ et $\mathbf{v}_i = \mathbf{Y}\mathbf{n}_i$ soit maximal si $i = j$ et nul sinon. On cherche donc

$$\max(\rho(\mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i)) = \max\left(\frac{\mathbf{u}_i' \mathbf{v}_i}{\sqrt{\mathbf{u}_i' \mathbf{u}_i \cdot \mathbf{v}_i' \mathbf{v}_i}}\right) = \max\left(\frac{\mathbf{m}_i' \mathbf{X}' \mathbf{Y} \mathbf{n}_i}{\sqrt{\mathbf{m}_i' \mathbf{X}' \mathbf{X} \mathbf{m}_i \cdot \mathbf{n}_i' \mathbf{Y}' \mathbf{Y} \mathbf{n}_i}}\right) \quad (2.34)$$

et en posant comme condition à la maximisation $\mathbf{u}_i' \mathbf{u}_i = \mathbf{v}_i' \mathbf{v}_i = 1$, le lagrangien de la fonction à maximiser est

$$\begin{aligned} L(\mathbf{m}_i, \mathbf{n}_i) &= \mathbf{m}_i' \mathbf{X}' \mathbf{Y} \mathbf{n}_i + \Psi_m (\mathbf{m}_i' \mathbf{X}' \mathbf{X} \mathbf{m}_i - 1) + \Psi_n (\mathbf{n}_i' \mathbf{Y}' \mathbf{Y} \mathbf{n}_i - 1) \\ &= \mathbf{m}_i' \Gamma_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} \mathbf{n}_i + \Psi_m (\mathbf{m}_i' \Gamma_{\mathbf{X}} \mathbf{m}_i - 1) + \Psi_n (\mathbf{n}_i' \Gamma_{\mathbf{Y}} \mathbf{n}_i - 1) \end{aligned} \quad (2.35)$$

avec $\Gamma_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}$ la matrice d'intercorrélation entre \mathbf{X} et \mathbf{Y} et Ψ_p les coefficients de minimisation du lagrangien.

²Harold Hotelling, 1895-1973

Le maximum de la fonction ρ peut être trouvé en annulant la dérivée du lagrangien de l'équation 2.35 par rapport à ses deux variables

$$\begin{aligned}\frac{\partial L(\mathbf{m}_i, \mathbf{n}_i)}{\partial \mathbf{m}_i^t} &= \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{n}_i + 2\Psi_m\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}\mathbf{m}_i = 0 \\ \frac{\partial L(\mathbf{m}_i, \mathbf{n}_i)}{\partial \mathbf{n}_i^t} &= \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{m}_i + 2\Psi_n\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}\mathbf{n}_i = 0\end{aligned}\quad (2.36)$$

Impossible de ne pas remarquer la symétrie de ces deux dernières équations. Afin d'en tirer pleinement profit, et sachant que Ψ_m et Ψ_n sont des scalaires, on pourrait avoir envie de les découpler et pour cela de multiplier ces deux égalités par les inverses de $\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}$ et $\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}$. Il est donc nécessaire de réduire les matrices \mathbf{X} et \mathbf{Y} au préalable (à l'aide d'une analyse en composantes principales par exemple) afin de garantir l'existence de ces inverses. Ceci fait, le système 2.36 devient :

$$\begin{aligned}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{n}_i + 2\Psi_m\mathbf{m}_i &= 0 \\ \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{m}_i + 2\Psi_n\mathbf{n}_i &= 0\end{aligned}\quad (2.37)$$

et

$$\begin{aligned}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{n}_i + 2\Psi_m\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{m}_i &= \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{n}_i - 4\Psi_m\Psi_n\mathbf{n}_i = 0 \\ \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{m}_i + 2\Psi_n\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{n}_i &= \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{m}_i - 4\Psi_m\Psi_n\mathbf{m}_i = 0\end{aligned}\quad (2.38)$$

\mathbf{m}_i et \mathbf{n}_i sont donc vecteurs propres de $\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}} = \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}$ et $\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} = \mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}}^{-1}\mathbf{\Gamma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}$ pour la même valeur propre $\Psi_{mn} = 4\Psi_m\Psi_n$. Dès lors, si l'on considère le problème pour l'ensemble des $\mathbf{M} = (\mathbf{m}_i)_{i \in [1;r]}$ et $\mathbf{N} = (\mathbf{n}_i)_{i \in [1;r]}$, le système précédent s'écrit :

$$\begin{aligned}\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}}\mathbf{M} &= \mathbf{\Psi}\mathbf{M} \\ \mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}\mathbf{N} &= \mathbf{\Psi}\mathbf{N}\end{aligned}\quad (2.39)$$

Rappelons que les matrices \mathbf{M} et \mathbf{N} ne servent qu'à exprimer les deux bases de données dans un espace faisant apparaître les maxima de corrélation.

Une fois \mathbf{X} et \mathbf{Y} transformés en $\mathbf{U} = \mathbf{X}\mathbf{M}$ et $\mathbf{V} = \mathbf{Y}\mathbf{N}$, il ne reste plus qu'à trouver à l'aide des méthodes statistiques classiques exposées ci-dessus, la matrice \mathbf{A}_{ACC} permettant de prédire $\hat{\mathbf{V}}$ en fonction de \mathbf{U} , puis de passer de $\hat{\mathbf{V}}$ à $\hat{\mathbf{Y}}$.

On a $\hat{\mathbf{V}} = \hat{\mathbf{Y}}\mathbf{N}$, et $\mathbf{V}'\mathbf{V} = \mathbf{I}$ (condition de maximisation de l'équation 2.34), donc $\mathbf{N}'\mathbf{T}_{\mathbf{Y}}\mathbf{N} = \mathbf{I}$ et $\mathbf{N}'\mathbf{T}_{\mathbf{Y}}$ peut être vu comme l'inverse de \mathbf{N} . Dès lors,

$$\hat{\mathbf{Y}} = \hat{\mathbf{V}}\mathbf{N}'\mathbf{T}_{\mathbf{Y}}\quad (2.40)$$

et

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{U}\mathbf{A}_{\text{ACC}}\mathbf{N}'\mathbf{T}_{\mathbf{Y}}\quad (2.41)$$

Et si pour \mathbf{A}_{ACC} on choisit la solution optimale au sens des moindres carrés, on a

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{Y}} &= \mathbf{X}\mathbf{M}(\mathbf{U}'\mathbf{U})^{-1}\mathbf{U}'\mathbf{V}\mathbf{N}'\mathbf{T}_{\mathbf{Y}} \\ &= \mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{U}'\mathbf{V}\mathbf{N}'\mathbf{T}_{\mathbf{Y}}\end{aligned}\quad (2.42)$$

Les équations 2.36 permettent de montrer que $\mathbf{U}'\mathbf{V} = \mathbf{\Psi}^{\frac{1}{2}}$, donc

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\mathbf{M}\mathbf{\Psi}^{\frac{1}{2}}\mathbf{N}'\mathbf{T}_{\mathbf{Y}}\quad (2.43)$$

La stratégie de résolution du problème telle que la présente Hernandez-Baquero est alors simple : à l'aide des matrices \mathbf{X} et \mathbf{Y} calculer \mathbf{M} , \mathbf{N} , Ψ et $\Gamma_{\mathbf{Y}}$, dès lors, pour chaque mesure de luminance \mathbf{x} , le terme $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{x}\mathbf{M}\Psi^{\frac{1}{2}}\mathbf{N}'\Gamma_{\mathbf{Y}}$ est une estimation du profil en température (par exemple) à l'origine de \mathbf{x} .

Une fois les bases de connaissances \mathbf{X} et \mathbf{Y} établies, le premier avantage de l'analyse en corrélation canonique est sa rapidité de mise en oeuvre puisque la prédiction ne consiste qu'en une multiplication matricielle. Cependant, comme toutes les méthodes se servant de bases d'apprentissage, la pertinence de celles-ci est essentielle au bon fonctionnement de l'algorithme, et ce dernier, comme tous les précédents, n'aborde le problème physique que sous son aspect linéaire.

Les méthodes de sondage présentées permettent d'identifier les profils de température et de concentration des constituants de l'atmosphère au dessus de la scène observée. Il ne reste plus qu'à les insérer en entrée d'un simulateur numérique de transfert radiatif pour obtenir toutes les données utiles à la correction atmosphérique des signaux mesurés.

Ces stratégies de sondage pur sont dans leur majorité destinées aux études de l'atmosphère, pour lesquelles la taille des pixels des images est importante, et les variations d'émissivité des surfaces au sol peu ou pas prises en compte. Elles sont en cela totalement opposées aux méthodes à vocation "surfacique" exposées ci-après où la taille du pixel est en générale petite, où l'atmosphère n'est vue que comme une perturbation et où seule compte l'estimation des spectres d'émissivité et des températures au sol.

Références additionnelles : [GRC96], [MSJG02], [SZ01].

2.1.2 ISAC et AAC

Les deux méthodes exposées ci-dessous font partie d'une seconde vague de stratégies qui exploitent aussi bien la dimension spectrale que spatiale (pixels) des images hyperspectrales infrarouges, dimension totalement inexploitée par les techniques de sondage décrites dans le paragraphe précédent. Elles cherchent à calculer directement les termes atmosphériques radiatifs nécessaires à la correction des luminances observées, plutôt que de tenter de les estimer par identification de la structure atmosphérique et simulation.

ISAC

L'"In Scene Atmospheric Compensation" (ISAC [YJH02]) est la première de ces méthodes. Elle travaille sur des images entières sur lesquelles elle suppose que les paramètres atmosphériques sont constants horizontalement, et elle exploite la forte probabilité de présence de corps dont l'émissivité est proche de 1 à au moins une longueur d'onde (surface d'eau, végétation dense, etc.).

En effet, pour un tel objet, l'équation 2.3 à cette longueur d'onde λ_r se simplifie en :

$$L_C(\lambda_r, T_{Surf}) = \tau(\lambda_r) B(\lambda_r, T_{Surf}) + L_{atm}^{\uparrow}(\lambda_r) \quad (2.44)$$

relation dans laquelle ni le terme atmosphérique descendant, ni l'émissivité de la cible n'interviennent.

Le premier objectif de l'algorithme est donc d'identifier sur l'image ces pixels assimilables à des corps noirs à au moins une longueur d'onde. Pour cela :

- l'algorithme convertit le spectre de luminance de chaque pixel en "température de brillance" par une simple inversion de la loi de Planck ;
- pour chacun de ces spectres, il cherche la longueur d'onde correspondant à la température maximale, et calcule un histogramme des longueurs d'ondes des températures maximales ;

– la longueur d’onde λ_r au maximum de l’histogramme est prise comme référence, et tous les pixels dont la température maximale est atteinte à cette longueur d’onde de référence sont considérés comme ayant une émissivité de 1 à λ_r ;

Si l’on considère à λ_r la température de brillance T^i de ces pixels i ainsi identifiés, on peut écrire :

$$B(\lambda, T^i) = L_C(\lambda, T_{Surf}^i) = \tau(\lambda_r) B(\lambda, T_{Surf}^i) + L_{atm}^\uparrow(\lambda_r) + \epsilon(\lambda) \quad (2.45)$$

avec $\epsilon(\lambda)$ une fonction destinée à compenser les écarts d’émissivité et de paramètres atmosphériques aux longueurs d’ondes différentes de λ_r . Il vient alors

$$B(\lambda, T_{Surf}^i) = \frac{1}{\tau(\lambda_r)} \left(B(\lambda, T^i) - L_{atm}^\uparrow(\lambda_r) - \epsilon(\lambda) \right) \quad (2.46)$$

que l’on peut insérer dans l’équation 2.44 pour obtenir (toujours pour les pixels de pseudo corps noirs)

$$\begin{aligned} L_C(\lambda, T_{Surf}^i) &= \frac{\tau(\lambda)}{\tau(\lambda_r)} B(\lambda, T^i) - \frac{\tau(\lambda)}{\tau(\lambda_r)} \left(L_{atm}^\uparrow(\lambda_r) + \epsilon(\lambda) \right) + L_{atm}^\uparrow(\lambda) \\ &= \tau'(\lambda) B(\lambda, T^i) + L_{atm}^{\prime\uparrow}(\lambda) \end{aligned} \quad (2.47)$$

Une simple représentation graphique de cette équations ($L_C(\lambda, T_{Surf}^i)$ en fonction de $B(\lambda, T^i)$) pour chaque longueur d’onde permet de connaître le spectre du facteur de transmission $\tau'(\lambda)$ et du rayonnement atmosphérique $L_{atm}^{\prime\uparrow}(\lambda)$ de la scène (pente et ordonnée à l’origine de la relation linéaire).

La méthode de sélection des pixels assimilés à des corps noirs nous permet de supposer que le facteur de transmission de l’atmosphère à λ_r est proche de l’unité et donc que τ' et $L^{\prime\uparrow}$ sont représentatifs du spectre des paramètres atmosphériques effectifs. Kirkland et al.[KHK⁺02] s’en contentent pour corriger atmosphériquement leurs données. Mais cela peut ne pas suffire si l’on cherche à remonter avec précision à l’émissivité des surfaces, et Jonhson et Young présentent quelques stratégies de calcul de $\tau(\lambda)$ et $L^\uparrow(\lambda)$, qu’Hernandez-Bacquero reprend dans son mémoire de thèse [HB00].

La première calcule $\tau(\lambda)$ en supposant qu’il existe une longueur d’onde λ_0 pour laquelle le facteur de transmission de l’atmosphère est connu. Ensuite, en faisant l’approximation

$$\begin{aligned} L^{\prime\uparrow}(\lambda) &\simeq (1 - \tau'(\lambda)) B(\lambda, T_{atm}') \\ L^\uparrow(\lambda) &\simeq (1 - \tau(\lambda)) B(\lambda, T_{atm}) \end{aligned} \quad (2.48)$$

dans laquelle T_{atm}' et T_{atm} sont des températures atmosphériques liées aux paramètres relatifs τ' , $L^{\prime\uparrow}$ et réels τ , L^\uparrow respectivement, et en égalisant ces deux températures, il est possible d’exprimer $L^{\prime\uparrow}$ en fonction de L^\uparrow .

La seconde méthode suppose τ et L^\uparrow connus à une longueur d’onde, et en égalisant les équations 2.47 et 2.44 pour celle-ci, et pour deux températures de brillance différentes, on obtient un système à 2 équations et deux inconnues liant τ' , $L^{\prime\uparrow}$, τ , et L^\uparrow qu’il suffit de résoudre.

La méthode ne peut fonctionner qu’en présence de surfaces assimilables à un corps noir à une longueur d’onde au moins, en outre les estimations de τ' et $L_{atm}^{\prime\uparrow}$ deviennent peu précises si $B(\lambda, T^i)$ varient peu, ce qui peut être un problème pour les mesures de nuit pour lesquelles les températures de surface sont très similaires d’un pixel à l’autre.

Références additionnelles : [VCT03].

AAC

La méthode AAC (Autonomous Atmospheric Compensation) développée par Gu [GGKP00] présente des similarités avec ISAC. Elle permet de calculer des facteurs de transmission et des luminances atmosphériques relatifs, mais à l'avantage de ne pas nécessiter l'identification de corps noirs. Les auteurs fondent cette méthode sur le constat suivant : sur une image hyperspectrale infrarouge acquise à quelques kilomètres d'altitude, le signal émis par le sol présente souvent de fortes variations spatiales, et un spectre plutôt lisse, par rapport à l'atmosphère dont les variations spatiales sont souvent faibles, et les variations spectrales fortes. Ainsi, si l'on considère un ensemble I de pixels proches les uns des autres, on peut considérer que les termes atmosphériques de l'équation du transfert radiatif (équation 2.3) de chacun de ces pixels sont identiques. De la même manière, pour un pixel i donné, si on se place au voisinage d'une bande d'absorption atmosphérique λ_0 , les écarts de luminance enregistrés par le capteur entre λ_0 et $\lambda_1 = \lambda_0 + \delta\lambda$ peuvent être imputés à l'atmosphère, puisque les variations spectrales de celle-ci sont souvent bien plus importantes que celles du sol.

Les équations du transfert radiatif pour un pixel i et aux longueurs d'ondes λ_0 et λ_1 sont :

$$\begin{aligned} L(\lambda_0, i) &= \tau(\lambda_0) \varepsilon(\lambda_0, i) B(\lambda_0, T_{Surf}^i) + \tau(\lambda_0) (1 - \varepsilon(\lambda_0, i)) L^\downarrow(\lambda_0) + L^\uparrow(\lambda_0) \\ L(\lambda_1, i) &= \tau(\lambda_1) \varepsilon(\lambda_1, i) B(\lambda_1, T_{Surf}^i) + \tau(\lambda_1) (1 - \varepsilon(\lambda_1, i)) L^\downarrow(\lambda_1) + L^\uparrow(\lambda_1) \end{aligned} \quad (2.49)$$

Etant donné que $(1 - \varepsilon) \cdot L^\downarrow$ est bien inférieur à $\varepsilon \cdot B$, les variations de $\varepsilon \cdot B + (1 - \varepsilon) \cdot L^\downarrow$ évalué en λ_0 et λ_1 seront faibles. Si on admet qu'elles sont négligeables, on peut écrire :

$$\frac{L(\lambda_0, i) - L^\uparrow(\lambda_0)}{\tau(\lambda_0)} = \frac{L(\lambda_1, i) - L^\uparrow(\lambda_1)}{\tau(\lambda_1)} \quad (2.50)$$

ou encore

$$\begin{aligned} L(\lambda_0, i) &= \frac{\tau(\lambda_0)}{\tau(\lambda_1)} \cdot L(\lambda_1, i) - \frac{\tau(\lambda_0)}{\tau(\lambda_1)} \cdot L^\uparrow(\lambda_1) + L^\uparrow(\lambda_0) \\ L(\lambda_0, i) &= \tau' L(\lambda_1, i) - L' \end{aligned} \quad (2.51)$$

τ' et L' étant communs à l'ensemble I , en traçant la relation 2.51 pour chacun de ces pixels, on obtient une droite dont la pente est τ' et l'ordonnée à l'origine $-L'$.

L'approximation conduisant à l'équation 2.50 est primordiale : il convient donc de tenter d'éliminer les pixels dont l'émissivité est trop faible. Les auteurs de la méthode conseillent d'utiliser la petite bande d'absorption de l'eau à $11.7 \mu m$ pour effectuer ce calcul, d'une part parce que dans le voisinage de ces valeurs le spectre d'émissivité de la plupart des matériaux terrestres est lisse et proche de 1, et d'autre part parce que l'eau est le constituant atmosphérique dont les impacts sur le signal mesuré, et les variations sont les plus importantes pour des altitudes inférieures à 10 km. Ainsi, on peut considérer que τ' est fortement lié au contenu total en vapeur d'eau de l'atmosphère au dessus de la scène I , et que L' est fortement influencé par le contenu total en vapeur d'eau et la température effective de l'atmosphère. Il doit être donc possible de retrouver les valeurs réelles du spectre de transmission et de la luminance atmosphérique à partir de ces valeurs relatives. Gu et al. proposent pour cela une relation empirique développée grâce à une simulation sur près de 10 000 conditions atmosphériques.

Pour résumer, l'algorithme AAC se déroule ainsi :

- définir λ_0 et λ_1 ;
- découper l'image en blocs de pixels sur lesquels les conditions atmosphériques peuvent être considérées comme homogènes ;
- pour chacun de ces blocs, calculer τ' et L' ;

- en déduire les spectres τ et L correspondants ;
- corriger les pixels de chaque bloc avec les valeurs trouvées à l'étape précédente.

Les limites de la méthode sont similaires à celles mentionnées pour ISAC : la précision des estimations de τ' et L' dépend des variations de luminance de l'ensemble I, variations qui peuvent être faibles pour des mesures de nuit. L'algorithme AAC repose également sur le choix de λ_0 et λ_1 : l'émissivité des surfaces au sol doit être identique et proche de l'unité à ces deux longueurs d'ondes, ce qui peut s'avérer délicat pour un capteur dont la résolution spectrale est faible.

Référence additionnelle : [GBS02]

2.1.3 Pour résumer

Il y a deux approches au problème de la correction atmosphérique. Une première, fondée sur le sondage de l'atmosphère, tente de retrouver les paramètres thermodynamiques atmosphériques, le calcul des grandeurs radiatives étant ensuite réalisé par des codes de transfert radiatif. Ces stratégies intéressent aussi bien les thématiques orientées propriétés des sols (géologie, géophysique, biologie...) que celles liées à la connaissance de l'atmosphère (météorologues...), et de fait sont plus classiques et plus complètes. La seconde approche vise l'identification directe des termes radiatifs atmosphériques par des considérations statistiques sur les images acquises. Ces algorithmes sont exclusivement orientés vers les propriétés des surfaces au sol.

La plupart des techniques de correction atmosphérique exposées ci-dessus permettent finalement de remonter au terme de surface de chaque pixel d'une image hyperspectrale (équation 2.2). Il ne reste plus qu'à séparer l'information d'émissivité de celle de température de surface dans cette dernière expression. C'est le rôle des méthodes de découplage émissivité-température.

2.2 Le découplage émissivité-température de surface

La majorité des techniques exposées ci-dessous ont été étudiées et comparées par K. Kanani au cours de son doctorat ([KAN04], [KAN05]). Nous reprendrons ici les principales méthodes qu'il a mises en avant.

Comme nous l'avons vu au premier paragraphe, résoudre le problème de découplage revient à tenter de résoudre un système sous-déterminé. La plupart des techniques cherchent soit à éliminer une des inconnues, soit à la déterminer à l'aide d'information a priori. Nous verrons les trois principales catégories de méthodes qui sont :

- les méthodes relatives qui consistent à éliminer une inconnue (en général la température de surface) dans le système d'équations, permettant d'obtenir la forme générale des spectres d'émissivité ;
- les méthodes avec hypothèses qui supposent connue une des variables ;
- et les méthodes fondées sur la régularité de la loi d'émission de la cible au sol.

La plupart de ces méthodes ont été conçues pour fonctionner sur la fenêtre atmosphérique comprise entre 8 et 12 μm : beaucoup négligent le terme atmosphérique descendant, les autres se fondent sur des hypothèses des spectres d'émissivité à ces longueurs d'onde. Les seules exceptions notables sont les méthodes Spectral Smoothness et surtout Smoothness And Continuity (qui s'applique principalement entre 3 et 5 μm).

Commençons par les méthodes relatives

2.2.1 Les méthodes relatives

Ces techniques exploitent soit l'hypothèse de la faible dépendance en température du rapport des luminances $L_{Surf}(\lambda, T_{Surf}) = \varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{Surf})$ pour deux canaux spectraux voisins

(méthode spectral ratio), soit une approximation de la fonction de Planck (méthode des résidus alpha et méthode TISI). Elles permettent d'obtenir des spectres d'émissivités relatifs dans lesquels il est tout à fait possible de distinguer les bandes d'absorption, et se trouvent donc plutôt bien adaptées pour toutes les applications d'identification ou de classification. En revanche elles n'autorisent pas vraiment le calcul de la température des surfaces au sol.

Spectral Ratio

Après correction atmosphérique, le rapport des luminances dues à la surface au sol dans deux canaux spectraux adjacents est

$$\Delta L_j = \frac{L_{Surf}(\lambda_{i+1}, T_{Surf})}{L_{Surf}(\lambda_i, T_{Surf})} = \frac{\varepsilon(\lambda_{i+1})}{\varepsilon(\lambda_i)} \cdot \frac{B(\lambda_{i+1}, T_{Surf})}{B(\lambda_i, T_{Surf})} \quad (2.52)$$

Watson [WAT92a] montre que le rapport $\frac{B(\lambda_{i+1}, T_{Surf})}{B(\lambda_i, T_{Surf})}$ ne dépend que très peu de la température de surface : une estimation de celle-ci à 12 K près suffit pour obtenir un ratio $\frac{\varepsilon(\lambda_{i+1})}{\varepsilon(\lambda_i)}$ avec une précision inférieure à 1%, alors qu'elle conduirait à un taux d'erreur de 20% sur une estimation directe de l'émissivité. Sachant que $\varepsilon(\lambda) \leq 1$, Watson propose simplement de prendre pour estimation de T_{Surf} le maximum de la température de brillance après correction atmosphérique, puisqu'alors, $\max_{\lambda} (B^{-1}(\varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{Surf}))) \leq T_{Surf}$.

Cette méthode simple a l'avantage de ne nécessiter aucune supposition quant aux matériaux présents sur la scène observée.

Méthode des résidus alpha

Cette méthode utilise l'approximation de Wien ³ de la loi de Planck :

$$B(\lambda_i, T_{Surf}) \simeq \frac{C_1}{\lambda_i^5 \exp\left(\frac{C_2}{\lambda_i T_{Surf}}\right)} \quad (2.53)$$

qui permet de ré-écrire l'équation de la luminance quittant la surface sous la forme :

$$\lambda_i \ln(L_{Surf}(\lambda_i, T_{Surf})) = \lambda_i [\ln(\varepsilon_i) + \ln(C_1) - 5 \cdot \ln(\lambda_i)] - \frac{C_2}{T_{Surf}} \quad (2.54)$$

expression dans laquelle le terme T_{Surf} n'est plus lié à λ_i . Dès lors, en calculant la moyenne de cette dernière équation sur l'ensemble des bandes spectrales, et en lui soustrayant la relation évaluée en chaque bande, on obtient un système de N-1 équations indépendantes à N inconnues dans laquelle T_{Surf} n'intervient plus :

$$\frac{1}{N} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \lambda_j \ln(L_{Surf}(j)) = \frac{1}{N} \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \lambda_j \ln(\varepsilon_j) \right) + \frac{\ln(C_1)}{N} \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \lambda_j \right) - \frac{5}{N} \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \lambda_j \ln(\lambda_j) \right) \quad (2.55)$$

³Wilhelm Carl Werner Otto Fritz Franz Wien, 13/01/1864 Frishhausen - 30/08/1928 München, prix nobel de physique 1911 (pour cette approximation justement).

Le terme $\frac{1}{N} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \lambda_j \ln(L_{Surf}(i))$ est nommé α_i et donne son nom à la méthode.

Du système formé par les équations 2.55 on peut tirer un rapport entre les émissivités $\frac{\varepsilon(\lambda_i)}{\varepsilon(\lambda_j)}$. Tout comme la méthode précédente, cette technique ne permet pas de calculer les valeurs réelles des émissivités, et deux éléments ayant le même spectre d'émissivité à leur valeur moyenne près ne pourront pas être distingués. Cependant, "l'émissivité alpha" demeure tout à fait valide pour toute application de classification. Afin de lever la dernière indétermination Kealy et Hook [KH93] font état d'une formule empirique liant la valeur de la variance des coefficients alpha d'un matériau et la moyenne de son spectre d'émissivité.

Méthode T.I.S.I.

Développée en 1990 par Becker et Li [BL90], elle utilise quant à elle l'approximation de Slater de la fonction de Planck sur la bande λ_i

$$B(\lambda_i, T_{Surf}) = a_i T_{Surf}^{n_i} \quad (2.56)$$

où a_i et n_i sont des coefficients constants sur la bande considérée.

Avec cette dernière relation, on peut écrire l'équation donnant la luminance quittant la surface AVANT correction atmosphérique et au niveau du sol sous la forme :

$$\begin{aligned} L_S(\lambda_i, T_{Surf}) &= \varepsilon_i B(\lambda_i, T_{Surf}) + (1 - \varepsilon_i) L_{atm}^\downarrow(\lambda_i) \\ &= C_i \varepsilon_i a_i T_{Surf}^{n_i}(i) \end{aligned} \quad (2.57)$$

où $C_i = 1 + \frac{1 - \varepsilon_i}{\varepsilon_i} \frac{L_{atm}^\downarrow(\lambda_i)}{B(\lambda_i, T_{Surf})}$.

Le TISI de N bandes est ainsi défini comme le produit

$$TISI = \prod_{i=1}^N L_S(\lambda_i, T_{Surf})^{b_i} \quad (2.58)$$

et le TISIE comme un produit de luminances issues directement de la surface au sol :

$$TISIE = \prod_{i=1}^N (\varepsilon_i B(\lambda_i, T_{Surf}))^{b_i} \quad (2.59)$$

les b_i étant définis par la relation $\sum_{i=1}^N b_i n_i = 0$. Celle-ci nous permet d'écrire $TISI = \prod_{i=1}^N C_i^{b_i} \varepsilon_i^{b_i} a_i^{b_i}$

et $TISIE = \prod_{i=1}^N a_i^{b_i} \varepsilon_i^{b_i}$ et donc :

$$TISI = C.TISIE \quad (2.60)$$

Or les C_i sont souvent très proches de l'unité puisque $L_{atm}^\downarrow \ll B(\lambda_i, T_{Surf})$ et ε_i est souvent proche de 1. Dès lors, par un choix judicieux des coefficients b_i , il est possible de faire apparaître les rapports entre les valeurs des émissivités de deux bandes différentes. Par exemple, si l'on prend $b_i = 1$, $b_j = -\frac{n_i}{n_j}$, et $b_k = 0 \forall k \neq i, j$, la relation 2.60 devient :

$$\frac{\varepsilon_i^{n_j}}{\varepsilon_j^{n_i}} = \frac{a_j^{n_i} L_S(\lambda_i, T_{Surf})^{n_i}}{a_i^{n_j} L_S(\lambda_j, T_{Surf})^{n_i}} \quad (2.61)$$

Encore une fois, on n'obtient qu'un spectre d'émissivité relatif. On pourra trouver plus de détail sur la méthode dans [LB93].

Ces méthodes fonctionnent d'autant mieux pour une émissivité de surface proche de 1 et sur les fenêtres atmosphériques : cela permet de négliger le terme atmosphérique descendant pour les méthodes "Spectral Ratio" et de "Résidus alpha" et d'approcher la valeur des C_i de l'unité pour la méthode TISI.

Lorsqu'il devient nécessaire d'obtenir des valeurs d'émissivité, et non des valeurs relatives, certains auteurs préfèrent se tourner vers une seconde catégorie de méthodes : celles avec hypothèses.

2.2.2 Les méthodes avec hypothèses

La stratégie de ces approches est des plus classiques : afin de lever l'indétermination du système à résoudre, elles ajoutent une équation sous la forme d'information a priori, information souvent liée au spectre d'émissivité des surfaces au sol.

"Reference Channel" et "Emissivity Normalization"

La méthode "Reference Channel" a été développée par Kahle ([KMS80] et [KA92]). Elle suppose que sur une bande spectrale donnée, les valeurs des émissivités des pixels d'une même image sont identiques. Dès lors, il est possible de calculer la température des surfaces au sol pour cette bande et d'en déduire les spectres d'émissivité complets.

L'algorithme "Emissivity Normalization" fonctionne à peu près sur le même principe : elle commence par supposer que pour un pixel, le spectre d'émissivité est constant et vaut ε_{max} . On obtient ainsi un spectre de température, dont la valeur maximale sera prise comme température du pixel. Par un calcul identique à celui du "reference channel", on en déduit le spectre d'émissivité du pixel ([LBSW99]).

Encore une fois, ces deux méthodes ne permettent pas réellement de remonter aux véritables valeurs des spectres puisqu'elles fixent arbitrairement l'une d'entre elles. Il est cependant possible de limiter les erreurs commises par un choix judicieux de cette dernière.

Temperature/Emissivity Separation (TES)

Développé par Gillespie ([GRM⁺98]) pour ASTER, cet algorithme assez complexe est le regroupement de trois techniques de séparation émissivité-température. Son principe fondamental repose sur une équation empirique permettant de lier la valeur minimale du spectre d'émissivité d'un matériau à une mesure du contraste de ce même spectre.

L'algorithme est découpé en trois modules. Le premier est formé par l'algorithme "Emissivity Normalization", que l'on fait tourner en boucle jusqu'à l'obtention d'une première estimation acceptable de la forme du spectre d'émissivité. Cette dernière est ensuite transférée au module "Ratio", dont le rôle est uniquement de normaliser l'émissivité par sa valeur moyenne :

$$\beta(\lambda) = \frac{\varepsilon(\lambda)}{\bar{\varepsilon}} \quad (2.62)$$

Enfin, le module "Minimum-Maximum Difference" commence par calculer l'amplitude du facteur β sur la bande spectrale considérée

$$MMD = \max_{\lambda}(\beta) - \min_{\lambda}(\beta) \quad (2.63)$$

puis applique la formule empirique suivante

$$\varepsilon_{min} = 0.994 - 0.687 \cdot MMD^{0.737} \quad (2.64)$$

Dès lors, le spectre d'émissivité du pixel considéré vaut :

$$\varepsilon(\lambda) = \frac{\beta(\lambda)}{\min(\beta)} \varepsilon_{min} \quad (2.65)$$

La formule empirique précédente peut poser quelques difficultés pour certains sols.

2.2.3 Les méthodes de régularisation

Nous avons vu que les spectres de phénomènes atmosphériques (facteur de transmission, émission de l'atmosphère, etc.) sont beaucoup plus chahutés du fait de la présence de nombreuses raies fines d'absorption que les spectres liés à une surface (émission de la surface ou spectre d'émissivité). Cette différence qui a déjà été exploitée par l'algorithme de correction atmosphérique AAC peut aussi servir pour les méthodes de découplage, car elle impose une contrainte de régularité sur le spectre d'émissivité estimé.

Grey Body emissivity

Cette technique principalement multispectrale exploite le critère de régularité sous la forme d'une contrainte sur le nombre de valeurs possibles prises par l'estimée de l'émissivité de la surface ([BP96]). Supposons que nous disposons de mesures de luminances à N longueurs d'ondes différentes $L(\lambda_i)$, corrigées des influences atmosphériques, à partir desquelles nous souhaitons estimer la température et le spectre d'émissivité de la surface au sol. Nous avons $L(\lambda_i) = \varepsilon(\lambda_i) B(\lambda_i, T_{Surf})$ pour $i = 1, \dots, N$. Nous cherchons $\hat{\varepsilon}(\lambda_i)$ et \hat{T}_{Surf} les estimées de l'émissivité et de la température de surface qui minimisent l'erreur quadratique moyenne

$$\mathcal{E} = \sum_{i=1}^N \left(L(\lambda_i) - \hat{\varepsilon}(\lambda_i) B(\lambda_i, \hat{T}_{Surf}) \right)^2$$

sous la contrainte

$$\forall i \in \{1, \dots, N\}, \hat{\varepsilon}(\lambda_i) \in \{\hat{\varepsilon}_1, \dots, \hat{\varepsilon}_M\} \text{ avec } M < N$$

L'algorithme fonctionne itérativement : à partir d'une première estimation \hat{T}_{Surf}^0 de la température de la surface au sol, il utilise la dérivée de \mathcal{E} par rapport à $\hat{\varepsilon}(\lambda_i)$ pour obtenir une première estimée du spectre d'émissivité. Celle-ci est utilisée pour évaluer la dérivée de \mathcal{E} par rapport à \hat{T}_{Surf} en \hat{T}_{Surf}^0 . Si cette dérivée est non nulle, on ajuste \hat{T}_{Surf}^0 par $\delta\hat{T}_S^0$, tel que

$$\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial \hat{T}_{Surf}} \left(\hat{T}_{Surf} = \hat{T}_{Surf}^0 + \delta\hat{T}_S^0 \right) = \frac{\partial \mathcal{E}}{\partial \hat{T}_{Surf}} \left(\hat{T}_{Surf} = \hat{T}_{Surf}^0 \right) + \delta\hat{T}_S^0 \frac{\partial^2 \mathcal{E}}{\partial \hat{T}_{Surf}^2} \left(\hat{T}_{Surf} = \hat{T}_{Surf}^0 \right) = 0$$

La contrainte de régularité est ensuite appliquée en classant les N $\hat{\varepsilon}(\lambda_i)$ par ordre croissant, en les regroupant par couple et en égalisant les membres de chaque couple. Le spectre estimé n'a alors plus que $M = \frac{N}{2}$ valeurs différentes.

Ces opérations sont répétées en boucle jusqu'à ce qu'on estime la convergence du processus atteinte.

Spectral Smoothness et Smoothness and Continuity

La contrainte de régularité diversement utilisée par les scientifiques, trouve sa mise en oeuvre la plus populaire et la plus pertinente dans l'algorithme Spectral Smoothness (SpSm [BOR98]).

Il est destiné à résoudre le problème du découplage émissivité/température pour des mesures de luminances aéroportées, satellitaires ou terrains.

Pour de telles mesures, l'équation du transfert radiatif est donnée par l'équation 2.3, à partir de laquelle on peut extraire un spectre d'émissivité si l'on a une estimation des paramètres atmosphériques. On peut donc écrire :

$$\tilde{\varepsilon}(\lambda) = \frac{L_{\text{Capteur}}(\lambda, T_{\text{Surf}}) - \tau(\lambda) \frac{E^\downarrow(\lambda)}{\pi} - L_{\text{atm}}^\uparrow(\lambda)}{\tau(\lambda) \left(B(\lambda, T_{\text{Surf}}) - \frac{E^\downarrow(\lambda)}{\pi} \right)} \quad (2.66)$$

Borel a constaté qu'une erreur d'estimation de T_{Surf} fait apparaître dans $\tilde{\varepsilon}$ de fines raies (atmosphériques), contredisant l'hypothèse de régularité d'un spectre d'émissivité. L'algorithme SpSm propose donc de faire varier itérativement T_{Surf} sur une plage de température assez vaste, et de conserver la température pour laquelle $\tilde{\varepsilon}(\lambda)$ est le plus lisse.

Cette méthode nécessite tout de même un capteur d'une assez bonne résolution spectrale, puisqu'il doit pouvoir faire apparaître les fines raies atmosphériques présentes en dehors des grandes bandes d'absorption. Il semblerait que la limite de résolution soit de l'ordre de 15 cm^{-1} .

Récemment, la méthode SpSm a été adaptée par Keyvan Kanani ([KAN05]) afin de prendre en compte les effets directionnels de la surface au sol. Le nouvel algorithme nommé Smoothness and Continuity (SmaC) a été mis au point pour la détermination de l'émissivité d'une surface au sol en environnement extérieur à l'aide de mesures de luminances acquises à moins de 2 m d'altitude. Dans de telles conditions, la luminance mesurée par le capteur est donnée par l'équation 2.3 dans laquelle on a retiré le terme atmosphérique montant

$$L_{\text{Capteur}}(\lambda, T_{\text{Surf}}) = \varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{\text{Surf}}) + (1 - \varepsilon(\lambda)) \frac{E^\downarrow(\lambda)}{\pi} \quad (2.67)$$

Cette équation est utilisée telle quelle entre 8 et $13 \mu\text{m}$ pour obtenir T_{Surf} grâce à SpSm. Les effets directionnels sont pris en compte sur les mesures entre 3.5 et $5 \mu\text{m}$. Si l'on nomme θ_v et φ_v les directions de visée du capteur, θ_s et φ_s les directions de l'éclairement solaire, et E_s ce même éclairement solaire, l'équation précédente s'écrit

$$\begin{aligned} L_{\text{Capteur}}(\lambda, T_{\text{Surf}}, \theta_v, \varphi_v) &= \varepsilon(\lambda, \theta_v, \varphi_v) B(\lambda, T_{\text{Surf}}) + (1 - \varepsilon(\lambda, \theta_v, \varphi_v)) \frac{E^\downarrow(\lambda)}{\pi} \\ &\quad + \text{brdf}(\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v) E_s(\lambda, \theta_s, \varphi_s) \end{aligned} \quad (2.68)$$

où brdf est la fonction de distribution des réflectances bidirectionnelles de la surface et où E^\downarrow est l'éclairement atmosphérique descendant intégré sur la demi-sphère au dessus de la surface.

Tenter de résoudre le problème tel quel pour retrouver ε est impossible puisque nous venons d'ajouter N inconnues à notre système (les N brdf). Pour simplifier, SmaC considère que l'on peut séparer les effets directionnels et spectraux de la brdf suivant la relation

$$\text{brdf}(\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v) = \frac{1}{\pi} f(\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v) (1 - \varepsilon(\lambda, \theta_v, \varphi_v))$$

dans laquelle f est nommé facteur de forme. A partir de cette dernière relation et de l'équation 2.68 on forme une estimée $\tilde{\varepsilon}$ (directionnelle) tout à fait similaire à l'équation 2.66

$$\tilde{\varepsilon}(\lambda, \theta_v, \varphi_v) = \frac{L_{\text{Capteur}}(\lambda, T_{\text{Surf}}) - \tau(\lambda) \frac{E(\lambda)}{\pi}}{\tau(\lambda) \left(B(\lambda, T_{\text{Surf}}) - \frac{E(\lambda)}{\pi} \right)} \quad (2.69)$$

où $E(\lambda) = E^\downarrow(\lambda) + f(\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v) E_s(\lambda, \theta_s, \varphi_s)$. Or il existe une longueur d'onde λ_c entre 3.5 et $5 \mu\text{m}$ pour laquelle le dénominateur de 2.69 s'annule et donc pour laquelle on observe une

discontinuité de $\tilde{\varepsilon}$. Plus que la régularité des spectres, SmaC exploite leur continuité en calculant une régression linéaire $\tilde{\varepsilon}_g$ (respectivement $\tilde{\varepsilon}_d$) de $\tilde{\varepsilon}$ sur quelques longueurs d'ondes à gauche (respectivement à droite) de la longueur d'onde de discontinuité et en cherchant le facteur de forme f_{opt} qui minimise la discontinuité du prolongement de $\tilde{\varepsilon}_g$ et $\tilde{\varepsilon}_d$ en λ_c .

$\tilde{\varepsilon}$ calculé à l'aide de f_{opt} est prise pour estimée de l'émissivité directionnelle de la surface au sol. Kanani montre que cette prise en compte simple mais efficace des effets directionnels améliore sensiblement les résultats du découplage émissivité/température de surface.

2.2.4 Et tant d'autres encore...

Il existe d'autres méthodes cherchant une réponse au problème du découplage émissivité/température de surface, mais la plupart ne sont malheureusement pas adaptées aux données (intervalle d'acquisition, finesse des bandes spectrales, résolution spatiale...) du problème que nous envisageons.

Il convient tout de même de citer, pour leur intérêt et leur précision les stratégies "multi-températures" ([WAT92b], [WL97], [LB93]) qui consistent à exploiter directement, ou via les indices TISI plusieurs acquisitions de la même scène à des températures de cible différentes. En effet, si entre deux instants de mesure, la nature des surfaces au sol n'a pas changé, mais qu'en revanche les températures de celles-ci sont différentes, le second passage nous permet d'obtenir un nouveau système de N équations et $N+1$ inconnues, parmi lesquelles les N émissivités sont communes à toutes les mesures. Pour deux acquisitions, le problème consiste donc en la résolution d'un système de $2N$ équations et $N+2$ inconnues. Ce déséquilibre entre équations et inconnues, permet d'une part de trouver les températures des surfaces au sol et d'établir leur spectre d'émissivité, mais autorise aussi d'intégrer au problème des variables estimées (telles des composantes atmosphériques) et donc d'affiner les résultats.

Ces méthodes multitempératures sont les seules en théorie à pouvoir résoudre le problème de la séparation émissivité/température de surface, puisqu'elles ne font appel à aucune information a priori, ni méthodes empiriques. Cependant elles sont coûteuses en terme de moyens, nécessitent l'invariance de l'état des surfaces mesurées entre les deux passages, et sont très sensibles au problème de référencement des pixels entre les images des deux acquisitions.

Références additionnelles : [KA92], [LIA98].

2.3 Des estimateurs non linéaires

Comme nous l'avons vu, l'approche par sondage nécessite la mise en place de méthodes d'estimation des propriétés atmosphériques. Les dernières techniques dans ce domaine et les travaux menés par le LMD depuis une dizaine d'années nous ont convaincus de l'intérêt des réseaux de neurones pour ces calculs. Ces algorithmes d'estimation, en plein essor aujourd'hui, ont bien des avantages au regard de nos objectifs. Une fois paramétrés, ils sont rapides, tiennent compte de la statistique du problème, permettent, à l'instar de 3I, de faire intervenir facilement un grand nombre de paramètres de natures différentes, et surtout, permettent de prendre en compte les non-linéarités du problème. Cette dernière partie leur est donc consacrée.

2.3.1 Des neurones et de leur mise en réseau

Les premiers réseaux de neurones artificiels sont apparus dans les années 40 dans une tentative de convergence de deux domaines de recherche particulièrement actifs depuis le début du XXème siècle : la neurobiologie et l'intelligence artificielle. Pour les biologistes l'enjeu n'est rien moins que l'étude fonctionnelle du cerveau avec en ligne de mire le rêve inavoué d'une possible explication fonctionnelle du processus de la pensée et des idées. Du côté des mathématiciens,

les travaux de l'époque (largement alimentés par Hilbert⁴, Von Neumann⁵ et Turing⁶) sont à l'ébauche d'une théorie de la calculabilité, clé du monde de l'intelligence artificielle. Et même si les découvertes dans ce nouveau domaine tendent plutôt à limiter les possibles performances d'une éventuelle machine à calculer universelle ([GOE31]), Mccullough et Pitts, devant les redoutables capacités de traitement de l'information de systèmes neuronaux vivants, décident de formaliser les connaissances du fonctionnement des neurones biologiques par des outils mathématiques afin d'étudier les performances de réseaux artificiels. Ainsi naissent les premières structures neuronales formelles.

Malheureusement, les avancées de la neurobiologie comme celles de la nouvelle discipline connexionniste éloignent chaque fois un peu plus l'espoir de voir les réseaux de neurones vivants être expliqués ou à défaut modélisés par les réseaux formels (tels que décrits actuellement) : les capacités de traitement des structures artificielles restent nettement inférieures à celles de leur pendant biologique, même les plus simples.

La théorie du calcul neuronal s'éloigne donc des disciplines biologiques, mais fait une entrée remarquée dans la théorie de la calculabilité au même titre que les automates cellulaires de Von Neumann, la logique opérationnelle, les machines de Turing, et les premiers éléments de l'informatique en tant que science du traitement de l'information. Les réseaux neuronaux actuels doivent donc plus leurs surprenants résultats aux mathématiques et surtout aux statistiques qu'à la biologie.

L'utilisation des réseaux artificiels est longtemps restée faible par manque de moyens de calculs performants. Les avancées en informatique et de récents travaux démontrant que certains types de réseaux que nous présenterons plus loin sont capables d'approcher aussi finement voulu n'importe quelle fonction continue de plusieurs variables sont finalement parvenus à propulser ces structures au coeur des méthodes d'estimation.

Aujourd'hui, le terme historique de réseau de neurones fait principalement référence à la représentation graphique originale que l'on fait habituellement de ces estimateurs (c.f. figure 2.2), mais ne doit pas masquer la fonction mathématique et l'outil qu'il représente dont le réel intérêt réside dans son paramétrage.

L'élément fondamental d'un réseau

Un neurone formel est une simple unité de calcul avec plusieurs entrées x_i pondérées par des poids w_i , un biais constant b , une fonction mathématique interne dite fonction d'activation f , et une sortie s .

La sortie est l'évaluation de la fonction d'activation à la somme pondérée des entrées et du biais

$$s(x_1, x_2, \dots, x_n) = f\left(b + \sum_i w_i x_i\right) \quad (2.70)$$

Un neurone réalise donc en général une fonction de \mathbb{R}^n (les x_i) dans \mathbb{R} , fonction paramétrée par les poids w_i et le biais b (c.f. figure 2.1) :

$$s : \begin{cases} \mathbb{R}^n & \rightarrow & \mathbb{R} \\ \mathbf{x} & \mapsto & s(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}, b, \mathbf{w}) \end{cases} \quad (2.71)$$

Les poids permettent de pondérer l'importance de chaque entrée dans le calcul de la sortie, alors que le biais ajuste la plage d'utilisation de f .

⁴David Hilbert 23/01/1862 Königsberg - 14/02/1943 Göttingen

⁵János Lajos Neumann puis János Lajos Von Neumann et enfin John Von Neumann, 28/12/1903 Budapest - 08/02/1957 USA.

⁶Allan Mathison Turing, 23/06/1912 Paddington - 07/06/1954

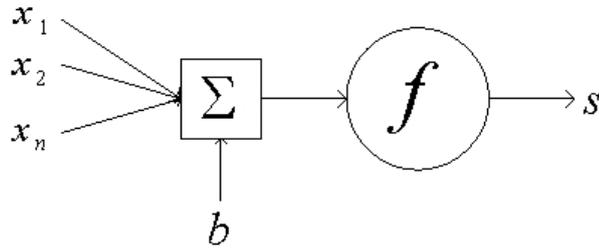


FIG. 2.1 – Un neurone formel

Il est possible de choisir n'importe quelle fonction pour f , mais en général on opte soit pour une fonction linéaire du type $f(x) = \alpha x$ (auquel cas le neurone est appelé "neurone linéaire"), soit pour une fonction non-linéaire du type sigmoïde (c.f. la fonction 2.73). Ce second choix est le plus couramment fait car il possède deux avantages non négligeables. Le premier est du à l'asymptote horizontale des fonctions sigmoïde en $+\infty$ et $-\infty$ qui évite la propagation de valeurs élevées potentiellement sources de divergences dans le réseau. Le second avantage est l'introduction de non-linéarités dans le problème permettant l'obtention de modèles de régression non linéaires. C'est actuellement l'une des principales raisons de l'utilisation des réseaux de neurones en estimation.

Il existe des neurones dont la fonction d'activation est booléenne, i.e. à valeur dans $0,1$, mais ils sont souvent réservés à des applications de classification ou à du calcul de propositions logiques.

Des relations entre neurones à l'ébauche d'un réseau

La mise en réseau de neurones consiste principalement à cascader ceux-ci, c'est-à-dire à utiliser les sorties de neurones comme entrée d'autres. Un réseau réalise ainsi une fonction de \mathbb{R}^m dans \mathbb{R}^p paramétrée par l'ensemble \mathbf{W} des poids et biais de tous les neurones.

$$g : \begin{cases} \mathbb{R}^m & \rightarrow \mathbb{R}^p \\ \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_m) & \mapsto \mathbf{y} = g(\mathbf{x}, \mathbf{W}) \end{cases} \quad (2.72)$$

- Dans un réseau de neurones traditionnel, il est possible de distinguer trois types de neurones :
- les neurones dits d'entrée qui "collectent" les entrées générales du réseau ;
 - les neurones de sortie qui présentent les sorties du réseau ;
 - et les neurones "cachés" qui ne sont ni des entrées ni des sorties.

La figure 2.2 montre un réseau à 3 neurones d'entrée, 2 neurones de sortie et 5 neurones cachés.

Dans la plupart des études, la fonction d'activation des neurones d'entrée est la fonction identité. Cela revient en quelque sorte à ne faire aucun "prétraitement" sur les valeurs numériques du problème et à laisser les calculs aux seules couches cachées.

L'architecture du réseau et les paramètres (poids et biais) de chaque neurone définissent entièrement la fonction réalisée par le réseau. Afin de formaliser les effets de l'architecture, dans toute la suite de la thèse, nous ne considérerons qu'un certain type d'organisation des neurones : les perceptrons multicouches (P.M.C.).

Un tel réseau est organisé en couches de neurones. Une couche succède à une autre, chaque neurone d'une même couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente, et à tous les

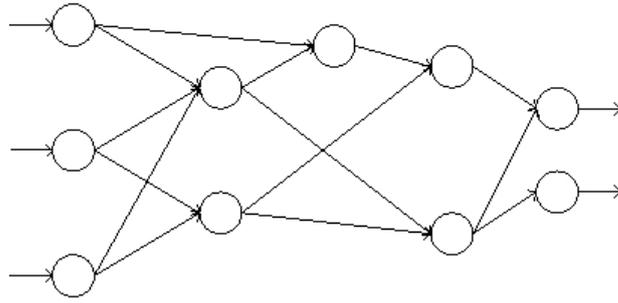


FIG. 2.2 – Un réseau de neurones

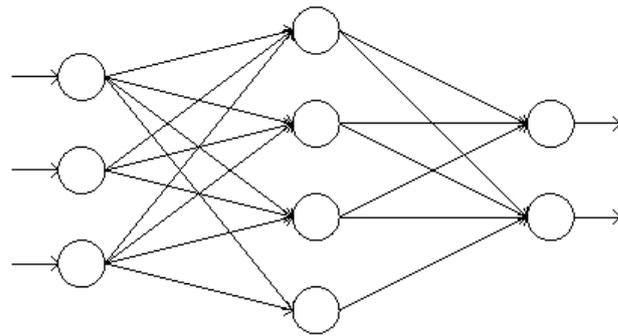


FIG. 2.3 – Un perceptron multicouches à une couche cachée

neurones de la couche suivante. On parle de réseau orienté puisqu'un neurone ne communique les résultats de son calcul qu'à tous les neurones de la couche qui succède à la sienne. La propagation de l'information à travers le réseau ne se fait que dans un seul sens. La figure 2.3 montre un tel réseau.

Pour tous les neurones de calcul, nous prendrons comme fonction d'activation la fonction logistique (sigmoïde)

$$f : \begin{cases} \mathbb{R} & \rightarrow & \mathbb{R} \\ x & \mapsto & f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \end{cases} \quad (2.73)$$

On pourrait imaginer que le choix d'un perceptron multicouche restreint les capacités d'estimations des réseaux, mais il n'en est rien : les travaux mathématiques de Funahashi et Cybenko ([PG89], [FUN89], [CYB89]) évoqués dans l'historique montrent qu'un perceptron multicouche à deux couches cachées et à fonction d'activation sigmoïde peut approcher aussi précisément que souhaité n'importe quelle fonction continue. Dans la pratique, une seule couche suffit en général pour approcher avec une très bonne précision la plupart des fonctions suffisamment régulières et le gain en précision acquis lors du passage d'un estimateur à une couche cachée à un estimateur à deux couches cachées ne vaut en général pas le coût calculatoire nécessaire à la paramétrisation de la seconde couche. Ce point que nous avons eu l'occasion de vérifier lors des travaux de cette thèse nous a donc amené à ne considérer que des perceptrons à une couche cachée.

Le principal avantage des perceptrons multicouches réside donc plus dans la formalisation de modèles d'architecture déclinables à l'infini que dans un gain de performance d'estimation.

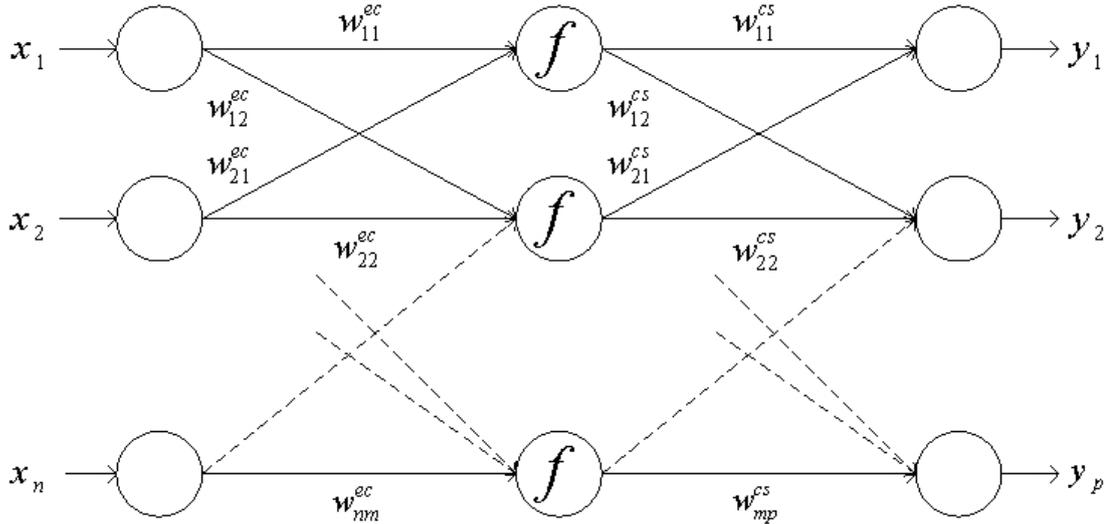


FIG. 2.4 – La notation des poids du P.M.C.

Autrement dit, un P.M.C. permet de figer d'emblée la question du positionnement des neurones les uns par rapport aux autres, ne laissant comme paramètre architectural ajustable que le nombre de neurones pour chaque couche.

2.3.2 De la formation d'un réseau

Comment transformer un perceptron à une couche cachée et à fonction d'activation sigmoïde en estimateur spécifique? Nous l'avons vu, il nous faut fixer les paramètres "réseau" (l'architecture), et les paramètres "neurones" (les poids et biais) afin d'approcher une fonction... que nous ne connaissons pas. La détermination de l'architecture optimale se fait en général en analysant les performances d'un ensemble de réseaux d'architectures différentes. Dans la pratique, on commence donc par créer un petits nombres de réseaux dont on détermine les paramètres \mathbf{W} à l'aide des méthodes d'apprentissage.

L'apprentissage d'un réseau

Dans toute la suite nous ne considérerons qu'un P.M.C. à une couche cachée comportant m neurones, à fonction d'activation sigmoïde f , à n entrées $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ et p sorties $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_p)$. L'ensemble des paramètres du réseau est noté \mathbf{W} , et la fonction réalisée par celui-ci est

$$g : \begin{cases} \mathbb{R}^n & \rightarrow & \mathbb{R}^p \\ \mathbf{x} & \mapsto & \mathbf{y} = g(\mathbf{x}, \mathbf{W}) \end{cases}$$

Afin de bien identifier les poids, nous mettrons en exposant ec lorsque le poids considéré lie un neurone de la couche d'entrée à un neurone de la couche cachée et cs lorsqu'il lie un neurone de la couche cachée à un neurone de sortie. Ainsi w_{ij}^{ec} est le poids qui lie le i^{eme} neurone de la couche d'entrée au j^{eme} neurone de la couche cachée. La figure 2.4 donne une représentation du réseau considéré.

Pour modéliser la fonction à approcher, le scientifique dispose en général d'exemples de mesures pour lesquelles il connaît les valeurs des entrées. Ces N exemples forment ce que l'on appelle la base d'apprentissage \mathcal{B} , et nous indiquerons par \mathcal{B} les entrées et les sorties d'un élément de celle-ci. L'objectif est donc de modéliser une fonction qui passe au plus près de chacune des mesures $\mathbf{z}_i^{\mathcal{B}} = (\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}, \mathbf{y}_i^{\mathcal{B}})$ et qui soit capable d'interpoler les résultats pour des entrées ne faisant pas partie de la base d'exemples. Cela revient à chercher l'ensemble des paramètres \mathbf{W} qui minimisent une erreur d'estimation commise par g .

Principe de l'apprentissage. On considère en général l'écart quadratique entre la sortie du réseau $g(\mathbf{x})$ et celle attendue \mathbf{y}

$$J(\mathbf{W}) = \sum_{i \in \mathcal{B}} \sum_{j=1}^p (y_{ij}^{\mathcal{B}} - g_j(\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}, \mathbf{W}))^2 \quad (2.74)$$

où

- $\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}$ est l'entrée du i^{eme} exemple de la base \mathcal{B}
- $y_{ij}^{\mathcal{B}}$ est la j^{eme} composante de la mesure du i^{eme} exemple de \mathcal{B}
- $g_j(\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}, \mathbf{W})$ est la j^{eme} composante de la sortie du réseau lorsque l'entrée de celui-ci est $\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}$.

Les paramètres optimaux \mathbf{W}_{opt} (pour \mathcal{B}) sont ceux qui minimisent cette erreur.

L'algorithme de rétropropagation du gradient... L'algorithme de rétropropagation du gradient met à jour les paramètres du réseau pour chaque exemple de la base d'apprentissage en exploitant une descente de gradient. L'erreur quadratique commise par le réseau pour le i^{eme} exemple de \mathcal{B} est

$$J_i(\mathbf{W}) = \sum_{j=1}^p (y_{ij}^{\mathcal{B}} - g_j(\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}, \mathbf{W}))^2 = \sum_{j=1}^p \varepsilon_{ij}^2 \quad (2.75)$$

La descente du gradient consiste à corriger \mathbf{W} selon la courbe de plus grande pente de $J_i(\mathbf{W})$. Ainsi le poids w est corrigé par

$$\Delta w = -\gamma \frac{\partial J_i(\mathbf{W})}{\partial w} \quad (2.76)$$

où γ est un nombre positif. En nommant $s_k^c(\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}})$ la sortie du neurone k de la couche cachée, la j^{eme} sortie du réseau est

$$\begin{aligned} g_j(\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}, \mathbf{W}) &= \sum_{k=1}^m w_{kj}^{cs} s_k^c(\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}) \\ &= \sum_{k=1}^m w_{kj}^{cs} f \left(\sum_{l=0}^n w_{lk}^{ec} x_{il}^{\mathcal{B}} \right) \end{aligned} \quad (2.77)$$

Ainsi pour les neurones de la couche de sortie, w_{tu}^{cs} n'intervenant dans le calcul de g_j que via le neurone caché t

$$\Delta w_{tu}^{cs} = -\gamma \frac{\partial J_i(\mathbf{W})}{\partial w_{tu}^{cs}} = -2 \cdot \gamma \cdot \varepsilon_{iu} \cdot s_t^c(\mathbf{x}_i^{\mathcal{B}}) \quad (2.78)$$

Pour les neurones de la couche cachée

$$\begin{aligned}
\Delta w_{tu}^{ec} &= -2 \cdot \gamma \cdot \sum_{j=1}^p \varepsilon_{ij} \frac{\partial}{\partial w_{tu}^{ec}} \left(\sum_{k=1}^m w_{kj}^{cs} s_k^c(\mathbf{x}_i) \right) \\
&= -2 \cdot \gamma \cdot \sum_{j=1}^p \varepsilon_{ij} w_{uj}^{cs} f' \left(\sum_{l=1}^n w_{lu}^{ec} x_{il} \right) x_{it}
\end{aligned} \tag{2.79}$$

L'algorithme de rétropropagation commence donc par initialiser tous les paramètres \mathbf{W} au hasard, puis pour chaque élément \mathbf{x}_i^B de la base d'apprentissage il calcule $g(\mathbf{x}_i^B, \mathbf{W})$ et les ε_{ij} . Chaque poids est ajusté suivant les équations 2.78 et 2.79 et le processus est répété jusqu'à l'obtention d'un réseau jugé suffisamment performant. Les calculs effectués plus haut se généralisent très bien à des perceptrons multicouches à deux couches cachées, mais sont un peu plus lourds.

... et quelques optimisations. La rétropropagation du gradient peut s'achever sur un minimum local de J . Il existe donc différentes versions de l'algorithme qui tentent de s'affranchir de cette limitation. La première est la descente du gradient stochastique : au lieu de suivre la plus grande pente, la direction de descente comporte une part aléatoire. Les oscillations qui se produisent autour des minima locaux permettent parfois d'en sortir, mais dégradent les performances de l'algorithme lorsque celui-ci approche du minimum global. La seconde adaptation de l'algorithme est la prise en compte d'un effet mémoire : au calcul des Δw à l'instant t on ajoute la valeur de Δw évaluée à l'instant précédent multipliée par un facteur dit d'oubli $\alpha < 1$. On donne ainsi une "inertie" dans la descente qui peut permettre de sortir des minima locaux. Les algorithmes les plus performants dans le domaine sont du second ordre : ils exploitent non seulement les dérivés premières de J , mais aussi ses dérivés secondes, et convergent en général plus rapidement vers les poids optimaux. Si la descente du gradient "classique" telle qu'expliquée ci-dessus exploite le gradient de $J(\mathbf{W})$, les algorithmes du second ordre exploitent son Hessien. Si l'on nomme \mathbf{W}_k la valeur des poids trouvée à la k^m itération, le développement limité au second ordre de J autour du point \mathbf{W}_{k+1} est :

$$J(\mathbf{W}_{k+1}) \simeq J(\mathbf{W}_k) + (\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k)^t \nabla J(\mathbf{W}_k) + \frac{1}{2} (\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k)^t [\nabla^2 J(\mathbf{W}_k)] (\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k)$$

où ∇J est le gradient de J , et $\nabla^2 J$ son Hessien. Pour obtenir le minimum de cette expression en \mathbf{W}_{k+1} , on la dérive en annulant son gradient, et on obtient

$$0 = \nabla J(\mathbf{W}_k) + [\nabla^2 J(\mathbf{W}_k)] (\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k)$$

et finalement,

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k - [\nabla^2 J(\mathbf{W}_k)]^{-1} \nabla J(\mathbf{W}_k) \tag{2.80}$$

\mathbf{W} étant en général de dimension assez élevé, le calcul de l'inverse du Hessien de J se fait souvent par des méthodes approchées. La plus utilisée de ces approximations est celle de Levenberg-Maquardt pour laquelle

$$\nabla^2 J \simeq 2\mathbf{Z}^t \mathbf{Z} \tag{2.81}$$

où \mathbf{Z} est ce que l'on nomme la matrice jacobienne du réseau de neurones, et est définie par

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} \frac{\partial g(\mathbf{x}_1, \mathbf{W})}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial g(\mathbf{x}_1, \mathbf{W})}{\partial w_q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g(\mathbf{x}_N, \mathbf{W})}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial g(\mathbf{x}_N, \mathbf{W})}{\partial w_q} \end{pmatrix} \tag{2.82}$$

où g est le nombre de paramètres ajustables du réseau et N le nombre d'exemples de \mathcal{B} .

Attention, la matrice jacobienne du réseau de neurones n'est pas la matrice jacobienne de la fonction $g(\mathbf{x})$ réalisée par celui-ci. Pour le paramétrage, seuls comptent les poids \mathbf{W} et les éléments de la base \mathcal{B} . \mathbf{Z} est la matrice jacobienne du problème de l'optimisation des poids, c'est à dire d'une fonction qui lie les \mathbf{W} aux $g(\mathbf{x}_i, \mathbf{W})$.

Malgré le coût du calcul du Hessien de J et de son inverse, ces techniques du second ordre sont en général très bénéfiques car elles convergent bien plus rapidement que les classiques descentes du gradient et leurs dérivés. Nous avons donc choisi d'utiliser celles-ci.

Les excès du savoir

Le but de l'apprentissage est de paramétrer une fonction de manière à ce qu'elle passe en moyenne par l'ensemble des points du problème considéré, et les techniques de paramétrage font implicitement l'hypothèse que les éléments de la base \mathcal{B} sont d'égale influence sur le choix des paramètres \mathbf{W} (pour le constater, il suffit de regarder la fonction de coût J). Un déséquilibre dans l'importance des points de la base d'apprentissage traduit donc un écart du réseau par rapport à son objectif d'estimation en moyenne : l'influence anormalement élevée de certains exemples sur l'ajustement des poids au cours de l'apprentissage montre une spécialisation du réseau sur ces points; le réseau de neurones utilise spécifiquement certains de ses degrés de libertés que sont les poids \mathbf{W} pour passer au plus près de certains points de \mathcal{B} . Ce phénomène est nommé surapprentissage.

L'utilisation d'une base d'apprentissage finie pour le paramétrage d'un réseau de neurones fait systématiquement courir le risque de voir apparaître du surapprentissage. En effet, si la classe de fonction réalisable par le réseau de neurones considéré est suffisamment vaste, la minimisation de J sur \mathcal{B} peut conduire l'estimateur vers une fonction qui passe à proximité de tous les points de \mathcal{B} mais assez loin des points qui ne se trouvent pas dans \mathcal{B} et qui pourtant font partie du problème.

Le sur-apprentissage doit être évité à tout prix, soit en interrompant la paramétrisation du réseau avant que l'estimateur ne se spécialise trop sur \mathcal{B} , soit en éliminant un réseau paramétré pour lequel le diagnostic de sur-apprentissage est avéré.

Surveiller une erreur de validation. Il est possible de se doter d'un indicateur de sur-apprentissage en scindant l'ensemble des exemples du problème à notre disposition en deux bases distinctes, dont la première qui sera nommée base d'apprentissage \mathcal{B} servira au paramétrage du réseau, et dont la seconde, nommée base de validation \mathcal{V} , servira à la mesure de performance de généralisation de l'estimateur. Au cours de l'apprentissage, il suffit de calculer l'erreur quadratique moyenne commise sur chacune de ces bases

$$\mathcal{E}_{\mathcal{B}} = \frac{1}{\text{card}(\mathcal{B})} \sum_{i \in \mathcal{B}} (g(\mathbf{x}_i, \mathbf{W}) - \mathbf{y}_i)^2 \quad (2.83)$$

$$\mathcal{E}_{\mathcal{V}} = \frac{1}{\text{card}(\mathcal{V})} \sum_{i \in \mathcal{V}} (g(\mathbf{x}_i, \mathbf{W}) - \mathbf{y}_i)^2 \quad (2.84)$$

et de regarder leur évolution. Les algorithmes de minimisation qui permettent de trouver \mathbf{W}_{opt} garantissent la décroissance de l'erreur d'apprentissage 2.83 au cours du temps. L'erreur de validation qui a tendance elle aussi à diminuer au début de la paramétrisation augmente au bout d'un certain nombre d'itérations (c.f. figure 2.5), dès que le réseau commence à se spécialiser sur les éléments de \mathcal{B} . Une croissance de $\mathcal{E}_{\mathcal{V}}$ doit entraîner l'arrêt immédiat de l'apprentissage. La configuration du réseau à cet instant devrait être la meilleure pour cette phase de paramétrisation.

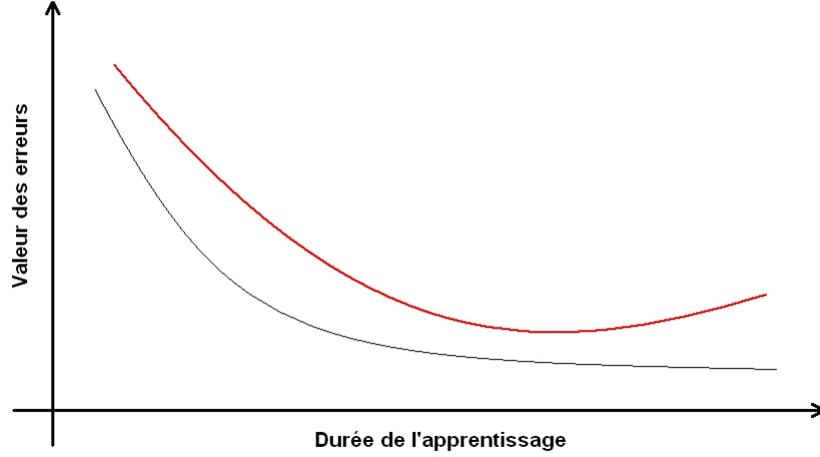


FIG. 2.5 – Exemple d'évolution de l'erreur d'apprentissage et de l'erreur de validation au cours d'une phase de paramétrisation (la courbe d'apprentissage est en noire et la courbe de validation en rouge).

Détecter le surapprentissage par l'analyse de \mathbf{Z} La matrice jacobienne \mathbf{Z} du réseau de neurones jouant un rôle prépondérant dans la détermination de \mathbf{W}_{opt} , l'analyse de son rang peut aussi permettre la détection de surapprentissage. En effet, si \mathbf{Z} n'est pas de rang plein, il existe $(\alpha_1, \dots, \alpha_{N-1}) \in \mathbb{R}^{*N-1}$ tel que $\forall i \in [1, \dots, q]$

$$\frac{\partial g(\mathbf{x}_N, \mathbf{W})}{\partial w_i} = \sum_{j=1}^{N-1} \alpha_j \frac{\partial g(\mathbf{x}_j, \mathbf{W})}{\partial w_i}$$

autrement dit, l'exemple N n'a aucune influence particulière sur les poids : son retrait de la base d'apprentissage ne modifierait pas le résultat de la convergence de \mathbf{W} . C'est bien un signe de surapprentissage.

Cependant, calculer le rang d'une matrice n'est pas aisé. On étudie donc la matrice $\mathbf{H} = \mathbf{Z}(\mathbf{Z}^t\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^t$. Si \mathbf{Z} est de rang plein, \mathbf{Z} possédant une colonne dont tout les termes sont égaux (à cause des biais de chaque neurone du réseau), les coefficients diagonaux h_{ii} de \mathbf{H} doivent vérifier

$$\forall i \in [1, \dots, N] \quad \frac{1}{N} \leq h_{ii} \leq 1 \quad (2.85)$$

et

$$rang(\mathbf{Z}) = trace(\mathbf{H}) = \sum_i h_{ii} \quad (2.86)$$

En théorie la matrice \mathbf{H} n'existe que si \mathbf{Z} est de rang plein. Les conditions 2.85 et 2.86 doivent donc être vues comme des indicateurs supplémentaires de détection de déficience du range de \mathbf{Z} . En d'autres termes, si le calcul de \mathbf{H} échoue, ou s'il réussit mais que l'une des deux conditions ci-dessus n'est pas vérifiée alors on peut conclure que \mathbf{Z} n'est pas de rang plein.

Notons que le calcul de \mathbf{H} et l'évaluation des conditions 2.85 et 2.86 ne permettent pas de contrôler l'apprentissage d'un réseau, elles ne font que détecter le surapprentissage d'un réseau

déjà paramétré. On ne les utilise donc que pour éliminer après paramétrage un réseau qui serait victime de surapprentissage. Elles viennent donc en complément des méthodes de surveillance de l'évolution des erreurs d'apprentissage et de validation exposées ci-dessus.

Les techniques présentées permettent d'aboutir à des estimateurs qu'il est possible d'utiliser sur le problème considéré. Mais sont-ils optimaux ?

Et l'architecture dans tout cela ?

Voilà une question clé qui est restée en suspend jusqu'ici. Nous avons dit que l'architecture d'un réseau pouvait contraindre l'ensemble des fonctions réalisables par le réseau : on imagine aisément qu'une architecture comprenant beaucoup de neurones sur la couche cachée va permettre la modélisation de fonctions bien plus complexes qu'un réseau avec peu d'unités de calcul. Cependant, le réseau complexe sera bien moins adapté à la modélisation d'une fonction simple et aura de fortes chances d'être victime de surapprentissage.

Le dilemme biais/variance Ce problème a été formalisé par Geman ([GBD92]) par l'analyse statistique des performances du réseau de neurones considéré après apprentissage. En estimation, l'espérance conditionnelle de \mathbf{y} par rapport à \mathbf{x} est la meilleure prédiction de \mathbf{y} sachant \mathbf{x} au sens des moindres carrés. Etant donnée la fonction de coût J utilisée pour le paramétrage de l'estimateur, il est tout à fait logique de vouloir comparer la fonction g réalisée par le réseau après apprentissage avec le meilleur prédicteur du problème $\mathbb{E}[\mathbf{y}|\mathbf{x}]$. Pour cela on forme l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble de \mathcal{B}

$$\mathbb{E}_{\mathcal{B}} \left[(g(\mathbf{x}, \mathbf{W}) - \mathbb{E}[\mathbf{y}|\mathbf{x}])^2 \right]$$

En développant cette expression on peut montrer qu'elle est égale à

$$(\mathbb{E}_{\mathcal{B}} [g(\mathbf{x}, \mathbf{W})] - \mathbb{E}[\mathbf{y}|\mathbf{x}])^2 + \mathbb{E}_{\mathcal{B}} \left[(g(\mathbf{x}, \mathbf{W}) - \mathbb{E}_{\mathcal{B}} [g(\mathbf{x}, \mathbf{W})])^2 \right] \quad (2.87)$$

Les deux termes de cette somme traduisent l'adéquation de la classe de fonctions g réalisables par le réseau de neurones considéré à décrire le problème étudié (c.f. figure 2.6). Le premier terme est nommé biais et traduit la "simplicité" du réseau. Un biais élevé signifie en général que le réseau de neurones est insuffisamment complexe pour bien réaliser la fonction à estimer. A l'opposé, le second terme de la relation nommé variance traduit la sur-paramétrisation du réseau. Une variance élevée signifie soit que la classe de fonctions que peut approcher le réseau est bien trop vaste pour notre problème soit que la base d'apprentissage est trop restreinte : il y a de grands risques de sur-apprentissage du réseau.

L'augmentation de la complexité du réseau a tendance à diminuer le biais, sa réduction a tendance à faire baisser la variance. Il y a là un compromis à trouver.

La sélection d'architecture par la méthode du "leave one out virtuel" Initialement destinée à détecter du surapprentissage, la méthode du leave-one-out consiste comme son nom l'indique à étudier l'effet du retrait d'un exemple de la base d'apprentissage sur la paramétrisation du réseau de neurone. Très lourde si elle est appliquée telle quelle (elle nécessite au moins autant d'apprentissages qu'il y a d'éléments dans \mathcal{B}), ses résultats peuvent être mathématiquement estimés par l'analyse du jacobien \mathbf{Z} du réseau.

Nous avons vu à la section précédente que les termes diagonaux de la matrice \mathbf{H} jouent un rôle prépondérant dans l'analyse de la fonction réalisée par le réseau de neurones, et sous certaines conditions portant sur la régularité de la fonction g réalisée par le réseau de neurones, il est possible d'estimer le vecteur de paramètres \mathbf{W}_{opt}^{-i} vers lequel convergerait \mathbf{W} si l'on retirait l'exemple

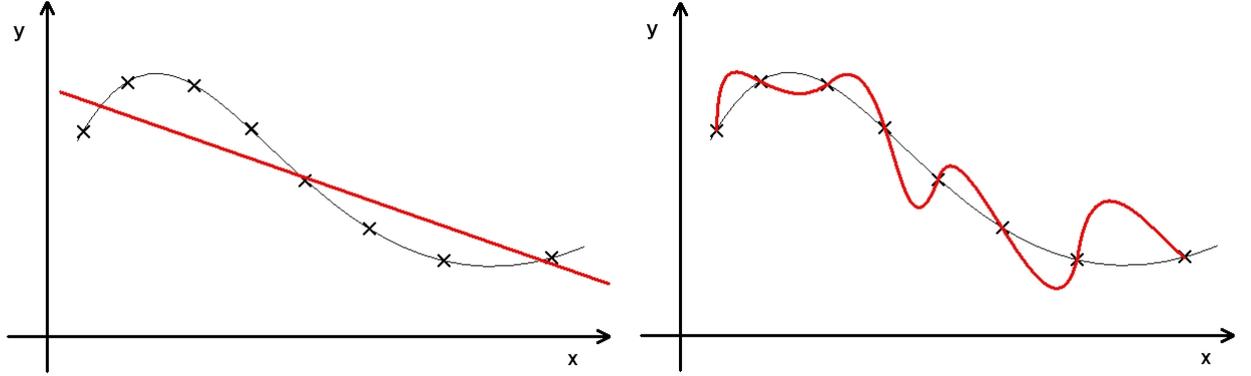


FIG. 2.6 – Un exemple de biais trop élevé à gauche, de variance trop élevée à droite. La courbe noire représente la fonction à modéliser et les croix noires sont les points mis dans les bases d'apprentissage. La courbe rouge représente la fonction réalisée par le réseau.

i de \mathcal{B} ou encore l'erreur d'estimation entre y_i et $g(\mathbf{x}_i, \mathbf{W}_{opt}^{-i})$ qui est $R_i^{-i} = \frac{(y_i - g(\mathbf{x}_i, \mathbf{W}_{opt}^{-i}))}{1 - h_{ii}}$ ([MON99]). Ces calculs montrent tous que les h_{ii} sont de véritables indicateurs de l'importance de chacun des éléments de \mathcal{B} dans la détermination de \mathbf{W}_{opt} . Ils permettent donc en quelque sorte de simuler la méthode du leave-one-out.

Monari considère deux indicateurs de la pertinence d'un réseau de neurones. Le premier est une mesure de la distribution des termes diagonaux de la matrice \mathbf{H}

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{N}{q} h_{ii}} \quad (2.88)$$

Pour un réseau parfaitement optimisé ($h_{ii} = \frac{q}{N} \forall i \in [1, \dots, N]$) μ vaut 1, et plus les h_{ii} ont des valeurs semblables et proches de $\frac{q}{N}$, plus μ est proche de 1. Le second indicateur est une estimation de l'erreur de généralisation \mathcal{E}_g définie par la formule

$$\mathcal{E}_g = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{R_i}{1 - h_{ii}} \right)^2} \quad (2.89)$$

où R_i est l'erreur de prédiction de l'exemple i de \mathcal{B} . \mathcal{E}_g est tout simplement la moyenne quadratique des erreurs d'estimation du i^{me} exemple commis par le réseau paramétré avec \mathbf{W}_{opt}^{-i} . Ces deux relations sont normalisées en N ou en q , et autorisent donc la comparaison des performances de réseaux d'architectures différentes.

A architecture donnée, il convient de sélectionner le modèle ne montrant pas de surapprentissage et dont l'erreur de généralisation est la plus faible. On est ainsi sûr de disposer d'un réseau dont les performances sont optimales. Si l'on parvient à obtenir plusieurs réseaux d'architectures différentes et dont les valeurs d'erreur de généralisation sont comparables on tâchera de conserver celui qui possède l'indicateur μ le plus proche de 1, et dont le nombre de paramètres ajustables (\mathbf{W}) est minimum.

2.4 Conclusion.

Au vu des résultats de cet état de l'art, quelles types de stratégies allons nous tenter de mettre en place?

Les méthodes de correction atmosphérique doivent permettre d'estimer les termes atmosphériques $\tau(\lambda)$, $L_{atm}^\uparrow(\lambda)$ et $E^\downarrow(\lambda)$ de l'équation 2.3, et il est vrai que dans la mesure où l'étude ne porte que sur la surface au sol, les méthodes du type ISAC et AAC semblent plus appropriées puisqu'elles permettent de travailler directement sur la luminance reçue en entrée du capteur. Ces stratégies ont cependant des inconvénients. ISAC tout d'abord ne fonctionne que s'il y a des corps noirs sur la scène (ce qui n'est pas le cas d'images acquises au dessus de déserts par exemple) et ne calcule des spectres de transmission que relativement à une estimation du facteur de transmission à une longueur d'onde. De la même manière, le terme atmosphérique montant ne peut être estimé simplement puisque celui calculé par ISAC fait intervenir l'émissivité de la surface au sol. Enfin, l'algorithme ne se concentrant que sur les corps noirs, l'éclairement atmosphérique descendant n'est jamais estimé. Si la méthode AAC tente de pallier les inconvénients de l'algorithme ISAC en ne réduisant pas son travail aux seuls corps noirs supposés de la scène, elle ne calcule que des paramètres relatifs qu'une loi empirique transforme en paramètres réels. En outre l'algorithme AAC fonctionne d'autant mieux que la résolution du capteur est fine. Enfin, les deux méthodes ont besoin de variations conséquentes de luminance pour estimer avec précision les paramètres atmosphériques, ce qui peut poser des problèmes pour les situations nocturnes.

Il semble donc que les méthodes de sondage soient plus consistantes : une fois les profils atmosphériques estimés les spectres τ , L_{atm}^\uparrow et E^\downarrow sont aisément calculables avec les outils de simulation et ont plus de chance d'être proches de ceux de la scène que les paramètres relatifs accessibles avec les méthodes directes. Le seul reproche qu'on l'on puisse faire à ces méthodes est qu'elles linéarisent trop souvent le problème pour trouver une solution.

Jusqu'à présent, la plupart des études d'estimation de paramètres de surface étaient destinées à des capteurs infrarouges possédant peu de canaux spectraux, et pour lesquelles les stratégies de sondage étaient hors de portée. Les développements actuels des capteurs nous ont amené à orienter notre étude vers des capteurs hyperspectraux dont la résolution devrait être meilleure que 15 voire 10 cm^{-1} . Malgré notre seul intérêt pour les propriétés des surfaces au sol, les techniques de sondages sont tout à fait à notre portée pour l'estimation des profils atmosphériques les plus influents sur la plage spectrale considérée.

Les performances des systèmes informatiques qui nous garantissent une précision et une rapidité des simulations de transfert radiatif nous autorisent également l'utilisation des réseaux de neurones comme estimateurs des profils atmosphériques, et lèvent ainsi la limitation de linéarité qui pesait sur certaines méthodes de sondage. Ces réseaux de neurones promettent d'être au moins aussi efficaces que les méthodes de sondage traditionnelles.

Nous tenterons donc d'utiliser les réseaux de neurones pour mettre au point une nouvelle méthode de sondage atmosphérique. Le paramétrage des estimateurs sera optimisé grâce à l'utilisation des méthodes de détection du surapprentissage exposées ci-dessus.

Enfin, en ce qui concerne les méthodes de découplage émissivité/température, notre choix se portera vers les stratégies fondées sur la régularité des spectres d'émissivités, celles-ci résolvant en effet le problème du découplage avec l'information a priori la plus simple et la plus physique qui soit.

Chapitre 3

La méthode d'estimation

Notre approche du problème rejoint les méthodes de sondages exposées au chapitre précédent. A l'aide de mesures effectuées sur les bandes d'absorption du gaz carbonique et de la vapeur d'eau nous allons tenter d'estimer les principaux paramètres atmosphériques influençant la luminance reçue par le capteur. Mais dans cette approche, les profils atmosphériques ne nous importent que dans la mesure où ils ont une influence sur la luminance en entrée du capteur, et la précision recherchée est liée à celle des produits finaux de l'inversion, c'est à dire la température de surface et les spectres d'émissivité. Nous commencerons donc par définir les paramètres atmosphériques les plus pertinents pour notre étude, ceux que les réseaux de neurones vont estimer à partir des luminances.

Cette définition sera suivie d'une étude en sensibilité de la luminance en entrée du capteur à ces paramètres qui permettra de trouver les bandes spectrales les plus appropriées à l'estimation des paramètres atmosphériques. Cette étude sera également l'occasion de valider la pertinence des paramètres atmosphériques identifiés pour notre problème, d'évaluer l'information portée par la luminance en entrée du capteur sur les profils atmosphériques.

Nous détaillerons ensuite la création des réseaux de neurones dédiés aux estimations et terminerons par la méthode d'estimation des spectres d'émissivité et de température de surface. La chaîne complète de traitement des données sera présentée.

3.1 Choix des paramètres d'entrée et de sortie des réseaux de neurones

3.1.1 Le principe du sondage atmosphérique

Dans l'équation de transfert radiatif donnant la luminance reçue par un capteur à une certaine altitude

$$L_C(\lambda, T_{Surf}) = \tau(\lambda) \varepsilon(\lambda) B(\lambda, T_{Surf}) + \tau(\lambda) (1 - \varepsilon(\lambda)) \frac{E_{atm}^\downarrow(\lambda)}{\pi} + L_{atm}^\uparrow(\lambda) \quad (3.1)$$

les trois paramètres qui viennent perturber le rayonnement issu de la cible sont : τ , le facteur de transmission de l'atmosphère entre la cible et le capteur, L_{atm}^\uparrow , le rayonnement atmosphérique émis vers le capteur et E_{atm}^\downarrow , l'éclairement descendant vers la cible.

Nous avons également vu que dans l'infrarouge thermique, on peut écrire

$$L_{atm}^\uparrow(\lambda) = \int_0^{z_{capteur}} B(\lambda, T(z)) \frac{\partial \tau}{\partial z} dz \quad (3.2)$$

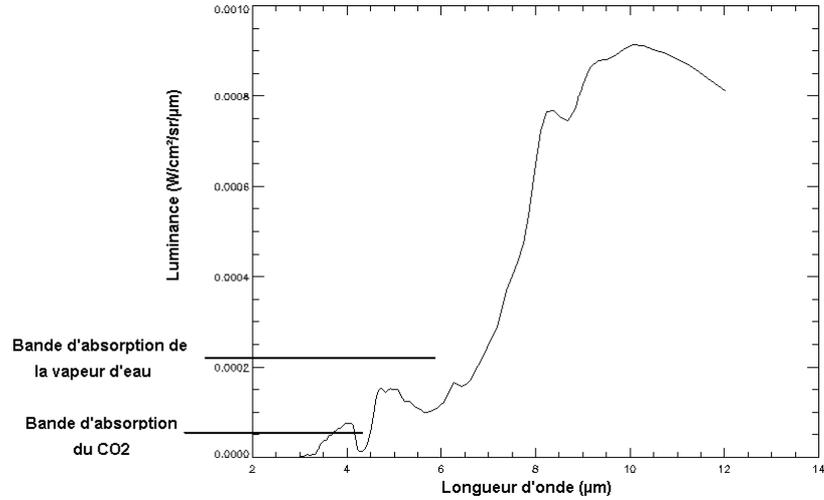


FIG. 3.1 – Les principales bandes d’absorption entre 3 et 12 μm

et calculer de la même manière la luminance atmosphérique descendante intégrée sur la demie sphère au dessus de la cible E_{atm}^\downarrow à condition d’ajouter à l’expression précédente le terme solaire pour les longueurs d’ondes inférieure à 5 μm . En dehors des principales bandes d’absorption, on peut considérer que le facteur de transmission de l’atmosphère dépend principalement des profils en vapeur d’eau et de la température atmosphérique, la concentration des autres molécules absorbant le rayonnement dans ces domaines de longueurs d’onde étant supposée connue. L’objectif des méthodes de sondage que nous mettons au point est donc d’estimer les profils en température et vapeur d’eau au dessus d’une scène avec une précision suffisante pour que les seules inconnues dans l’équation 3.1 soient le spectre d’émissivité et la température des surfaces au sol.

Si l’on considère la plage de 3 à 12 μm sur laquelle seront faites les mesures qui nous intéressent, les 2 principales bandes d’absorption sont celles du CO_2 à 4.26 μm , et celle de l’eau à 6.7 μm . La première est plutôt étroite et se situe dans une zone où le rayonnement naturel des surfaces au sol et de l’atmosphère est assez faible, alors que la seconde est plutôt large, dans une zone où le rayonnement des surfaces et de l’atmosphère commence à devenir important (c.f. figure 3.1).

L’absorption du rayonnement dans ces bandes dépend d’une part du profil de concentration de l’espèce à l’origine de l’absorption (dioxyde de carbone pour la bande à 4.26 μm , et eau pour la bande à 6.7 μm) et du profil en température. Le CO_2 est un gaz dont la concentration est considérée comme homogène sur la surface du globe, on peut donc supposer son profil connu. Dès lors, il est possible de relier le phénomène d’absorption autour de 4.26 μm aux seuls profils en température de l’atmosphère. La stratégie de correction atmosphérique est donc simple : nous utiliserons la bande à 4.26 μm pour tenter de trouver une estimation du profil en température, puis, avec ce profil et la luminance mesurée sur la bande en vapeur d’eau, nous estimerons le profil en eau de l’atmosphère au dessus de la scène. Ces deux profils connus, nous calculerons les paramètres atmosphériques de l’équation du transfert radiatif grâce au code de transfert radiatif MODTRAN sur l’ensemble de la bande spectrale considérée afin de remonter aux propriétés optiques des surfaces au sol.

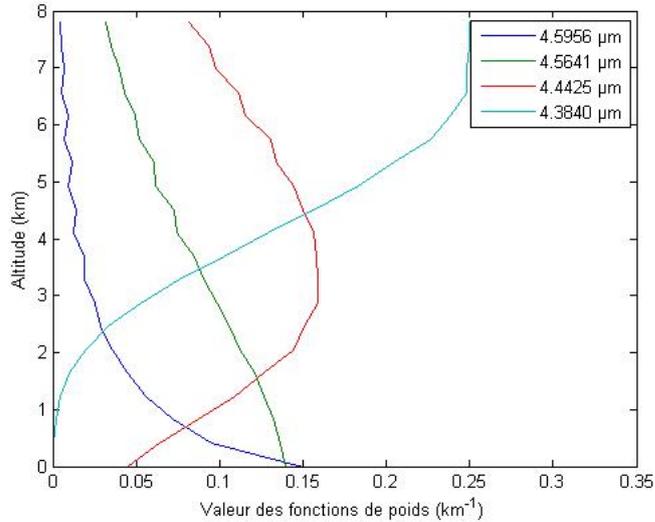


FIG. 3.2 – Exemples de fonctions de poids calculées sur la bande d’absorption du dioxyde de carbone à la résolution de 15 cm^{-1} et avec les profils atmosphériques moyens de la classe tempérée 1 de TIGR2000.

3.1.2 Les méthodes de sondage classiques via les fonctions de poids

Les fonctions de poids sont à l’origine de l’idée de sondage atmosphérique : elles indiquent quelles sont les influences des différentes couches de l’atmosphère sur la luminance mesurée à une certaine longueur d’onde. Leur variation en fonction de cette même longueur d’onde montre qu’il doit être possible d’exploiter un spectre de luminance autour d’une bande d’absorption afin d’effectuer un sondage atmosphérique.

Les figures 3.2 et 3.3 présentent quelques fonctions de poids calculées sur les bandes d’absorption du dioxyde de carbone et de la vapeur d’eau pour les profils atmosphériques moyens de la zone tempérée 1 TIGR2000. La résolution spectrale de 15 cm^{-1} sur ces deux bandes fait apparaître des maxima larges répartis en fonction de l’altitude. Il doit cependant être possible d’estimer des profils de température et de vapeur, même avec une faible résolution.

Cependant, une fonction de poids n’est valable que pour une situation atmosphérique donnée et les variations de celles-ci en fonction de la situation peuvent être assez importantes. Les figures 3.4 3.5 montrent les écarts relatifs entre les fonctions de poids des figures 3.2 et 3.3 et ces mêmes fonctions de poids calculées avec une situation atmosphérique extrême de la classe tempérée 1 de TIGR2000.

La variabilité des fonctions de poids pose un problème pour le sondage atmosphérique : dans le cas de la linéarisation de l’équation du transfert radiatif, elle a pour conséquence la dépendance de la matrice \mathbf{A} de l’équation 2.21 $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$ aux paramètres recherchés \mathbf{x} . Plus généralement, toute tentative d’inversion des fonctions de poids se heurte à la variabilité de ces fonctions à la composition de l’atmosphère. L’utilisation des réseaux de neurones pour les estimations permet de prendre en compte cette dépendance.

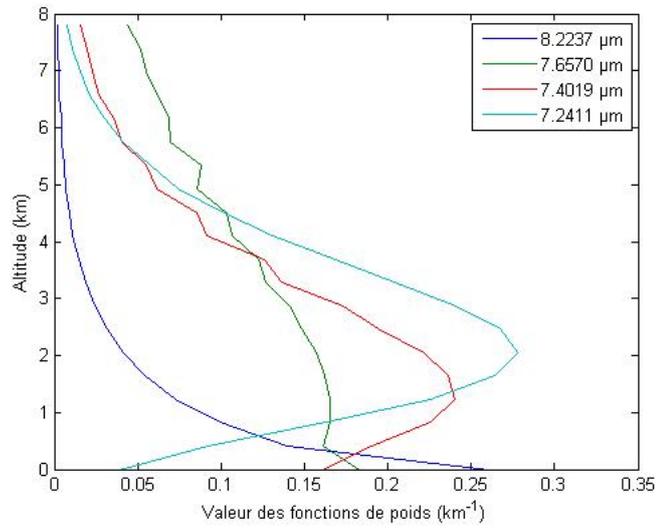


FIG. 3.3 – Exemples de fonctions de poids calculées sur la bande d’absorption de la vapeur d’eau à la résolution de 15 cm^{-1} et avec les profils atmosphériques moyens de la classe tempérée 1 de TIGR2000.

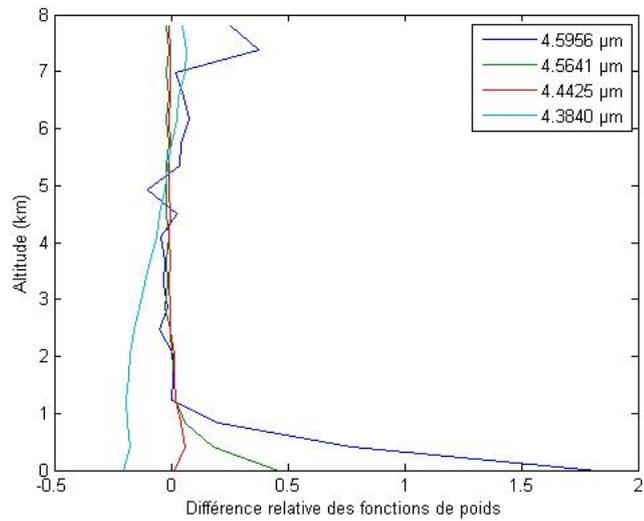


FIG. 3.4 – Ecart relatif entre les fonctions de poids calculées sur la bande d’absorption du dioxyde de carbone à 15 cm^{-1} de résolution avec la situation atmosphérique moyenne et extrême de la classe tempérée 1 de TIGR2000

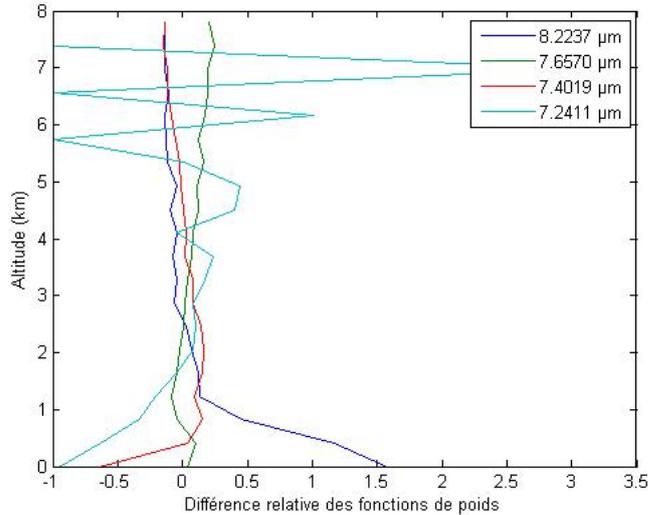


FIG. 3.5 – Ecarts relatifs entre les fonctions de poids calculées sur la bande d’absorption de la vapeur d’eau à 15 cm^{-1} de résolution avec la situation atmosphérique moyenne et extrême de la classe tempérée 1 de TIGR2000

3.1.3 Vers une approche paramétrée de l’inversion

Afin de vérifier les possibilités d’une estimation des profils en température, nous avons paramétré 13 réseaux de neurones, chacun destinés à estimer la température d’une couche atmosphérique d’altitude donnée à partir de la luminance acquise sur la bande d’absorption du dioxyde de carbone par un capteur à 8 km d’altitude. Quelques résultats de ces estimations sont présentés sur la figure 3.6. Ils tendent à montrer qu’à nos résolutions spectrales, le sondage atmosphérique couche par couche est tout à fait possible. La résolution en altitude de ces profils estimés est identique à celle de la base atmosphérique TIGR.

Cette méthode d’estimation possède cependant quelques inconvénients.

Le premier est le nombre d’estimations à effectuer pour obtenir un profil : il est d’autant plus grand que la résolution en altitude recherchée pour le profil estimé est importante. Même si celle-ci est limitée par la résolution spectrale de l’instrument, le cas exposé à la figure 3.6 a nécessité la paramétrisation et la mise en oeuvre de 13 réseaux de neurones. En outre, le choix du nombre d’estimations à effectuer s’accompagne du choix des altitudes de ces estimations.

Le second inconvénient de cette méthode est qu’elle n’exploite pas la relation (de continuité) entre les paramètres atmosphériques de couches consécutives. Les estimations des 13 réseaux de neurones précédents sont totalement indépendantes.

Pour remédier à cela nous avons tenté de réduire la résolution des profils estimés. Le coût de la paramétrisation des réseaux de neurones s’en trouve diminué mais on observe des différences sensibles entre les paramètres radiatifs réels (facteur de transmission, luminance atmosphérique montante et éclairage atmosphérique descendant) et ceux calculés avec les profils estimés.

On peut également tenter de paramétrer un unique réseau de neurones dont les sorties sont les paramètres atmosphériques recherchés à différentes altitudes. On lève le coût de la paramétrisation d’un grand nombre de réseaux et on peut espérer qu’un unique réseau prenne en compte

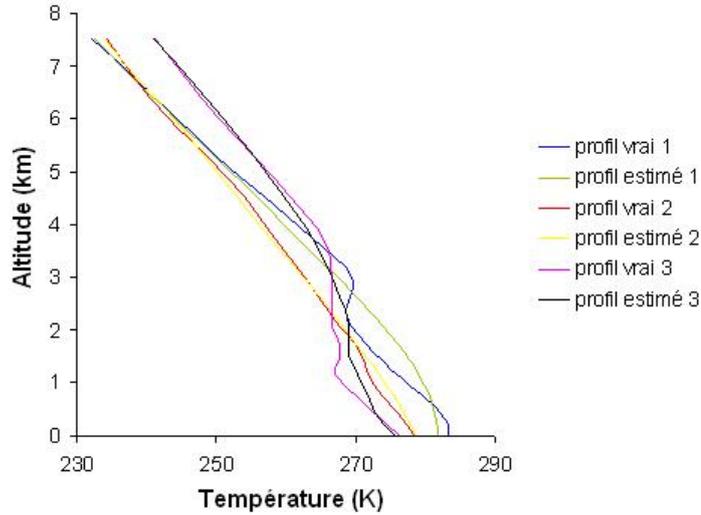


FIG. 3.6 – Quelques résultats pour l'estimation en couche des profils de température

les relations entre couches atmosphériques consécutives. Cependant nos essais dans ce sens n'ont jamais vu les processus d'apprentissage converger. Un réseau de neurones est un estimateur spécialisé et estime de façon moins performante plusieurs paramètres à la fois.

Plutôt que d'estimer un profil altitude par altitude, l'idéal est de se doter d'une base de profils (au sens de l'algèbre linéaire) et de tenter d'estimer les composantes des profils sur les principales directions de la base au lieu des profils eux-mêmes. En choisissant correctement ces directions il est possible de réduire le nombre d'estimations en ne se concentrant que sur les paramètres les plus importants du profil. L'utilisation d'une base de profils peut également permettre de prendre en compte les relations entre deux couches atmosphériques adjacentes. Les bases de KARHUNEN et LOEVE dégagées par une analyse en composantes principales (ACP) répondent tout à fait à ce besoin.

L'ACP des profils d'eau et de température

Une analyse en composantes principales permet de trouver une base adaptée à un ensemble de vecteurs, au sens de la maximisation de variance portée par chacune des composantes de la base. En effet, soient $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ la i ème observation de p variables aléatoires réelles, centrées. On forme

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1p} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

la matrice des n observations. $\mathbf{\Gamma}_X$ est la matrice de covariance de X . Par définition, elle est réelle et symétrique, donc diagonalisable. Il existe donc \mathbf{P} , matrice orthogonale formée en colonne par les vecteurs propres de $\mathbf{\Gamma}_X$ et $\mathbf{\Lambda}$, matrice diagonale formée des valeurs propres de $\mathbf{\Gamma}_X$ telles que $\mathbf{\Gamma}_X = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^t$. \mathbf{P} peut être vue comme la matrice de passage de la base originale à une nouvelle base, dans laquelle $\mathbf{\Gamma}_X$ s'écrit $\mathbf{\Lambda}$. Dans cette nouvelle base, les paramètres décrivant X sont orthogonaux, et la direction donnée par le vecteur propre de valeur propre maximale est celle du maximum de variation de l'ensemble des observations. Ainsi, la projection (orthogonale) d'une

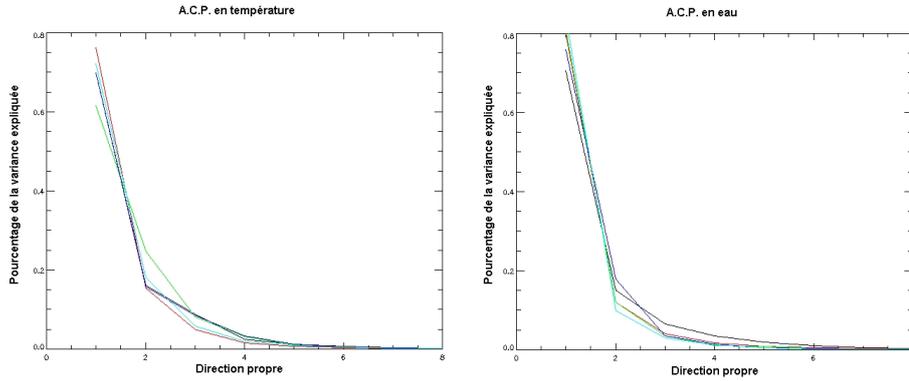


FIG. 3.7 – Courbe de pourcentage de variance expliquée par chacune des directions propres de l’ACP en eau et en température

observation sur cette direction est celle qui fournit le maximum d’information mesurable en une seule projection.

Dans le cas du sondage atmosphérique les variables sont les températures ou concentrations de vapeur d’eau à une altitude, et une réalisation du phénomène est tout simplement un profil.

En projetant un profil sur les q premiers vecteurs propres de $\Gamma_{\mathbf{X}}$ ($q \leq p$), on est certain de maximiser en moyenne la quantité d’information portée par le profil. Ainsi, plutôt que de tenter d’estimer les p températures et p concentrations en vapeur d’eau des profils, nous estimerons les $q_t \leq p$ et $q_{h_2o} \leq p$ premiers coefficients de l’A.C.P. de ces profils. Nous chercherons donc à effectuer la correction atmosphérique des luminances en entrée du capteur, à partir de l’estimation de la projection des profils en température et en vapeur d’eau sur leur q_t et q_{h_2o} composantes principales.

L’A.C.P. nous permet donc de réduire le nombre de variables tout en maximisant la quantité d’information estimée. Elle permet également de prendre en compte les relations entre chaque couche d’altitude (celles-ci étant portées par les vecteurs propres de la base de profils).

Pour réaliser l’analyse en composantes principales, nous avons considéré séparément les 5 types d’atmosphères de la base de données TIGR2000 qui correspondent approximativement aux atmosphères tropicales, tempérées hivernales, tempérées estivales, et à deux types d’atmosphères polaires. Pour chacune de ces classes, nous avons créé la matrice des observations \mathbf{X} (portant en ligne les différents profils auquel nous avons retiré le profil moyen de la classe), nous avons calculé la matrice de covariance de \mathbf{X} , diagonalisé celle-ci et obtenu les matrices \mathbf{P} et $\mathbf{\Lambda}$ correspondantes. Afin de déterminer q_t et q_{h_2o} , pour chacune des classes de profils, nous avons tracé la courbe du pourcentage de variance expliqué par chaque direction de l’A.C.P. La figure 3.7 présente ces courbes.

Le pourcentage cumulé permet de connaître la part d’information conservée par la projection sur les q premières directions propres et s’obtient en faisant simplement le rapport entre la somme des q valeurs propres λ_i des directions sur lesquelles nous projetons les profils et la somme totale

des valeurs propres de $\Gamma_{\mathbf{X}}$ (qui est la trace de Λ) :

$$\epsilon_q = \frac{\sum_{i=1}^q \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} = \frac{\sum_{i=1}^q \lambda_i}{tr(\Lambda)}$$

Les courbes de la figure 3.7 et les pourcentages cumulés indiquent que la projection sur les 3 premières directions propres restituent plus de 92% de la variance d'un profil dans la majorité des situations (eau et température), cette valeur passant à 97 pour la projection sur les 4 premières directions propres.

Il convient tout de même de valider ce résultat pour le problème qui nous intéresse, c'est-à-dire de s'assurer que l'utilisation des 3 ou 4 premiers coefficients d'ACP pour décrire les profils en température et vapeur d'eau d'une situation réelle suffit pour corriger les effets atmosphériques sur la luminance en entrée de capteur. Il convient également de s'assurer que l'on peut estimer ces 3 ou 4 coefficients d'ACP des profils à partir de luminances mesurées autour des bandes d'absorptions du dioxyde de carbone et de la vapeur d'eau.

Les coefficients d'ACP et la correction atmosphérique

Ce paragraphe est destiné à évaluer la perte de précision sur l'estimation des températures de surface et spectres d'émissivité due à la connaissance de paramètres atmosphériques limités aux premiers coefficients d'ACP des profils en température et vapeur d'eau.

Pour tous les calculs de ce paragraphe, nous négligerons de noter les dépendances en longueur d'ondes afin d'alléger les équations. L'équation 3.1 s'écrit alors :

$$L_C(T_{Surf}) = \tau \varepsilon B(T_{Surf}) + \tau(1 - \varepsilon) \frac{E_{atm}^\downarrow}{\pi} + L_{atm}^\uparrow \quad (3.4)$$

A l'aide des q premiers coefficients d'ACP des profils en eau et température nous pouvons calculer les estimations $\hat{\tau}$, \hat{L}_{atm}^\uparrow et \hat{E}_{atm}^\downarrow du facteur de transmission τ , de la luminance montante L_{atm}^\uparrow et de l'éclairement descendant E_{atm}^\downarrow . On peut donc utiliser la méthode SpSm pour obtenir le spectre d'émissivité et la température de la surface au sol : nous cherchons la température T_S qui maximise la régularité de l'expression

$$\hat{\varepsilon} = \frac{L_C(T_{Surf}) - \hat{\tau} \hat{E} - \hat{L}_{atm}^\uparrow}{\hat{\tau} B(T_S) - \hat{\tau} \hat{E}}$$

dans laquelle \hat{E} représente $\frac{\hat{E}_{atm}^\downarrow}{\pi}$.

Nous avons effectué ce calcul à partir d'un grand nombre de luminances simulées avec l'ensemble des situations atmosphériques des différentes masses d'air de TIGR2000 couplées à des spectres d'émissivité de la base ASTER et des températures de surfaces choisis au hasard. Ces luminances simulées sont celles qui parviendraient à un capteur à 8 km d'altitude en visée au nadir, à la résolution spectrale de 15 cm^{-1} entre 3 et $8 \mu\text{m}$ et 10 cm^{-1} entre 8 et $12 \mu\text{m}$. Pour toutes ces simulations l'angle zénithal est compris entre :

- 0 et 20 degrés pour les situations tropicales
- 30 et 50 degrés pour les situations tempérées 1
- 30 et 70 degrés pour les situations tempérées 2
- 50 et 70 degrés pour les situations polaires 1

– 70 et 90 degrés pour les situations polaires 2

La moyenne et la variance des écarts d'estimation de T et de l'écart quadratique moyen de l'estimation de l'émissivité en fonction des différentes classes de profils sont présentées dans les tableaux 3.1, 3.3 et 3.2.

Les résultats du premier tableau ont été obtenus avec les profils réels et donnent donc la précision maximale que l'on peut obtenir sur la température de surface et les spectres d'émissivité par une inversion avec SpSm à l'altitude du capteur et la résolution spectrale considérée. Les tableaux suivants montrent la dégradation de ces résultats lorsque l'on n'utilise plus que les quatre puis trois premiers coefficients d'ACP des profils.

Situations	Moyenne (T)	Variance (T)	Moyenne (R.M.S. ε)	Variance (R.M.S. ε)
Tropicales	0.10	1.07	0.002	0.019
Tempérées estivales	-0.25	1.25	0.005	0.017
Tempérées hivernales	-0.10	1.23	0.003	0.016
Polaires 1	-0.09	1.19	0.002	0.023
Polaires 2	-0.15	0.85	0.002	0.018

TAB. 3.1 – Moyenne et variance des écarts d'estimation en T et de l'écart quadratique moyen des estimations de l'émissivité obtenues avec les profils atmosphériques vrais

Situations	Moyenne (T)	Variance (T)	Moyenne (R.M.S. ε)	Variance (R.M.S. ε)
Tropicales	0.20	1.73	0.007	0.040
Tempérées estivales	-0.29	1.32	0.006	0.019
Tempérées hivernales	-0.13	1.32	0.003	0.018
Polaires 1	-0.11	1.20	0.003	0.024
Polaires 2	-0.17	0.88	0.004	0.018

TAB. 3.2 – Moyenne et variance des écarts d'estimation en T et de l'écart quadratique moyen des estimations de l'émissivité obtenues avec les quatre premiers coefficients d'ACP des profils

Situations	Moyenne (T)	Variance (T)	Moyenne (R.M.S. ε)	Variance (R.M.S. ε)
Tropicales	0.80	2.68	0.026	0.051
Tempérées estivales	-0.33	1.44	0.006	0.026
Tempérées hivernales	-0.14	1.36	0.003	0.026
Polaires 1	-0.12	1.22	0.003	0.025
Polaires 2	-0.18	0.93	0.004	0.019

TAB. 3.3 – Moyenne et variance des écarts d'estimation en T et de l'écart quadratique moyen des estimations de l'émissivité obtenues avec les trois premiers coefficients d'ACP des profils

On constate que la perte d'information due à l'utilisation de trois ou quatre coefficients principaux pour décrire l'atmosphère au-dessus de la scène entraîne une erreur relativement faible sur l'estimation de la température de surface et le spectre d'émissivité, sauf pour les situations tropicales. Pour ces dernières, même l'utilisation des vrais profils atmosphériques donnent des écarts quadratiques moyens sur l'émissivité bien plus élevés qu'avec les autres classes de profil.

Il semble donc possible de se contenter des 3 premiers coefficients d'ACP des profils pour estimer les paramètres atmosphériques afin de remonter aux propriétés de la surface.

Nous référons cette étude une fois les estimateurs mis en place afin d'évaluer l'influence du bruit d'estimation.

3.1.4 Pertinence des coefficients d'ACP et choix des longueurs d'ondes pour l'estimation

Il convient désormais de choisir dans chaque bande d'absorption les longueurs d'ondes optimales pour l'estimation des coefficients d'ACP à partir des luminances reçues par le capteur, ou au moins d'identifier les plages de fréquences les plus sensibles aux paramètres que nous souhaitons estimer.

Traditionnellement, on se sert des fonctions de poids pour obtenir la sensibilité de la mesure à une certaine longueur d'onde à une variation d'un profil à une altitude. Les fonctions de poids montrent que plus la mesure est proche du centre de la bande d'absorption, plus celle-ci est sensible à une variation des hautes couches de l'atmosphère.

Les fonctions de poids ont été couramment utilisées pour la précédente génération de sondeurs atmosphérique (TOVS ou HIRS). Pour la nouvelle génération de sondeurs (tel AIRS ou IASI) caractérisée par une résolution spectrale très fine, le choix des longueurs d'onde les plus appropriées à l'estimation des profils atmosphériques est en général motivé par un besoin de simplifier le problème de l'inversion. L'un des algorithmes d'optimisation des longueurs d'onde proposé par Victor FERREIRA ([V.05]) d'après une idée de C. D. RODGERS ([D.98]) forme des combinaisons linéaires des bandes spectrales d'intérêt et calcule l'entropie portée par ces combinaisons linéaires sur le paramètre atmosphérique recherché. Il élimine ensuite itérativement des combinaisons linéaires les longueurs d'onde dont l'impact sur l'entropie calculée est la plus faible.

Dans notre cas, l'approche est bien différente. D'une part, avec une résolution spectrale moyenne de 15 cm⁻¹ pour nos modélisations, nous ne disposons pas d'un nombre trop important de canaux spectraux dans les bandes d'absorption. En outre, il nous semble important que les réseaux de neurones puissent prendre en compte le bruit en luminance dû à la variation des spectres d'émissivité qui sont clairement indétectables sur le bord des bandes. Pour cela les bases d'apprentissage doivent faire apparaître des luminances influencées par les profils atmosphériques mais également pour une part par les surfaces au sol, et ceci dans le but de contraindre les réseaux de neurones à séparer les contributions de l'atmosphère de celles de la surface.

Afin de connaître les influences respectives de chacun des paramètres du problème sur la luminance en entrée de capteur, nous avons réalisé une étude en sensibilité.

Le principe de l'analyse de sensibilité

Le but de cette analyse de sensibilité est d'identifier les données d'entrée des réseaux de neurones chargés du sondage atmosphérique.

Pour rendre cette analyse complète, nous nous intéressons à 4 types de facteurs : les 4 premiers coefficients d'ACP en température, les 4 premiers coefficients d'ACP en eau, l'émissivité de la surface au sol et sa température. Les deux premiers sont les facteurs atmosphériques que nous cherchons à estimer, alors que les deux derniers sont les facteurs "sols" qui perturbent notre estimation.

Afin de tenir compte de la variabilité des spectres d'émissivité dans les deux bandes d'absorption sur lesquelles nous ferons cette étude, nous ferons varier les valeurs d'émissivité en trois longueurs d'ondes différentes (une à chaque bord de bande et une au centre de bande) que nous

interpolerons linéairement afin d'obtenir un spectre complet sur la bande d'absorption considérée. Pour finir, il nous faudra modéliser la température de la surface au sol. Nous nous proposons donc d'analyser l'influence de 12 variables sur la luminance en entrée du capteur dans les deux bandes d'absorption.

Soient x_i ces variables ($i \in \mathcal{I} = \{1, \dots, 12\}$), $y(x)$ la luminance en entrée du capteur "provoquée" par les paramètres \mathbf{x} , et $j \subset \mathcal{I}$ un sous-ensemble d'indices de \mathcal{I} . On notera x_j le vecteur des paramètres dont les indices sont inclus dans j . Nous cherchons à connaître "l'importance" des x_j décrits ci-dessus sur la luminance en entrée du capteur $\mathbf{y}(\mathbf{x})$. Nous formons donc l'estimé $\hat{y}(x_j)$ de y accessible grâce aux seuls paramètres x_j . Afin de juger de la valeur de l'estimateur, nous calculerons la quantité :

$$\mathcal{L}_j = \mathbb{E} \left[(\hat{y}(x_j) - y(x))^2 \right]$$

Du point de vue de \mathcal{L} , le meilleur estimateur de y connaissant x_j est l'espérance conditionnelle de y sachant x_j

$$\hat{y}(x_j) = \mathbb{E}[y|x_j]$$

Dès lors, en utilisant le théorème de la variance généralisée ([JAC05] p. 25)

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_j &= \mathbb{E} \left[(\mathbb{E}[y|x_j] - y(x))^2 \right] \\ &= \text{Var}(y) - \text{Var}(\mathbb{E}[y|x_j]) \\ &= \text{Var}(y) \cdot (1 - S_j) \end{aligned}$$

avec $S_j = \frac{\text{Var}(\mathbb{E}[y|x_j])}{\text{Var}(y)}$ l'indice de sensibilité de y aux coefficients x_j . Celui-ci traduit la partie de la variance de y expliquée par les variables x_j . Ce sont ces indices que nous allons déterminer pour chacun des paramètres de l'étude.

Un plan d'expérience pour raccourcir les temps de calcul

La fonction $x \mapsto y(x)$ est inconnue : nous prenons en compte un trop grand nombre de paramètres pour pouvoir établir un modèle de régression aisément manipulable de y . Dès lors, même à l'aide des lois de probabilité des x_i , il nous est impossible de calculer la fonction de répartition de y . Nous sommes donc contraints d'estimer les moyennes et variances nécessaires à l'établissement des S_j par leurs analogues empiriques. Il va donc falloir échantillonner l'espace a priori continu des variables x .

Le problème prenant des proportions assez gigantesques du point de vue de ses dimensions, nous avons décidé d'effectuer cet échantillonnage grâce à un plan d'expérience. C'est-à-dire que plutôt que d'échantillonner régulièrement l'espace de chacun des paramètres et de calculer y sur toutes les combinaisons possibles de facteurs, nous avons cherché à optimiser l'échantillonnage des x afin qu'un minimum de simulations de $y(x)$ suffise à nous donner une bonne estimation des indices de sensibilité recherchés.

Même optimisé, l'échantillonnage des paramètres d'entrée doit rester représentatif de la réalité. Nous devons donc commencer par établir les lois de probabilité de chacun des x_i .

Indépendance et lois des paramètres "sol". Le premier problème à résoudre est celui du choix des lois de chacun des paramètres.

On peut raisonnablement supposer que les paramètres "sol" peuvent être choisis indépendamment des paramètres atmosphériques. En théorie, il peut exister une relation entre la nature des surfaces au sol et la composition des couches atmosphériques juste au-dessus de celle-ci : les phénomènes d'évapotranspiration de la végétation au dessus d'une parcelle par exemple ont

tendance à réduire les écarts entre les températures de surface et les températures atmosphériques près du sol. De la même manière les surfaces d'émissivité forte ont tendance à réchauffer ces mêmes basses couches lorsqu'elles sont soumises au rayonnement du soleil. Cependant, ces relations sont pour la plupart très limitées en altitude (hormis dans le cas de surfaces importantes de compositions similaires), et comme nous venons de le voir, font intervenir d'autres paramètres (tels l'exposition au soleil ou le vent) que nous ne modélisons pas. Nous admettrons donc qu'il y a non seulement indépendance statistique entre les paramètres "sols" et "atmosphères", mais aussi entre les différents paramètres sols.

La température de surface sera représentée sous la forme d'une loi gaussienne de moyenne égale à la moyenne des températures de la couche atmosphérique la plus basse et de variance 7 K.

Pour chaque bande d'absorption les trois variables représentant l'émissivité suivent elles aussi des lois gaussiennes dont les moyennes et les variances sont prises égales aux moyennes et variances des émissivités de la base ASTER aux longueurs d'ondes considérées. Par exemple, pour la bande d'absorption du CO₂, les trois variables correspondent à l'émissivité de la surface au sol à 4.1 μm, 4.4 μm et 4.7 μm. Les moyennes et variances de celles-ci seront donc égales aux moyennes et variances des spectres d'émissivité de la base ASTER à ces longueurs d'onde. Par souci de réalisme nous tronquons toutes les valeurs supérieures à 1.0 ou négatives.

Indépendance et lois des paramètres atmosphériques. En ce qui concerne les paramètres atmosphériques, l'indépendance des lois n'est pas la règle générale. Il y a en effet une corrélation entre la température d'une couche d'air et sa capacité à contenir la vapeur d'eau : plus une couche d'air est chaude et plus élevé peut-être son contenu en vapeur d'eau.

Afin d'analyser les interactions possibles entre les coefficients d'ACP des profils en température et en vapeur d'eau nous avons calculé pour les 5 classes de profils la matrice de corrélation des vecteurs formés des 4 premiers coefficients d'ACP en température et des 4 premiers coefficients d'ACP en eau. Voici ces matrices¹ :

– pour les situations tropicales (classe 1)

$$Correl_1 = \begin{pmatrix} 1.0 & (*) & (*) & (*) & 0.64 & 0.06 & 0.19 & 0.07 \\ (*) & 1.0 & (*) & (*) & 0.11 & 0.24 & 0.06 & 0.29 \\ (*) & (*) & 1.0 & (*) & 0.13 & 0.32 & 0.18 & -0.16 \\ (*) & (*) & (*) & 1.0 & -0.03 & 0.17 & 0.06 & 0.01 \\ 0.64 & 0.11 & 0.13 & -0.03 & 1.0 & (*) & (*) & (*) \\ 0.06 & 0.24 & 0.32 & 0.17 & (*) & 1.0 & (*) & (*) \\ 0.19 & 0.06 & 0.18 & 0.06 & (*) & (*) & 1.0 & (*) \\ 0.07 & 0.29 & -0.16 & 0.01 & (*) & (*) & (*) & 1.0 \end{pmatrix}$$

– pour les situations tempérées 1 (classe 2)

$$Correl_2 = \begin{pmatrix} 1.0 & (*) & (*) & (*) & 0.78 & -0.04 & 0.15 & 0.10 \\ (*) & 1.0 & (*) & (*) & -0.18 & 0.28 & 0.22 & 0.32 \\ (*) & (*) & 1.0 & (*) & 0.12 & -0.28 & 0.08 & 0.04 \\ (*) & (*) & (*) & 1.0 & 0.01 & 0.07 & -0.13 & -10^{-3} \\ 0.78 & -0.18 & 0.12 & 0.01 & 1.0 & (*) & (*) & (*) \\ -0.04 & 0.28 & -0.28 & 0.07 & (*) & 1.0 & (*) & (*) \\ 0.15 & 0.22 & 0.08 & -0.13 & (*) & (*) & 1.0 & (*) \\ 0.10 & 0.32 & 0.04 & -10^{-3} & (*) & (*) & (*) & 1.0 \end{pmatrix}$$

¹on y trouve à l'intersection de la troisième ligne et de la dernière colonne par exemple le coefficient de corrélation entre le troisième coefficient d'ACP des profils de température et le quatrième coefficient d'ACP des profils de vapeur d'eau.

– pour les situations tempérées 2 (classe 3)

$$Correl_3 = \begin{pmatrix} 1.0 & (*) & (*) & (*) & 0.75 & 0.16 & 0.30 & 0.17 \\ (*) & 1.0 & (*) & (*) & -0.44 & 0.47 & 0.27 & 0.21 \\ (*) & (*) & 1.0 & (*) & 10^{-3} & -0.45 & 0.17 & 0.01 \\ (*) & (*) & (*) & 1.0 & 0.07 & 0.14 & -0.33 & 0.11 \\ 0.75 & -0.44 & 10^{-3} & 0.07 & 1.0 & (*) & (*) & (*) \\ 0.16 & 0.47 & -0.45 & 0.14 & (*) & 1.0 & (*) & (*) \\ 0.30 & 0.27 & 0.17 & -0.33 & (*) & (*) & 1.0 & (*) \\ 0.17 & 0.21 & 0.01 & 0.11 & (*) & (*) & (*) & 1.0 \end{pmatrix}$$

– pour les situations polaires 1 (classe 4)

$$Correl_4 = \begin{pmatrix} 1.0 & (*) & (*) & (*) & 0.86 & 0.05 & 0.06 & 0.08 \\ (*) & 1.0 & (*) & (*) & -0.18 & 0.66 & 0.13 & 0.10 \\ (*) & (*) & 1.0 & (*) & -0.09 & -0.23 & 0.16 & -0.01 \\ (*) & (*) & (*) & 1.0 & 0.08 & 0.11 & -0.55 & -0.2 \\ 0.86 & -0.18 & -0.09 & 0.08 & 1.0 & (*) & (*) & (*) \\ 0.05 & 0.66 & -0.23 & 0.11 & (*) & 1.0 & (*) & (*) \\ 0.06 & 0.13 & 0.16 & -0.55 & (*) & (*) & 1.0 & (*) \\ 0.08 & 0.10 & -0.01 & -0.2 & (*) & (*) & (*) & 1.0 \end{pmatrix}$$

– pour les situations polaires 2 (classe 5)

$$Correl_5 = \begin{pmatrix} 1.0 & (*) & (*) & (*) & 0.81 & 0.10 & 0.16 & 0.10 \\ (*) & 1.0 & (*) & (*) & -0.28 & 0.46 & 0.21 & 0.21 \\ (*) & (*) & 1.0 & (*) & -0.03 & -0.38 & 0.30 & 0.05 \\ (*) & (*) & (*) & 1.0 & 0.04 & 0.02 & -0.37 & 0.15 \\ 0.81 & -0.28 & -0.03 & 0.04 & 1.0 & (*) & (*) & (*) \\ 0.10 & 0.46 & -0.38 & 0.02 & (*) & 1.0 & (*) & (*) \\ 0.16 & 0.21 & 0.30 & -0.37 & (*) & (*) & 1.0 & (*) \\ 0.10 & 0.21 & 0.05 & 0.15 & (*) & (*) & (*) & 1.0 \end{pmatrix}$$

(*) représentant un nombre dont la valeur absolue est inférieure à 10^{-5} .

On constate qu'il y a bien indépendance entre les coefficients d'ACP en température ou entre les coefficients d'ACP en vapeur d'eau. En revanche on note une forte corrélation entre le premier coefficient d'ACP en température (noté $cp_T(1)$) et le premier coefficient d'ACP en vapeur d'eau (noté $cp_{H_2O}(1)$). La figure 3.8 présente le tracé de $cp_{H_2O}(1)$ en fonction de $cp_T(1)$ pour toute les classes atmosphériques de TIGR2000. Elle montre que plus la valeur du premier coefficient d'ACP en température est élevée, plus la plage de variation du premier coefficient d'ACP en eau est grande, ce qui donne au nuage de points cette forme triangulaire.

Il est possible d'expliquer cette relation entre les coefficients en analysant les vecteurs propres de la matrice de covariance utilisée dans le calcul d'ACP. Ceux-ci indiquent en effet l'importance relative de chaque composante x_{ij} du vecteur \mathbf{x}_i dans le calcul des coefficients d'ACP. La figure 3.9 présente le tracé de ces 4 premiers vecteurs propres des profils en température et en vapeur d'eau pour les situations tropicales. Dans les deux cas (et pour toutes les autres masses d'air nous obtenons le même résultat) nous pouvons constater que :

- d'une part les composantes de chaque profil de température ont le même poids dans le calcul du premier coefficient principal (la variance des profils de température est également distribuée en altitude)

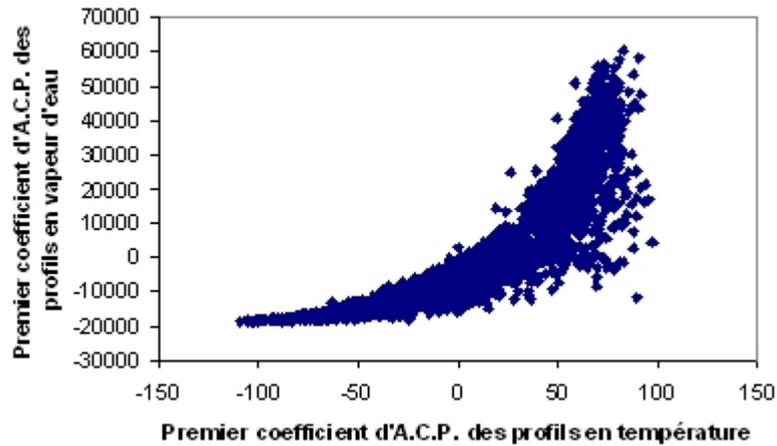


FIG. 3.8 – Nuage de point entre le premier coefficient d'ACP en température (abscisse) et le premier coefficient d'ACP en eau (ordonnée) pour toutes les situations de la base TIGR2000.

- d'autre part les composantes de chaque profil en vapeur ont d'autant moins de poids dans le calcul du premier coefficient principal qu'elles correspondent à une couche atmosphérique d'altitude élevée (on y retrouve la forte décroissance de la concentration en vapeur d'eau avec l'altitude).

Dans les deux cas cela signifie que le premier coefficient d'ACP peut être considéré comme une mesure liée à la valeur moyenne du profil en température ou à la quantité totale d'eau du profil en vapeur d'eau (avec pour cette dernière un coefficient de corrélation supérieure à 85%). Autrement dit, une valeur élevée de $cp_T(1)$ indique que le profil étudié est de température moyenne élevée, et une valeur élevée de $cp_{H_2O}(1)$ indique que le profil étudié a un contenu total en vapeur d'eau élevé. Or plus une couche d'air est chaude, plus elle peut contenir d'eau sous forme gazeuse. Il est donc logique que le nuage de points de la figure 3.8 soit de forme "triangulaire".

Ce facteur de corrélation entre les premiers coefficients d'ACP en température et en vapeur est plus faible pour les situations tropicales qui présentent une forte variabilité des contenus totaux en vapeur d'eau, et plus élevé pour les zones polaires pour lesquelles la saturation de l'atmosphère en vapeur d'eau est vite atteinte limitant le contenu total et le rendant très dépendant de la température atmosphérique moyenne.

Ces relations entre température et vapeur d'eau montrent qu'il est possible de choisir au hasard et indépendamment les 4 coefficients d'une des deux ACP, mais ce choix doit contraindre les 4 derniers coefficients. Voilà une constatation qui va singulièrement compliquer le plan d'expérience.

Afin d'analyser les dépendances entre les deuxièmes, troisièmes et quatrièmes coefficients d'ACP, nous avons visualisé les couples de variables qui semblent les plus corrélés en traçant le graphique de l'un par rapport à l'autre pour tous les profils tempérés d'une même masse d'air. Tous ces graphiques ne montrent pas réellement de "structure" particulière entre deux paramètres. La figure 3.10 présente un exemple des résultats obtenus. Les "symétries" axiales horizontales et verticales que l'on peut constater sur les nuages de points semblent indiquer que l'on peut modéliser chacune des variables par des lois statistiques indépendantes.

Enfin, les histogrammes des valeurs de ces variables valident l'utilisation d'une loi gaussienne

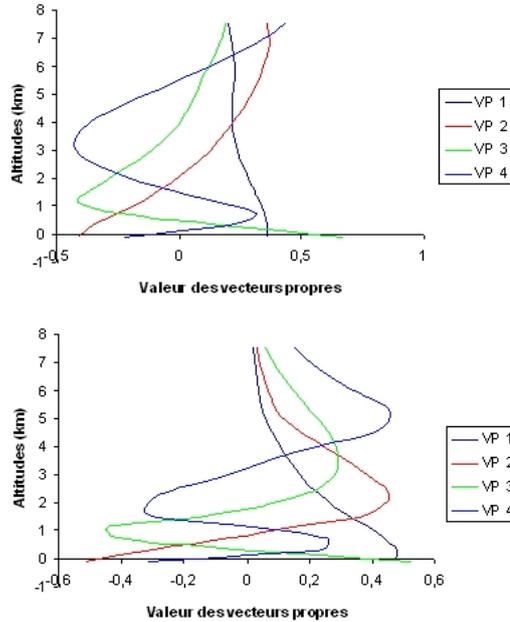


FIG. 3.9 – Tracé des 4 premiers vecteurs propres du calcul d'ACP pour les profils en température et de vapeur d'eau des masses d'air tropicales

pour la modélisation des coefficients atmosphériques indépendants. On trouvera quelques-uns de ces histogrammes à la figure 3.11.

Nous modéliserons donc le premier coefficient d'ACP en température par une variable aléatoire gaussienne dont les paramètres sont ceux de la masse d'air qu'il est sensé représenter, et dont la valeur contraint les bornes d'une variable aléatoire uniforme modélisant le premier coefficient d'ACP en vapeur d'eau. Tout les autres paramètres de notre étude suivront des lois gaussiennes indépendantes de moyenne et variance déterminée à l'aide des bases TIGR2000 et ASTER.

On pourrait penser que les difficultés soulevées par la relation entre les paramètres 1 et 5 du plan d'expérience sont ainsi résolues, mais il n'en est rien. Nous avons vu en effet que le calcul des différents indices de sensibilité passe par l'évaluation de moyennes et de variances ; cela signifie que pour chaque valeur du paramètre x_i pour lequel nous souhaitons évaluer l'indice de sensibilité S_i nous avons besoin d'un certain nombre d'expériences avec différentes valeurs des $(x_j)_{j \neq i}$ afin que le calcul de $\mathbb{E}[\mathbf{y}|x_i]$ puisse être considéré comme fiable. Si cette contrainte ne pose pas trop de problèmes pour le calcul de S_1 , S_2 ou S_3 , elle complique singulièrement le calcul de S_5 , puisque ce sont les valeurs de x_1 qui contraignent les valeurs de x_5 . Le plan d'expérience tel que nous l'avons conçu jusqu'ici ne permet pas d'obtenir différentes valeurs de $(x_i)_{i \neq 5}$ pour une même valeur de x_5 . Pour contourner cette difficulté, nous avons "discrétisé" la variable aléatoire représentant x_5 . Ainsi, la valeur de x_1 ne contraint plus les bornes de x_5 mais réduit ou augmente le nombre de valeurs admissibles du paramètre. La figure 3.12 présente l'échantillonnage de l'espace défini par x_1 et x_5 pour notre plan d'expérience. Cet échantillonnage répond au problème soulevé puisqu'il garantit que pour une même valeur de x_5 nous aurons plusieurs calculs effectués avec différentes valeurs de x_1 .

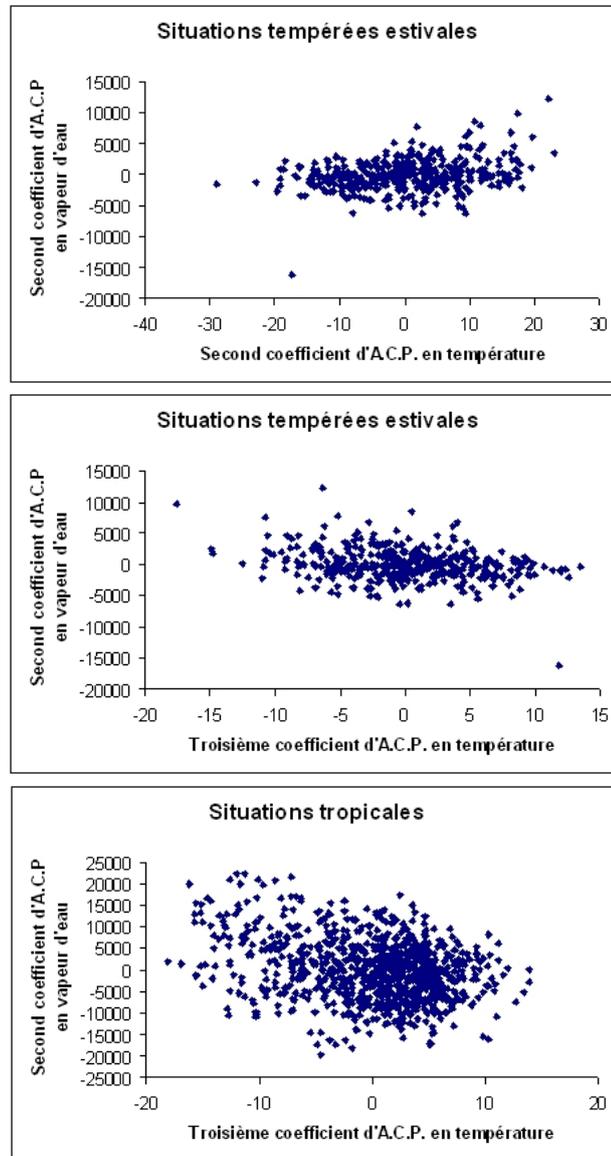


FIG. 3.10 – Tracé du second coefficient d'ACP des profils de température pour les situations tempérées estivales en fonction du second coefficient d'ACP des profils de vapeur d'eau, tracé du troisième coefficient d'ACP des profils de température (même situations) en fonction du second coefficient d'ACP des profils de vapeur d'eau, et tracé du troisième coefficient d'ACP des profils de température (situation tropicales) en fonction du second coefficient des profils de vapeur d'eau.

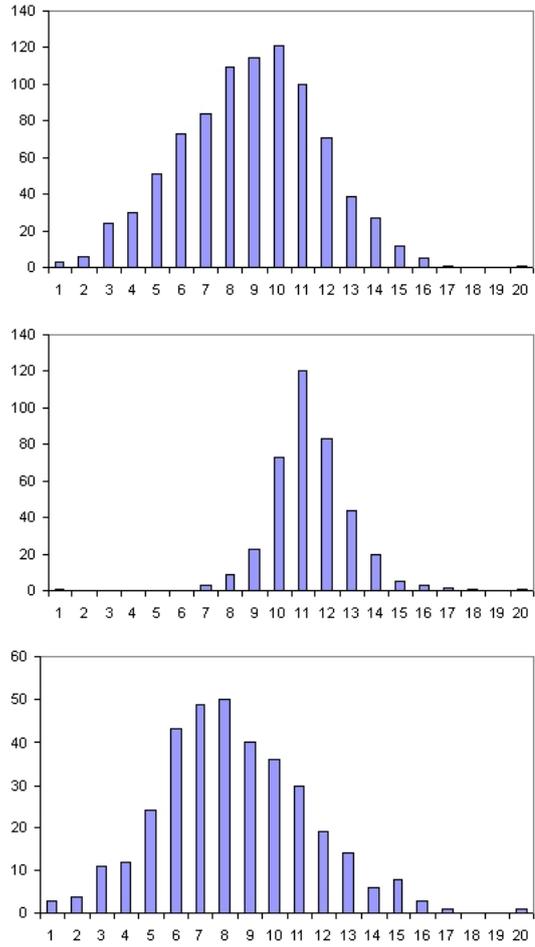


FIG. 3.11 – Histogrammes des valeurs du second coefficient d’ACP des profils de température (situations tropicales), du second coefficient d’ACP des profils en vapeur d’eau (situations tempérées estivales) et du troisième coefficient d’ACP des profils en température (situations polaires 1).

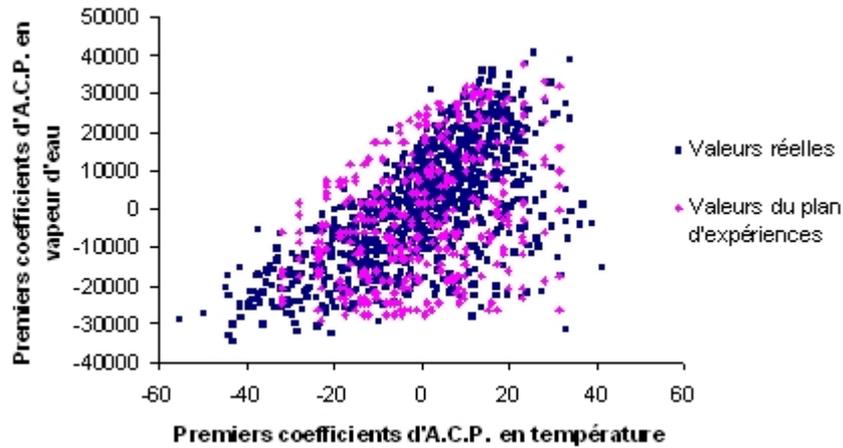


FIG. 3.12 – Echantillonnage du plan (x_1, x_5) pour le plan d'expérience. Les points rouges sont les points d'échantillonnage, les points noirs sont issus d'éléments de la base TIGR2000

Les résultats de l'analyse en sensibilité

L'ensemble étant décrit de manière discrète, pour nous donner un niveau "zéro" de sensibilité nous avons ajouté aux 12 variables initiales une 13^{ème}, aléatoire et totalement indépendante du problème. La figure 3.13 présente les résultats de l'analyse en sensibilité effectuée avec le plan d'expérience exposé ci-dessus sur la bande d'absorption du CO_2 et de la vapeur d'eau pour la zone tempérée 1 de TIGR2000.

Dans la bande d'absorption du CO_2 , le premier coefficient d'ACP en température explique entre 40 et 80% de la variance de la luminance en entrée du capteur et son influence est plutôt prépondérante sur les bords de bande. Le second coefficient en température explique 35% des variations du signal sur les flancs de la bande d'absorption mais n'a quasiment aucun impact vers $4.4 \mu\text{m}$. Ces deux premiers coefficients apparaissent très complémentaires tandis qu'à partir du troisième coefficient l'influence des coefficients semble plus faible et uniformément répartie sur la bande. Le troisième coefficient devient important aux alentours de $4.3 \mu\text{m}$ (23%) et $4.55 \mu\text{m}$ (15%). En revanche le quatrième coefficient en température ne montre pas plus d'influence sur le signal mesuré par le capteur que les coefficients d'ACP des profils en vapeur d'eau ou que le 13^{ème} coefficient (qui physiquement ou par construction n'ont aucune influence). Cela signifie qu'il est inutile de chercher à estimer plus de 3 coefficients d'ACP des profils en température à partir de mesures en luminance acquises à 15 cm^{-1} par un capteur aéroporté à 8 km d'altitude à ces longueurs d'ondes. Nous pouvons considérer que nous nous trouvons face à la limite d'information contenue dans les luminances acquises sur les profils atmosphériques. Les quatre autres courbes de sensibilité nous permettent d'estimer les longueurs d'ondes à partir desquelles la luminance à 8 km d'altitude est plus influencée par la surface au sol que par l'atmosphère : l'influence de la température de surface et du spectre d'émissivité est supérieure à celle de l'atmosphère en dessous de $4.155 \mu\text{m}$ et au delà de $4.55 \mu\text{m}$.

Nous pouvons faire la même analyse sur les courbes de sensibilité dans la bande en vapeur d'eau : le premier coefficient d'ACP en température est toujours prépondérant puisqu'il explique 25 à 75% des variations de la luminance entre 4.8 et $9.0 \mu\text{m}$. Le second coefficient en température a une influence de 15% principalement entre 5.5 et $7.5 \mu\text{m}$ et l'impact des autres coefficients en

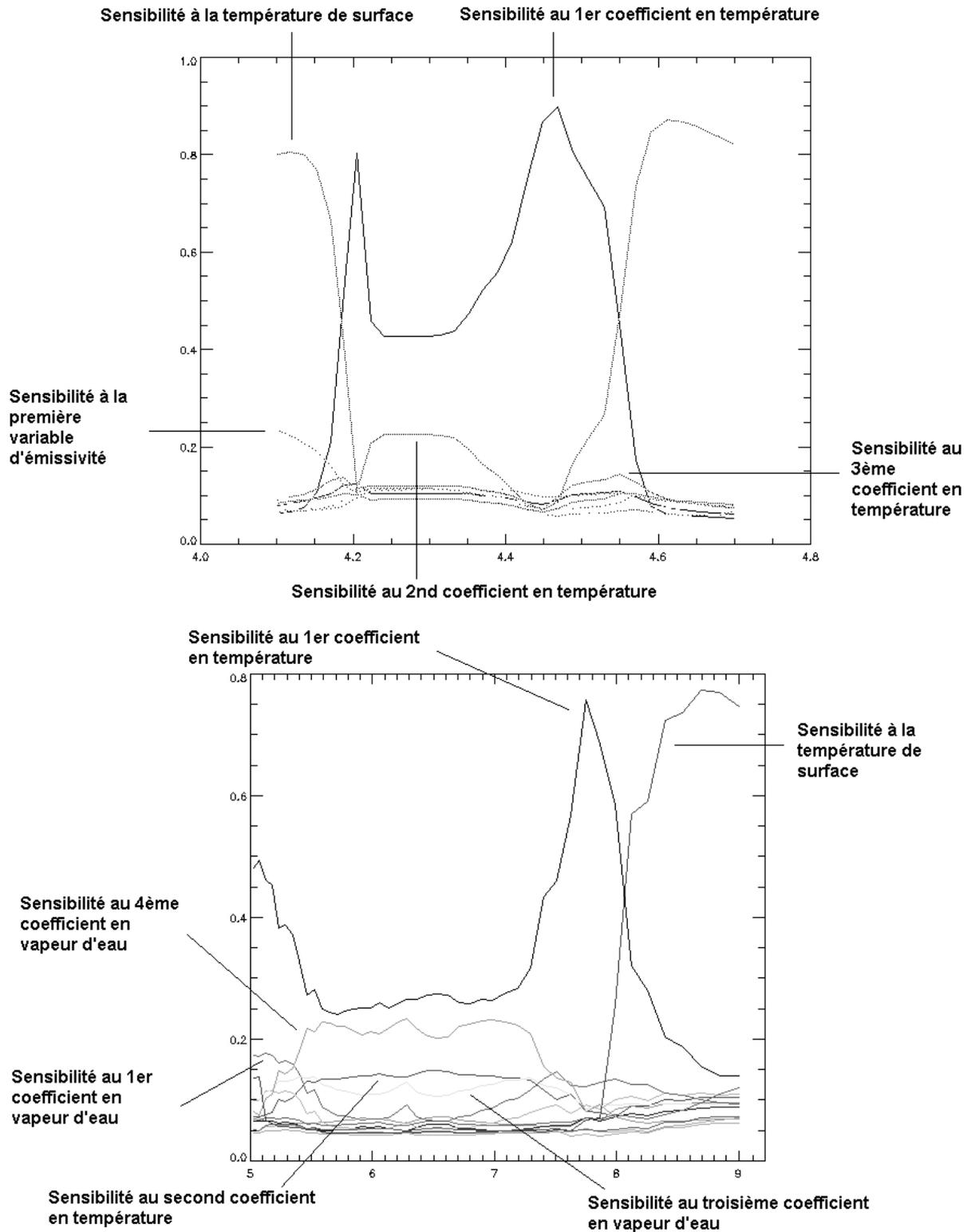


FIG. 3.13 – Indice de sensibilité spectral estimés de la luminance reçue par le capteur sur les bandes d'absorption du CO₂ (en haut) et de la vapeur d'eau (en bas) en fonction des 4 premiers coefficients d'ACP des profils en température et en vapeur d'eau, du spectre d'émissivité et de la température au sol.

température ne dépasse pas 10%. Les courbes de sensibilité montrent que le premier coefficient en vapeur d'eau est responsable jusqu'à 18% des variations du signal sur les bords de bande (entre 4.5 et 5.5 μm). Les deuxième et troisième coefficients en eau montrent une faible influence sur la luminance dans la bande d'absorption en vapeur d'eau. Seul le quatrième coefficient permet d'expliquer près de 20% des variations du signal au centre de la bande.

Cette analyse montre qu'il est inutile à partir de luminances acquises à 8 km d'altitudes et à une résolution de 15 cm^{-1} de tenter d'estimer plus de trois coefficients d'ACP des profils en température et deux coefficients d'ACP des profils en vapeur d'eau. Les coefficients de moindre importance ont bien un impact sur la luminance reçue par le capteur, mais celle-ci est faible et n'est pas distinguable de l'influence d'un autre paramètre (tel le type surface au sol par exemple). Nous sommes donc face ici à une limite de l'information portée par la luminance mesurée dans une bande d'absorption sur les profils atmosphériques qui lui ont donné naissance. Cette limite serait certainement repoussée avec des mesures spectralement plus fines, et fluctuerait avec l'altitude du capteur.

On peut désormais définir les entrées et les sorties des réseaux de neurones.

3.2 Les estimateurs

Les études réalisées pour ce dernier chapitre nous fournissent toutes les informations nécessaires à la création des bases d'apprentissage et de validation des réseaux de neurones : nous connaissons les plages de fréquence les plus adaptées au sondage atmosphérique, les coefficients d'ACP qu'il est raisonnable de pouvoir estimer ainsi que les relations entre ces derniers. Le travail de paramétrisation des réseaux de neurones peut donc débuter.

3.2.1 Création des bases d'apprentissage

Les travaux sur les réseaux de neurones présentés dans la première partie nous ont appris l'influence de la spécialisation des estimateurs sur leurs performances : plus un réseau est spécialisé, meilleur seront ses résultats pour des entrées conformes à sa spécialisation. Ainsi, plutôt que de créer une unique structure dont la tâche serait de traiter tous les cas possibles, nous avons choisi de multiplier les estimateurs en spécialisant chacun d'entre eux. Ceci est d'autant plus aisé à réaliser dans le cas du sondage atmosphérique qu'il existe un bon nombre de paramètres d'influences invariants tout au long d'un vol de mesure. Il en va de tous les paramètres instrumentaux liés au capteur (tel le nombre de canaux spectraux, leur finesse ou leur espacement, la direction de visée ou l'angle d'ouverture du système), ou au porteur (telle l'altitude nominale de vol) comme des conditions climatiques générales de la mesure. Chacun de ces paramètres peut donc constituer une spécialisation.

Si la spécialisation augmente la précision des résultats, elle augmente aussi sensiblement le nombre de réseaux de neurones à paramétrer afin de couvrir l'ensemble des situations possibles. Cette spécialisation reste néanmoins possible lors de la préparation de campagnes de mesures, ou avant l'exploitation des images. Pour cette étude, l'évaluation des performances complètes d'un système sous toutes les conditions n'ayant que peu d'intérêt, nous nous sommes contentés d'explorer les situations les plus opposées afin de dégager des conclusions de faisabilité de la méthode et des performances moyennes de celle-ci pour les situations les plus typiques.

Nous avons déjà évoqué notre intention de traiter séparément les situations de masse d'air atmosphérique différentes : nous formerons donc des réseaux dédiés à chaque masse d'air. Nous avons également souligné que pour cette étude théorique, le capteur serait placé à une altitude de 8 km au dessus de la cible et que sa résolution spectrale serait de 15 cm^{-1} en-dessous de 8.0 μm et de 10 cm^{-1} au-delà. Nous nous sommes également concentrés sur des simulations

en visée nadir, considérant que la seule différence avec une visée oblique est l'épaisseur de la couche atmosphérique traversée. Il nous a paru en revanche nécessaire de faire la distinction entre différents angles zénithaux en raison des variations du rayonnement solaire nettement perceptibles aux basses longueurs d'ondes de la bande d'absorption du CO_2 . Pour chaque masse d'air nous avons créé deux groupes de réseaux de neurones : le premier destiné à traiter les spectres acquis avec un soleil au zénith et le second dédié aux situations nocturnes.

S'il est intéressant de spécialiser chaque réseau de neurones, il est cependant primordial d'introduire le maximum de variabilité dans les bases d'apprentissage afin que les estimateurs soient aptes à traiter de manière identique toutes les situations à l'intérieur même de leur spécialité, et, dans notre cas particulier en les contraignant à prendre en compte toute la variabilité en luminance due aux surfaces au sol. Dans ce but, pour chaque configuration (masse d'air, heure de la journée) nous avons simulé un grand nombre de luminances reçues par le capteur en utilisant pour chaque profil des différentes classes atmosphériques de TIGR2000 10 à 25 spectres d'émissivité différents choisis au hasard dans la base ASTER et une température de surface égale à la température de la couche d'air la plus basse augmentée de la valeur absolue d'une température aléatoire gaussienne de moyenne nulle et de variance 10 K.

Avant de répartir l'ensemble des luminances et des sorties associées entre la base d'apprentissage et la base de validation, les configurations obtenues devaient (pour des raisons purement informatiques) être centrées et normalisées. Ceci a été effectué en divisant chaque valeur par trois fois la valeur de la variance du paramètre considéré. Nous en avons profité pour éliminer des bases les situations les plus atypiques (celles dont les valeurs normalisées dépassaient l'unité). Les simulations furent ensuite réparties entre la base d'apprentissage (2/3 des situations) et la base de validation (1/3 des situations) en prenant garde à ce qu'un profil présent dans la base de validation n'apparaisse pas dans celle d'apprentissage.

3.2.2 Les réseaux de neurones

La méthode de formation des bases étant désormais fixée, il nous reste à préciser exactement les entrées et sorties de chaque réseau. La volonté de spécialiser les réseaux de neurones détaillée ci-dessus nous a amené à créer 3 réseaux pour l'estimation des profils de température, chacun ayant pour entrée les luminances mesurées entre 4.0 et 4.8 μm et pour sortie l'un des 3 premiers coefficients d'ACP du profil en température.

Les profils en vapeur d'eau dépendent en partie des profils en température. Nous avons choisi d'exploiter cette relation pour améliorer l'estimation des coefficients d'ACP en eau en plaçant en entrée du réseau de neurones chargé d'estimer le premier coefficient en vapeur d'eau les trois coefficients d'ACP des profils en températures estimés sur la bande d'absorption du CO_2 et les luminances acquises entre 4.8 et 6.0 μm et entre 7.0 et 9.0 μm .

Les bases ainsi créées, la paramétrisation n'est plus qu'une question d'optimisation dont les détails sont largement expliqués dans la partie bibliographique et pour laquelle nous avons utilisé le programme SNNS ([ZEL]). Les phases d'apprentissage ont été réalisées avec l'algorithme des gradients conjugués (algorithme du second ordre), et la détection du surapprentissage a été assurée par une surveillance de l'erreur de validation et l'algorithme du Leave One Out Virtuel.

3.3 La méthode de découplage émissivité / température de surface

3.3.1 Utilisation de l'algorithme SpSm

La comparaison des différentes stratégies d'estimation des spectres d'émissivité au chapitre précédent nous a conduit à nous intéresser aux algorithmes fondés sur l'exploitation de la régularité spectrale des émissivités et donc à la méthode SpSm. Notre première idée a été d'utiliser les profils atmosphériques estimés par les réseaux de neurones afin d'effectuer une simulation de la luminance reçue par le capteur avec des conditions de prise de vue identiques à celles de la mesure. Cette simulation réalisée avec un spectre d'émissivité nul et une température du pixel au sol moyenne nous permet d'obtenir une estimation du facteur de transmission atmosphérique $\tau(\lambda)$, de l'éclairement atmosphérique descendant $E_{atm}^\downarrow(\lambda)$ et du terme $\tau(\lambda) \frac{E_{atm}^\downarrow(\lambda)}{\pi} + L_{atm}^\uparrow(\lambda)$ de l'équation 2.66. Ces termes devaient être utilisés en entrée de l'algorithme SpSm afin d'obtenir la température et le spectre d'émissivité des surfaces au sol.

Cependant, les performances des estimateurs (dont les détails sont exposés au chapitre suivant) montrent que les réseaux de neurones ne parviennent pas à estimer le second coefficient d'ACP des profils de vapeur d'eau. Seuls les réseaux de neurones paramétrés afin d'estimer le premier coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau ou le contenu total en eau donnent des résultats exploitables. Nous nous voyons donc contraints d'utiliser soit le profil en vapeur d'eau reconstruit à partir du premier coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau, soit le profil moyen adapté au contenu total estimé pour réaliser les calculs de transfert radiatif nécessaires à l'algorithme SpSm. Dans la plupart des cas, l'estimation de cet unique paramètre des profils de vapeur d'eau permet un bon fonctionnement de l'algorithme SpSm. Cependant, pour les situations atmosphériques atypiques dont les profils en vapeur d'eau présentent un déséquilibre vertical prononcé et dont la forme diffère très nettement de celle du profil en vapeur d'eau moyen adapté au contenu total vrai (présence d'une forte inversion ou au contraire d'une concentration anormalement élevée de la vapeur d'eau dans les basses couches de l'atmosphère) les résultats obtenus avec l'algorithme SpSm ne sont pas précis. Pour ces situations, nous avons étendu la méthode SpSm afin de prendre en compte les variations possibles de forme des profils en vapeur d'eau.

3.3.2 La méthode SpSm2D

Cette variante de l'algorithme mise au point pour pallier les difficultés évoquées au paragraphe précédent consiste à rechercher la température de surface et un indice de forme du profil en vapeur d'eau qui minimisent le critère de régularité "usuel" des spectres d'émissivité estimés. Connaissant le contenu total en vapeur d'eau ou le premier coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau, l'indice de forme peut-être :

- la concentration en vapeur d'eau à une altitude donnée
- le second coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau
- le paramètre d'une famille de fonction décrivant les profils en vapeur d'eau de l'atmosphère²

Le fonctionnement de l'algorithme est le suivant : pour chaque spectre on estime les premiers coefficients d'ACP des profils en température et le contenu total en vapeur d'eau à l'aide des réseaux de neurones. Puis, pour chaque valeur de l'indice de forme, on reconstruit le profil atmosphérique en vapeur d'eau sous la contrainte du contenu total en eau estimé. Les profils de température et vapeur d'eau estimés sont alors utilisés comme paramètres d'entrée de l'algorithme SpSm "classique". Parmi les spectres d'émissivité estimés on conserve celui dont la régularité est

²par exemple le paramètre $\alpha > 0$ si l'on souhaite décrire la concentration en vapeur d'eau [H_2O] en fonction de l'altitude z sous la forme [H_2O](z) = $K \times e^{-\alpha z}$.

maximale. La température de surface estimée étant celle à laquelle le spectre d'émissivité estimé est le plus régulier.

La solution de l'algorithme correspond à un minimum global du critère de régularité puisqu'aucune forme de profil en vapeur d'eau ne peut faire converger l'algorithme vers un spectre d'émissivité estimé plus lisse que le spectre vrai. Si le couple indice de forme vraie - température de surface vraie qui forme la solution se trouve dans l'espace parcouru par les paramètres SpSm double, l'algorithme converge nécessairement (puisqu'il évalue le critère pour toutes les combinaisons des valeurs des paramètres). En revanche, si l'espace parcouru par ces paramètres ne contient pas la solution (plage de valeurs des paramètres trop restreinte ou contenu total / premier coefficient d'ACP fortement erroné), l'algorithme convergera vers la forme qui compense le maximum de raies atmosphérique dans le spectre d'émissivité estimé. On peut observer alors un phénomène de fuite en avant : minimum local jamais atteint à l'image de celui qui apparaît parfois avec l'algorithme SpSm "classique" qui identifie des spectres d'autant plus réguliers que la température de surface estimée est forte. L'algorithme peut également converger vers un minimum local ; le spectre d'émissivité obtenu est certes plus lisse qu'avec l'algorithme SpSm classique mais il reste marqué par les phénomènes atmosphériques, et le profil en vapeur d'eau au point de convergence est assez éloigné du profil vrai.

Il convient donc de bien réaliser la recherche de l'indice de forme sous la contrainte d'une variable (contenu total ou premier coefficient d'ACP) estimée de manière précise. La seule mesure de l'adéquation de la forme du profil se faisant sur la régularité des spectres estimés, si la solution au problème de minimisation ne se trouve pas dans l'espace parcouru par les deux variables SpSm2D (température de surface et indice de forme) l'algorithme peut converger vers une forme de profils qui compense les raies atmosphériques les plus fortes. La contrainte de régularité sera ainsi satisfaite sans avoir atteint de solution "physique".

Si cet algorithme permet de pallier la méconnaissance de la forme des profils en vapeur d'eau et améliore nettement les estimations des températures de surface et spectres d'émissivité pour les situations atmosphériques atypiques, il n'améliore pas les estimations réalisées avec l'algorithme SpSm classique pour les situations atmosphériques "courantes".

3.3.3 La chaîne de traitement des données : des luminances aux spectres d'émissivité.

Les luminances acquises pour chaque pixel d'une campagne sont donc tout d'abord traitées par les réseaux de neurones dimensionnés selon les caractéristiques de vol de l'instrument (altitude, éventuellement géométrie de la prise de vue), et selon le type de masse d'air rencontré lors des mesures. Les luminances passent tout d'abord à travers la série des réseaux de neurones destinés à estimer les premiers coefficients d'ACP des profils en température puis, avec ces coefficients au travers du réseau chargé d'estimer le premier coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau ou le contenu total en eau. Les paramètres atmosphériques estimés sont ensuite utilisés avec les luminances entre 8 et 12 μm en entrée du module SpSm "classique" ou SpSm2D. La figure 3.14 présente l'architecture de la méthode.

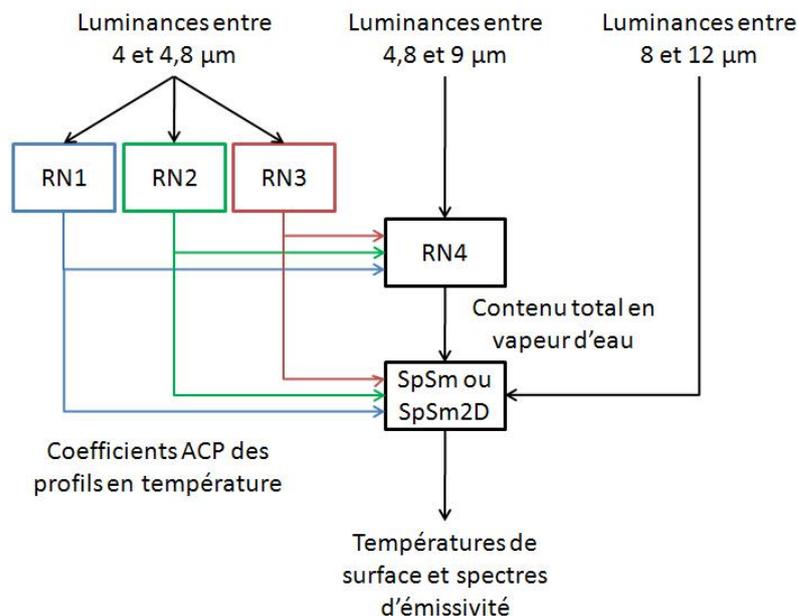


FIG. 3.14 – Architecture de la méthode d'estimation des températures de surface et spectres d'émissivité.

3.4 Conclusion

Nous avons construit les études de ce chapitre avec un constant souci d'optimisation nécessaire au traitement d'un problème dont les paramètres sont aussi nombreux. La recherche des paramètres atmosphériques les plus pertinents pour la correction atmosphérique a révélé l'intérêt des premiers coefficients d'ACP des profils. En effet l'analyse en composantes principales a l'avantage de hiérarchiser les paramètres atmosphériques par ordre d'importance. Elle permet donc de limiter le nombre d'estimations à effectuer, et de contrôler la propagation des erreurs (qui affectent majoritairement les coefficients les moins importants). Elle nous évite également d'avoir à décider du nombre de couches atmosphériques restituées et de leurs altitudes respectives. Enfin, une analyse en composantes principales permet d'ajouter aux estimations de l'information a priori via les matrices de passage : les estimations de coefficients d'ACP ne traduisent qu'un comportement par rapport à une moyenne statistique de la masse d'air considérée et prennent en compte les relations entre les couches atmosphériques adjacentes.

En outre il s'avère que les premiers coefficients d'ACP des profils en température et en vapeur d'eau suffisent à corriger les luminances des termes atmosphériques perturbateurs.

Une étude de sensibilité menée avec un plan d'expérience nous a permis ensuite d'identifier les bandes spectrales les plus appropriées à l'estimation des différents coefficients. Cette seconde étude révèle qu'il existe une limite à l'estimation des paramètres atmosphériques : il semble en effet difficile d'estimer plus que les trois premiers coefficients d'ACP des profils en température et le premier coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau. La présence de multiples paramètres entrant dans le calcul de la luminance et leurs différentes influences sur celle-ci impliquent que les effets de faible importance ne peuvent être identifiés comme provenant d'un paramètre en

particulier. Il existe donc une limite aux possibilités d'estimation, limite principalement liée aux paramètres du capteur comme son altitude et sa résolution spectrale.

Enfin, nous avons présenté la méthode complète d'estimation des spectres d'émissivités et des températures de surface d'une image hyperspectrale infrarouge à l'aide d'une extension de l'algorithme SpSm classique. Le chapitre suivant s'intéressera aux résultats de la méthode aussi bien pour des cas idéaux que pour des données bruitées avec un modèle de capteur arbitraire.

Chapitre 4

Validation de la méthode et étude de l'influence de différents bruits

Ce chapitre présente les performances de la méthode pour un grand nombre de simulations. Pour chacun des cas exposés nous examinerons aussi bien les résultats du sondage atmosphérique que ceux de l'estimation des propriétés des surfaces au sol. Nous commencerons par évaluer les performances de l'algorithme sur toutes les classes atmosphériques de la base TIGR2000 et pour différents angles solaires zénithaux. Nous étudierons ensuite la dégradation des performances de l'algorithme pour la classe atmosphérique tempérée 1 en fonction de divers bruits instrumentaux non pris en compte par les réseaux de neurones. Enfin, la dernière partie montrera le traitement particulier applicable à une image hyperspectrale infrarouge de résolution spatiale fine. Nous utiliserons pour cela une image simulée. Des résultats statistiques de cette technique obtenus pour un grand nombre de simulations aux différentes classes atmosphériques de TIGR2000 seront également présentés.

Pour l'ensemble des simulations réalisées le capteur est situé à 8 km d'altitude en visée au nadir. Sa résolution spectrale est de 15 cm^{-1} sur les bandes d'absorption du CO_2 et de la vapeur d'eau et 10 cm^{-1} sur la fenêtre atmosphérique comprise entre 8 et $12 \mu\text{m}$.

4.1 Inversions idéales sur les cinq classes atmosphériques de TIGR2000

Le but de cette première partie est double. On cherche à évaluer les performances de la méthode développée au chapitre précédent et on souhaite montrer que les résultats présentés ne sont pas spécifiques à une condition de mesure particulière. Les résultats qui suivent ont donc été obtenus avec des simulations réalisées suivant le procédé de création des bases d'apprentissage et de validation des réseaux de neurones.

Pour toutes les situations atmosphériques de chaque masse d'air de TIGR2000 on simule deux jeux de 25 spectres de luminances. Le premier correspond à une situation diurne avec soleil au zenith et le second à une situation nocturne. Pour les situations diurnes les angles solaires utilisés suivent la règle établie au chapitre précédent (cf. le paragraphe 3.1.3). La variation de cet angle zénithal est destinée à détecter une influence de celui-ci sur les performances des estimations et non de rendre les simulations réalistes.

Chaque jeu de 25 spectres de luminance a été obtenu avec 25 spectres d'émissivités différents choisis au hasard dans la base ASTER. Les températures de surface utilisées sont également

aléatoires : elles suivent une loi normale centrée sur la température de la couche atmosphérique la plus basse de la situation considérée et de variance 7 K le jour et 2 K la nuit.

Les luminances obtenues sont enfin bruitées par un bruit blanc N de moyenne nulle induisant un rapport signal à bruit de 100 sur la bande d'absorption du CO_2 , 200 sur celle de la vapeur d'eau et 1000 sur la fenêtre atmosphérique 8-12 μm . La luminance traitée par les réseaux de neurones $L_{RN}(\lambda)$ vaut donc

$$L_{RN}(\lambda) = L_{C_{apt}}(\lambda) (1 + N(0, \sigma)) \quad (4.1)$$

(avec $L_{C_{apt}}$ la luminance simulée par MODTRAN).

Les inversions sont réalisées avec les réseaux de neurones et SpSm2D selon la méthode décrite au chapitre précédent. Les paramètres atmosphériques et surfaciques estimés sont comparés aux valeurs vraies.

4.1.1 Résultats des sondages atmosphériques

Les performances des réseaux de neurones sont données par le tracé du nuage de points des sorties des réseaux en fonction des résultats attendus. Ce type de graphe permet d'appréhender visuellement les erreurs commises par les estimateurs : plus le nuage est regroupé autour de la droite $y = x$, plus le réseau peut être considéré comme performant.

Les figures 4.1 et 4.2 présentent les résultats obtenus sur les trois premiers coefficients d'ACP en température et les deux premiers coefficients d'ACP en eau des situations tempérées 1 diurnes. Notons conformément à l'analyse en sensibilité du chapitre précédent (paragraphe 3.1.4) que les différents réseaux parviennent bien à estimer les trois premiers coefficients d'ACP en température, ainsi que le premier coefficient d'ACP en eau. En revanche le nuage de points du second coefficient d'ACP en vapeur d'eau présente une forme très "circulaire", preuve que le réseau n'est pas parvenu à dégager l'information liée à ce coefficient.

L'analyse des vecteurs propres de l'ACP nous a montré (3.1.4) que le premier coefficient en vapeur d'eau représente l'écart du profil au profil moyen. Le coefficient de corrélation entre ce premier coefficient et le contenu total en eau de ces profils étant supérieur à 80 % nous avons choisi de remplacer l'estimation des deux premiers coefficients d'ACP en vapeur d'eau par celle du contenu total.

Les variations de forme des profils en vapeur d'eau calculées par l'algorithme SpSm2D peuvent être faites indifféremment à partir de l'estimation du premier coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau ou à partir du contenu total estimé. En revanche, pour l'algorithme SpSm classique, il est préférable de restituer des profils en vapeur d'eau de forme erronée mais de contenu total exact.

Les résultats des réseaux de neurones créés dans le but d'estimer le contenu total en vapeur d'eau des situations tempérées 1 diurnes sont présentés à la figure 4.3. Ils montrent que l'estimation des contenus totaux en vapeur d'eau est plus performante que celle du premier coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau présentée à la figure 4.2.

L'ensemble des nuages de points n'a pas été reproduit ici mais il montre de manière générale que les estimateurs sont performants quel que soit le type de masse d'air considéré.

Les nuages de points des figures précédentes peuvent être convertis en erreurs quadratiques moyennes de l'estimation des profils de température et des contenus totaux en vapeur d'eau pour les 5 masses d'air de la base TIGR2000. On trouvera ces valeurs au tableau 4.1. La figure 40 présente ces écarts quadratiques moyens sous la forme de profils. Elle montre que la méthode donne de bons résultats puisque les écarts quadratiques moyens n'excèdent pas 2 K. L'estimation des contenus totaux en vapeur d'eau est également satisfaisante sauf pour les situations tropicales. Les difficultés rencontrées sont dues à la forte variabilité des profils atmosphériques en vapeur

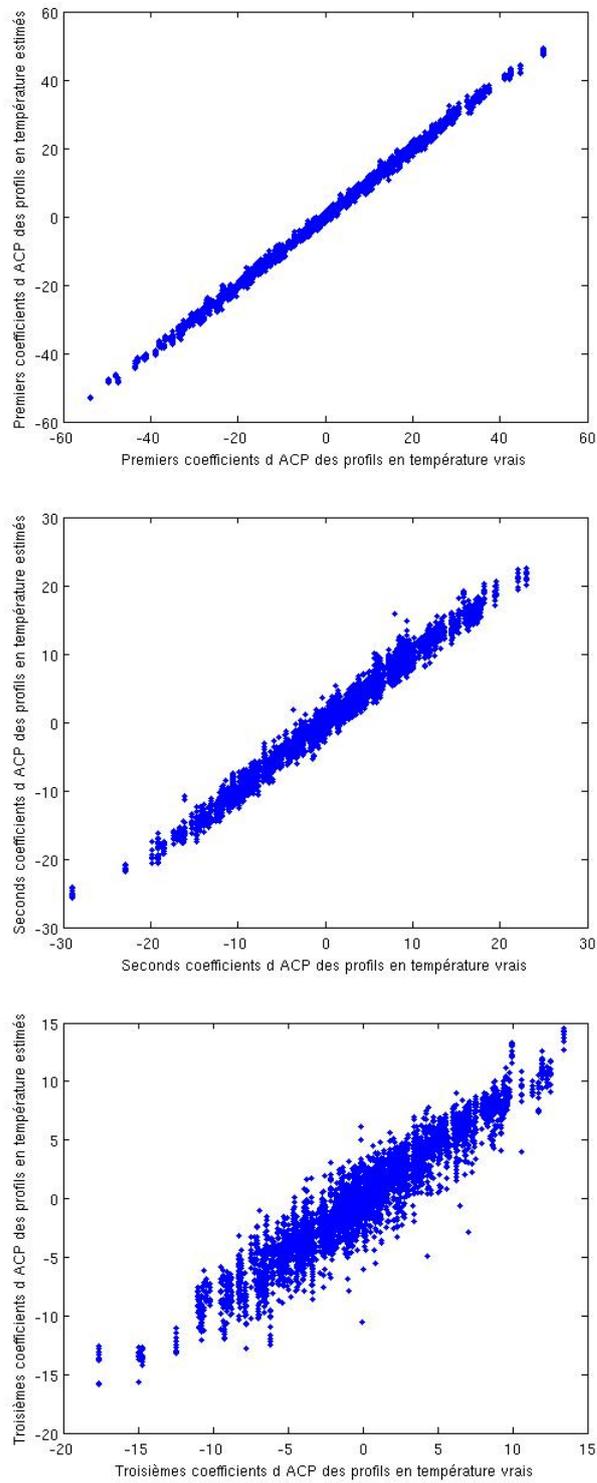


FIG. 4.1 – Valeurs des estimations des trois premiers coefficients d’ACP des profils en température fournies par les différents réseaux de neurones en fonction des valeurs attendues pour les situations tempérées 1 diurnes.

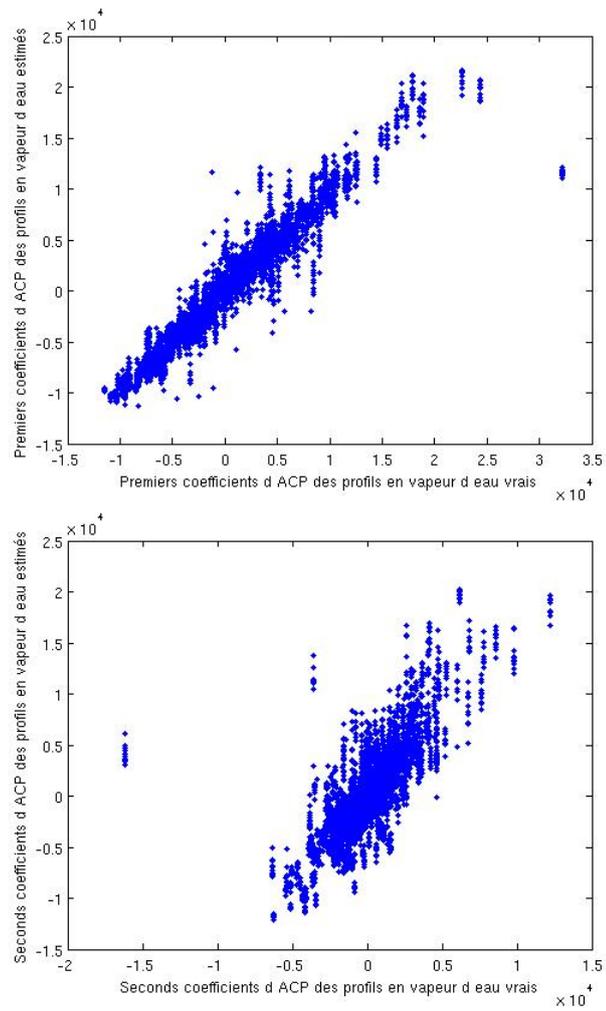


FIG. 4.2 – Valeurs des estimations des deux premiers coefficients d'ACP des profils en vapeur d'eau fournies par les différents réseaux de neurones en fonction des valeurs attendues pour les situations tempérées 1 diurnes.

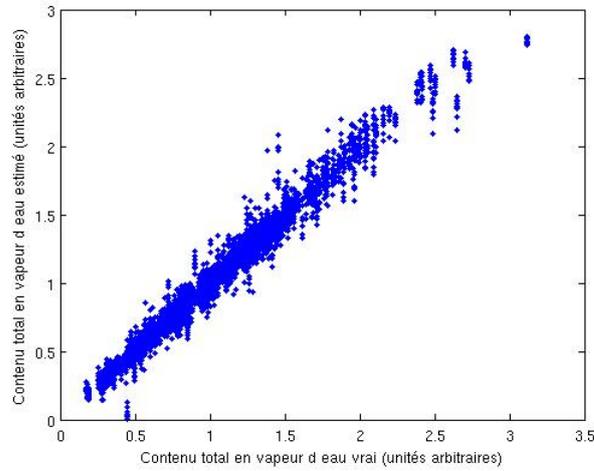


FIG. 4.3 – Performance des réseaux de neurones chargés d’estimer les contenus totaux en vapeur d’eau des situations tempérées 1 diurne.

d’eau pour les situations de température atmosphérique moyenne élevée : les réseaux de neurones paramétrés pour ces estimations ne sont pas suffisamment spécialisés. On peut remédier à ce problème en scindant les situations tropicales de TIGR2000 en deux classes, la première réservée aux atmosphères humides et la seconde aux atmosphères sèches. À l’inverse le contenu total en vapeur d’eau est bien estimé pour les situations polaires.

Situations	EQM des profils en température (K)	EQM des contenus totaux en eau (kg/m^2)
Tropicales diurnes	1.86	3.490
Tropicales nocturnes	1.83	4.067
Tempérées 1 diurnes	1.80	1.420
Tempérées 1 nocturnes	1.73	1.600
Tempérées 2 diurnes	1.85	0.801
Tempérées 2 nocturnes	1.78	0.841
Polaires 1 diurnes	2.01	0.416
Polaires 1 nocturnes	1.88	0.463
Polaires 2 diurnes	1.94	0.331
Polaires 2 nocturnes	1.91	0.365

TAB. 4.1 – Ecarts quadratiques moyens des profils en température et contenus totaux en eau obtenus sur l’ensemble des masses d’air de TIGR2000.

4.1.2 Résultats en terme de propriété des surfaces au sol

Le tableau 4.2 présente les résultats obtenus avec l’algorithme SpSm à partir des paramètres atmosphériques estimés avec les réseaux de neurones. La figure 4.5 fait apparaître ces écarts

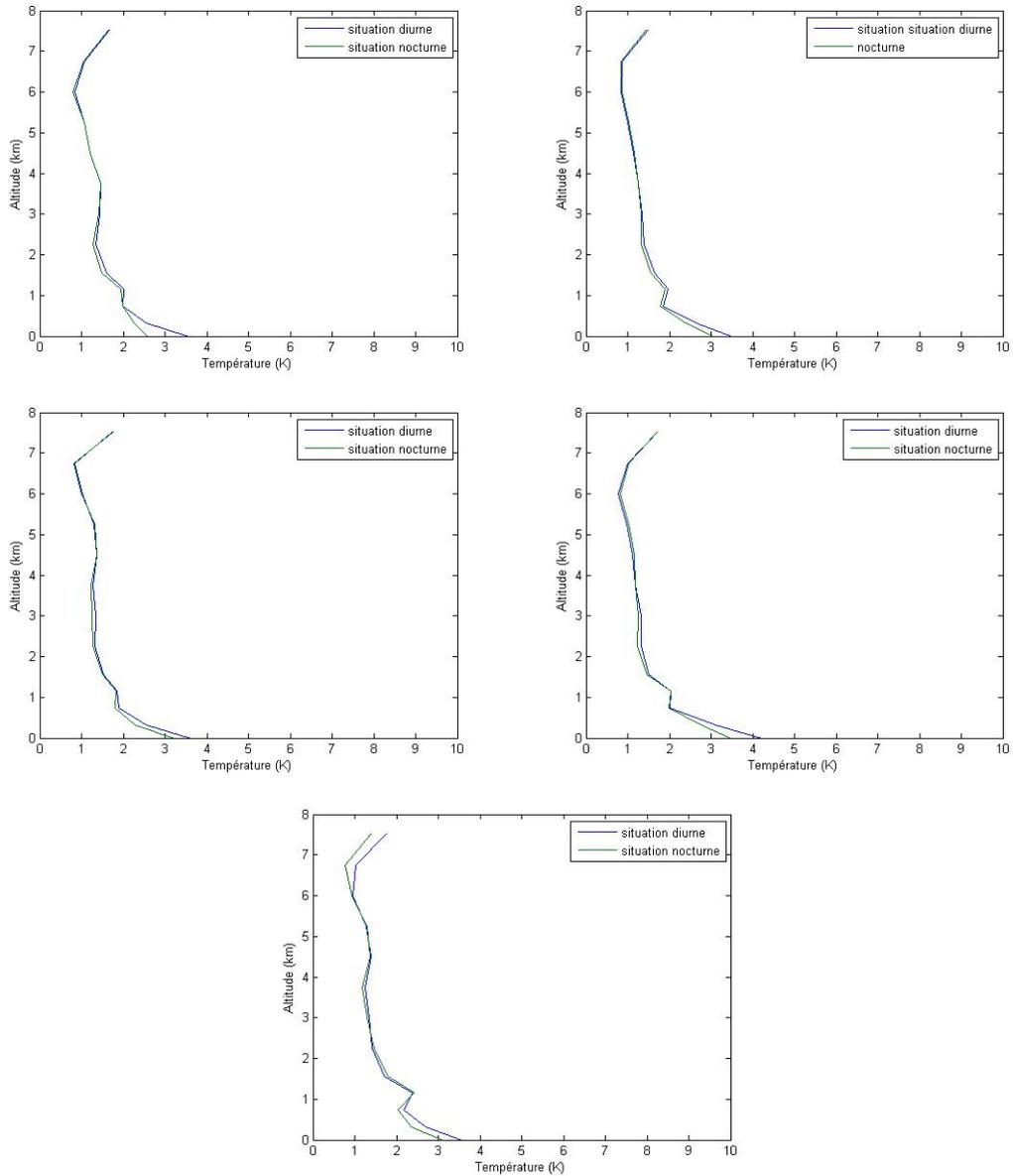


FIG. 4.4 – Ecart quadratique moyen des profils en température pour les situations tropicales (en haut à gauche), tempérées 1 (en haut à droite), tempérées 2 (au milieu à gauche), polaires 1 (au milieu à droite) et polaires 2 (en bas) diurnes et nocturnes.

quadratiques moyens des spectres d'émissivité sous la forme de spectres.

Situations	EQM des températures de surface (K)	EQM spectres d'émissivité
Tropicales diurnes	4.79	0.067
Tropicales nocturnes	2.77	0.055
Tempérées 1 diurnes	1.68	0.029
Tempérées 1 nocturnes	1.59	0.027
Tempérées 2 diurnes	1.57	0.027
Tempérées 2 nocturnes	1.18	0.022
Polaires 1 diurnes	1.41	0.027
Polaires 1 nocturnes	1.22	0.025
Polaires 2 diurnes	0.96	0.020
Polaires 2 nocturnes	0.84	0.019

TAB. 4.2 – Ecarts quadratiques moyens pour les températures de surface et les spectres d'émissivité.

L'estimation des températures de surfaces et des spectres d'émissivité à partir de luminances donne de bons résultats pour l'ensemble des situations et conditions de prise de vue sauf pour les situations tropicales.

Tous ces spectres d'écarts quadratiques moyens ont une forme identique et seuls leurs niveaux moyens diffèrent. Cette forme fait apparaître les longueurs d'onde auxquelles les erreurs d'inversion sont les plus fortes : le bord de la bande d'absorption de la vapeur d'eau en dessous de $8.5 \mu m$ et la bande d'absorption de l'ozone à $9.6 \mu m$.

L'estimation des propriétés des sols par l'algorithme SpSm2D appliqué aux luminances reçues sur la fenêtre atmosphérique $8-12 \mu m$ dépend :

- de la puissance de bruit entachant les mesures de luminances sur cette fenêtre
- de la qualité des sondages atmosphériques utilisés
- et du contraste entre la température des surfaces au sol et celle de l'atmosphère.

Or dans toutes les simulations le bruit appliqué aux luminances est statistiquement identique et le contraste entre les températures atmosphériques et celles des surfaces au sol est le même pour toutes les situations diurnes ou nocturnes. Les valeurs élevées des écarts quadratiques moyens entre les spectres d'émissivités vrais et estimés pour les situations tropicales doivent donc être attribuées aux erreurs des sondages atmosphériques pour cette masse d'air.

Tous ces résultats ont été obtenus pour des mesures "idéales" : le bruit ajouté aux luminances a été pris en compte lors de la paramétrisation des réseaux de neurones. En outre, le bruit considéré jusqu'à présent ne représente pas l'ensemble des différents types de bruit qui peuvent affecter une mesure de luminance effectuée par un capteur réel. La partie qui suit étudie la dégradation des performances de notre méthode en fonction de différents types de bruit de mesure non pris en compte lors de la paramétrisation des réseaux de neurones.

4.2 Influence de différents bruits de mesure sur la méthode

Dans ce paragraphe nous nous intéressons aux différents défauts d'étalonnage radiométriques et spectraux d'un instrument. Nous étudierons en particulier l'impact d'une erreur sur la position des bandes du capteur et le niveau de signal pour les situations tempérées 1.

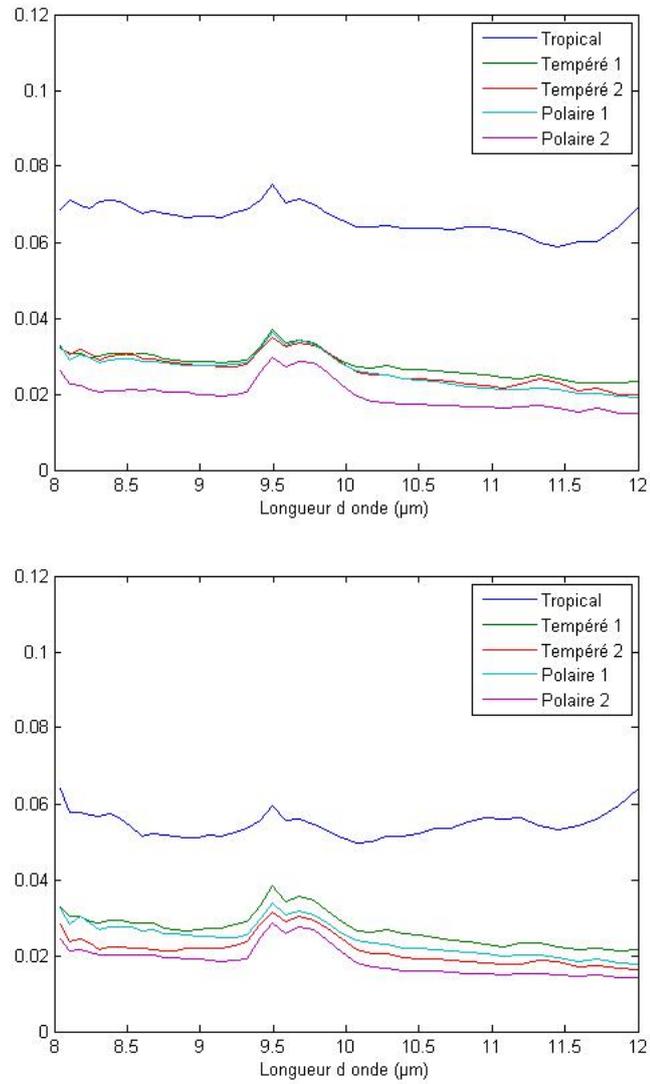


FIG. 4.5 – Ecart quadratique moyen des spectres d'émissivité pour les différents types de masse d'air de TIGR2000 en situation diurne (en haut) et nocturne (en bas).

L'étalonnage radiométrique en infrarouge consiste à placer devant l'instrument un corps noir à différentes températures supposées parfaitement connues. Les valeurs du signal en sortie du capteur sont alors ajustées en fonction des luminances que l'on sait reçues en entrée d'instrument.

Pour l'étalonnage spectral on utilise un matériau au spectre d'émissivité très chahuté (comme du polystyrène) et on mesure la position des bandes du capteur par comparaison des luminances mesurées et attendues pour ce matériau.

Pour simuler ces défauts d'étalonnage on introduit pour les spectres calculés un premier bruit que nous nommerons bruit de "shift". Il consistera en une augmentation de 5% des luminances simulées par MODTRAN. Le second bruit, le décalage spectral, consistera à ajouter aux valeurs de la position des bandes spectrales de l'instrument virtuel un bruit uniforme de 2 cm^{-1} de débatement maximal. Le troisième bruit de type gaussien est celui présenté au paragraphe précédent. Il est ajouté systématiquement à chacune de nos simulations.

Les luminances traitées par nos réseaux de neurones L_{RN} et SpSm peuvent donc s'écrire

$$L_{RN}(\lambda) = L_{Capt}(\lambda + \delta\lambda) \times 1,05 \times (1 + N(0, \sigma)) \quad (4.2)$$

(L_{Capt} représentant la luminance simulée par MODTRAN).

Le tableau 4.3 présente pour les situations tempérées 1 diurnes les résultats des estimations pour les différents bruits et leurs combinaisons. Les figures 4.6, 4.7 et 4.8 montrent respectivement les écarts quadratiques moyens des émissivités sous la forme de spectres, les écarts quadratiques moyens des profils en température et le tracé de la relation entre les contenus totaux en vapeur d'eau vrais et estimés.

	G	G + Sh	G + Sp	G + Sh + Sp
EQM entre les profils en température vrais et estimés (K)	1.78	1.80	6.34	6.32
Biais entre contenus totaux en eau vrais et estimés (kg/m^2)	-0.18	-0.03	-5.76	-6.04
EQM entre les contenus totaux en eau vrais et estimés (kg/m^2)	1.46	1.54	2.82	3.00
Biais entre les températures de surface vraies et estimées (K)	-0.05	3.72	-0.60	3.55
EQM entre les températures de surface vraies et estimées (K)	1.99	2.30	2.32	2.80
Biais entre les spectres d'émissivité vrais et estimés	0.0003	-0.015	0.006	-0.017
EQM entre les spectres d'émissivité vrais et estimés	0.023	0.026	0.029	0.035

TAB. 4.3 – Résultats statistiques du sondage atmosphérique et de l'inversion pour la combinaison de trois bruits : le bruit gaussien (G : 0.02), spectral (Sp : 2 cm^{-1}) et shift (Sh : 0.05) pour les situations tempérées estivales diurnes

Un décalage de 5% des spectres de luminance a une faible influence sur les résultats de l'inversion, sauf pour l'estimation de la température de surface. Le sondage atmosphérique n'y est pas très sensible puisqu'il consiste principalement à comparer les niveaux relatifs des luminances reçues à différentes longueurs d'ondes d'une bande d'absorption. En revanche, les effets sur les sorties de l'algorithme SpSm sont importants puisque ce bruit modifie sensiblement le niveau des luminances reçues entre 8 et $12 \mu\text{m}$.

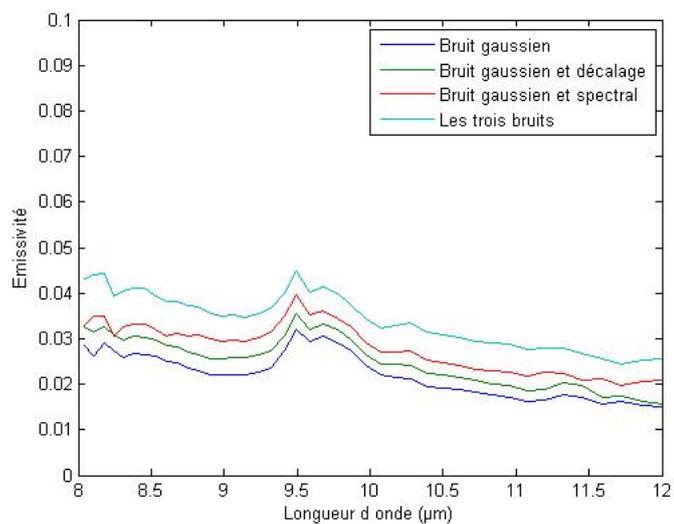


FIG. 4.6 – Ecarts quadratiques moyens des spectres d'émissivité pour la combinaison de différents bruits.

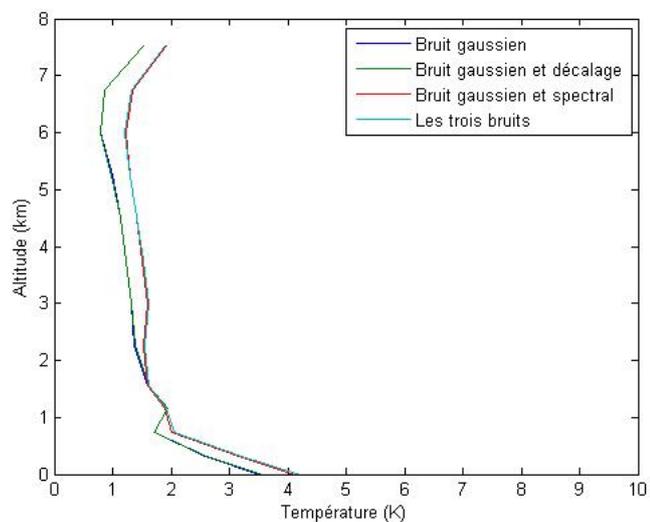


FIG. 4.7 – Ecarts quadratiques moyens des profils en température pour la combinaison de différents bruits. Les profils "gaussien" et "gaussien et décalage" sont superposés. Les profils "gaussien et spectral" et "trois bruits" sont superposés.

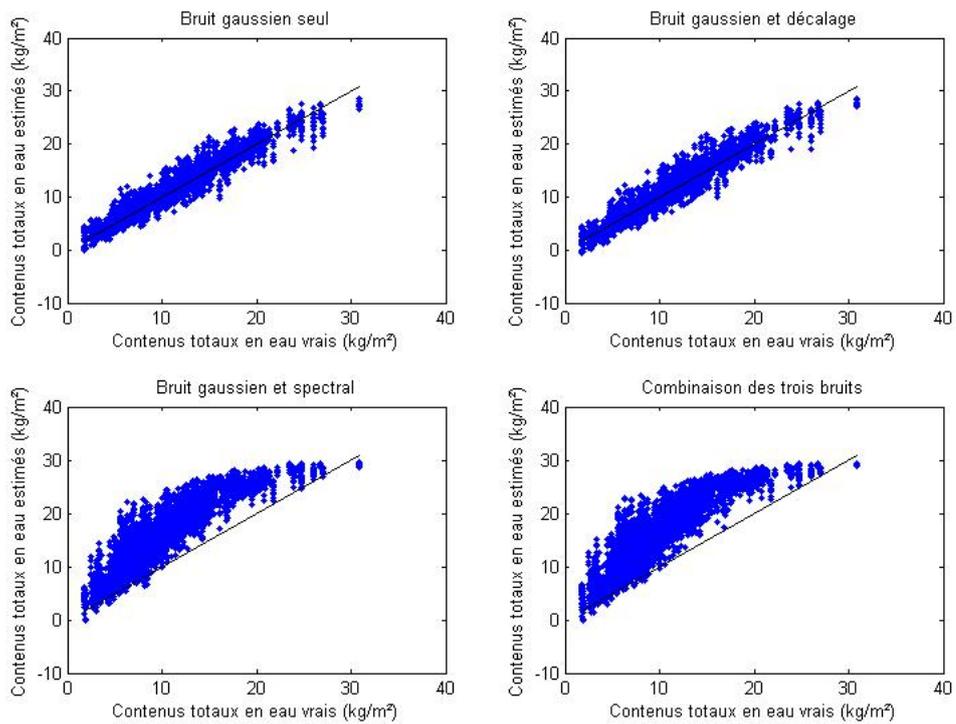


FIG. 4.8 – Contenus totaux en eau estimés en fonction des contenus totaux en eau réels pour les différentes combinaisons de bruit. En haut à gauche : le bruit gaussien seul, en haut à droite : le bruit gaussien et le bruit de shift, en bas à gauche : le bruit gaussien et le bruit spectral, en bas à droite la combinaison des trois bruits.

A l’opposé, le bruit spectral perturbe plus le sondage atmosphérique que l’estimation des propriétés des surfaces au sol. Les biais et variances entre températures de surface vraies et estimées sont proches de ceux obtenus avec le bruit de décalage seul, mais les écarts quadratiques entre profils de température vrais et estimés ont augmenté significativement. La résolution spectrale de nos données en bande III est suffisamment faible pour que ce décalage spectral aléatoire ne modifie pas fortement la position et les niveaux des raies d’absorption utilisées par SpSm. Ce même décalage modifie cependant les niveaux relatifs des luminances sur les bandes d’absorption utilisées pour le sondage atmosphérique. La dégradation des estimations des propriétés des surfaces au sol pour ce bruit doit être principalement imputée aux erreurs de sondage.

La combinaison des bruits spectraux dégrade fortement l’ensemble des estimations. Les écarts quadratiques moyens entre températures de surface vraies et estimées sont de 3.0 K et les variations du spectre d’émissivité par rapport aux spectres vrai peuvent atteindre 10 %.

Les erreurs d’estimation des températures et spectres d’émissivités des surfaces au sol par notre méthode peuvent avoir deux origines : une mauvaise estimation des propriétés de l’atmosphère ou un trop fort bruit sur les luminances entre 8 et 12 μm . Cependant la méthode de sondage par réseaux de neurones est relativement robuste au bruit et l’algorithme SpSm2D utilisé aux résolutions de 10 cm^{-1} semble plus tolérant aux erreurs de sondage qu’aux perturbations des luminances sur la fenêtre atmosphérique. Les figures 4.7 et 4.8 montrent que parmi les différents bruits étudiés et pour les niveaux considérés, seul le bruit spectral a une influence sur les résultats du sondage atmosphérique.

La calibration de l’instrument ou, à défaut, la connaissance des bruits de mesures est donc importante pour la précision de notre méthode d’estimation. Elle est primordiale en ce qui concerne les luminances acquises sur la fenêtre atmosphérique.

4.3 Traitement d’une image

Nous avons vu au chapitre II (paragraphe 2.1.2) que l’atmosphère est spatialement beaucoup plus homogène que les surfaces au sol. On peut donc penser améliorer les résultats de l’inversion d’une image hyperspectrale infrarouge en utilisant SpSm avec une moyenne des profils atmosphériques estimés sur un voisinage de plusieurs pixels adjacents. La taille du voisinage de pixels doit être inférieure à celle de la zone d’homogénéité spatiale de l’atmosphère.

Les paragraphes suivants présentent les résultats de cette méthode sur une image simulée et dégradée par le bruit gaussien décrit précédemment. Enfin, on présente les résultats obtenus statistiquement sur un grand nombre de simulations avec la méthode SpSm2D.

4.3.1 Création de l’image simulée

L’objectif est de montrer l’intérêt d’utiliser des moyennes de profils atmosphériques estimés pour l’inversion des propriétés des surfaces au sol. L’image simulée doit donc être composée de plusieurs situations atmosphériques et plusieurs surfaces d’émissivité et de température différentes. Elle est organisée de telle sorte que deux pixels adjacents ne diffèrent que d’au plus un paramètre (atmosphère, émissivité ou température) sauf entre deux pixels d’émissivités différentes pour lesquelles les températures de surface seront différentes.

La figure 4.9 présente cette image. Elle est composée de 27x27 pixels et divisée :

- verticalement en trois régions égales de 27x9 pixels sur lesquelles la situation atmosphérique est identique,
- horizontalement en trois régions égales de 9x27 pixels sur lesquelles l’émissivité de la surface au sol est identique.

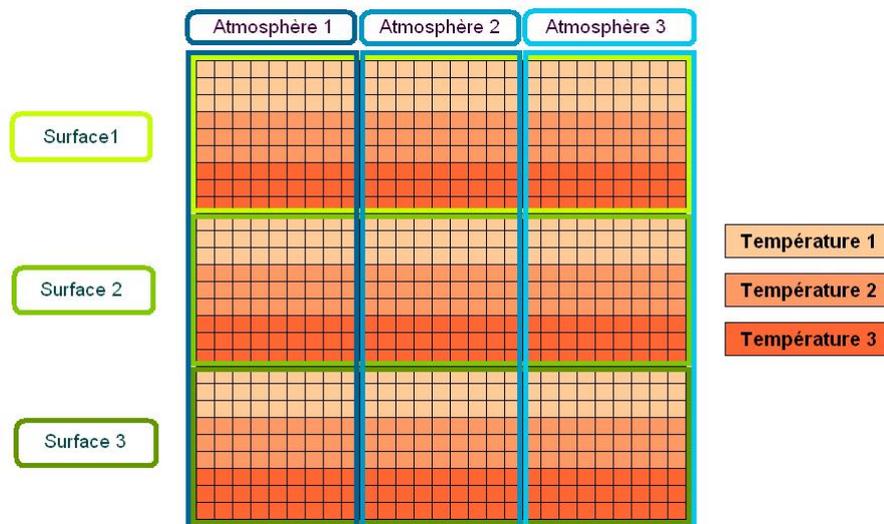


FIG. 4.9 – Organisation des paramètres de l’image infrarouge simulée.

Chaque région d’émissivité identique est elle-même divisée en trois bandes horizontales de trois pixels de hauteur sur lesquelles la température de surface au sol est constante.

L’algorithme de traitement est le suivant : on commence par appliquer les réseaux de neurones à chaque pixel de l’image afin d’obtenir une estimation des profils atmosphériques pixel par pixel. Puis on applique l’algorithme SpSm à chaque pixel en utilisant la moyenne des profils atmosphériques calculée sur un masque de 3x3 pixels centré sur le pixel considéré. Cette façon de procéder permet de prendre en compte les variations spatiales de l’atmosphère qui sont faibles pour une image réelle (contrairement à notre image).

L’organisation de l’image permet d’identifier l’origine des erreurs d’estimations : les erreurs sur les zones d’atmosphère, d’émissivité et température de surface au sol constantes proviendront nécessairement du bruit ajouté à l’image alors qu’une erreur d’estimation sur les pixels à la frontière séparant deux valeurs différentes d’un paramètre pourra être attribuée aux variations de ce paramètre.

Les résultats présentés ci-après ont été obtenus pour une image dont les situations atmosphériques appartiennent à la classe tempérée 1 de TIGR2000. Les trois profils de température et de vapeur d’eau sont présentés aux figures 4.10 et 4.11. Les spectres d’émissivité des trois surfaces au sol sont détaillées à la figure 4.12 et les trois températures de surface utilisées valent 290, 295 et 300 K.

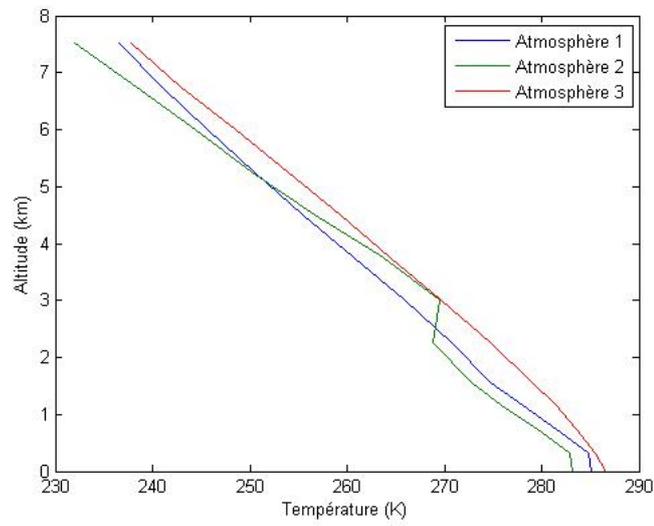


FIG. 4.10 – Profils de température utilisés pour l’image infrarouge.

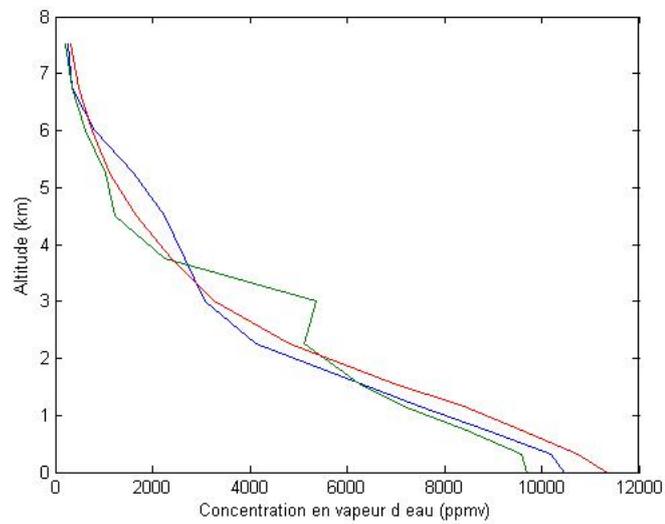


FIG. 4.11 – Profils en vapeur d’eau utilisés pour l’image infrarouge. Le contenu total en eau de la colonne atmosphérique pour les trois profils est de 16.89, 17.02 et 17.68 kg/m^2 respectivement.

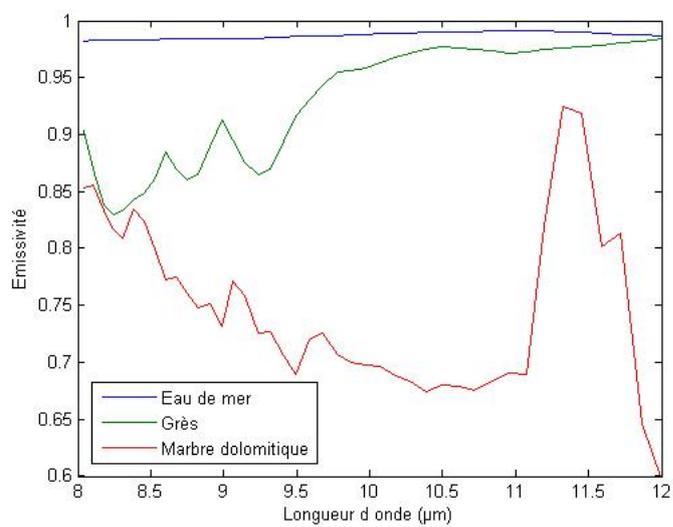


FIG. 4.12 – Spectres d'émissivité utilisés pour l'image infrarouge : la surface 1 est l'eau de mer, la surface 2 le grès et la surface 3 le marbre dolomitique

4.3.2 Résultats de l'inversion de l'image simulée

Afin de quantifier le gain apporté par l'utilisation des moyennes de profils estimés dans l'inversion, les résultats seront systématiquement comparés à ceux de l'inversion pixel par pixel.

La figure 4.14 présente les écarts quadratiques moyens entre les profils de températures vrais et estimés. Les résultats de l'estimation pixel par pixel montrent des fluctuations des performances du sondage en température dues au bruit gaussien (variabilité au sein d'une zone à paramètres invariants) et des fluctuations dues à l'atmosphère. La situation atmosphérique au milieu de l'image est moins bien estimée que les deux autres, certainement en raison de l'inversion à 3 km d'altitude. En revanche ni la température ni le spectre d'émissivité de la surface au sol ne semblent influencer l'estimation des profils en température.

La moyenne des profils en température limite les fluctuations des estimations et réduit les écarts entre les profils vrais et estimés sauf aux pixels à la frontière entre deux situations atmosphériques. La figure 4.13 présente sous la forme de profils les écarts quadratiques entre les profils vrais et estimés des trois situations atmosphériques utilisées. Elle montre l'amélioration apportée par la moyenne des estimations sur le masque 3x3.

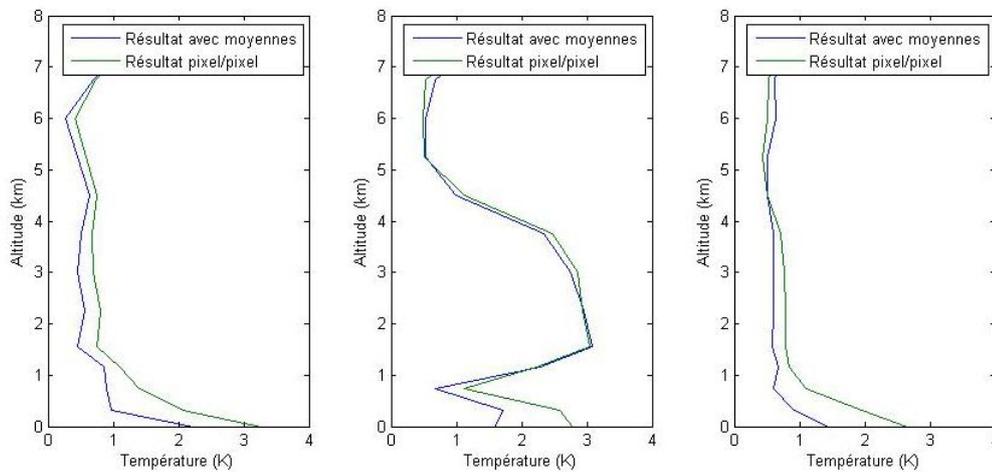


FIG. 4.13 – Profils des écarts quadratiques moyens entre les profils en température vrais et estimés par le sondage pixel par pixel et la méthode de la moyenne. Les profils de gauche concernent la première situation atmosphérique de l'image, ceux du milieu la seconde et ceux de droite la troisième.

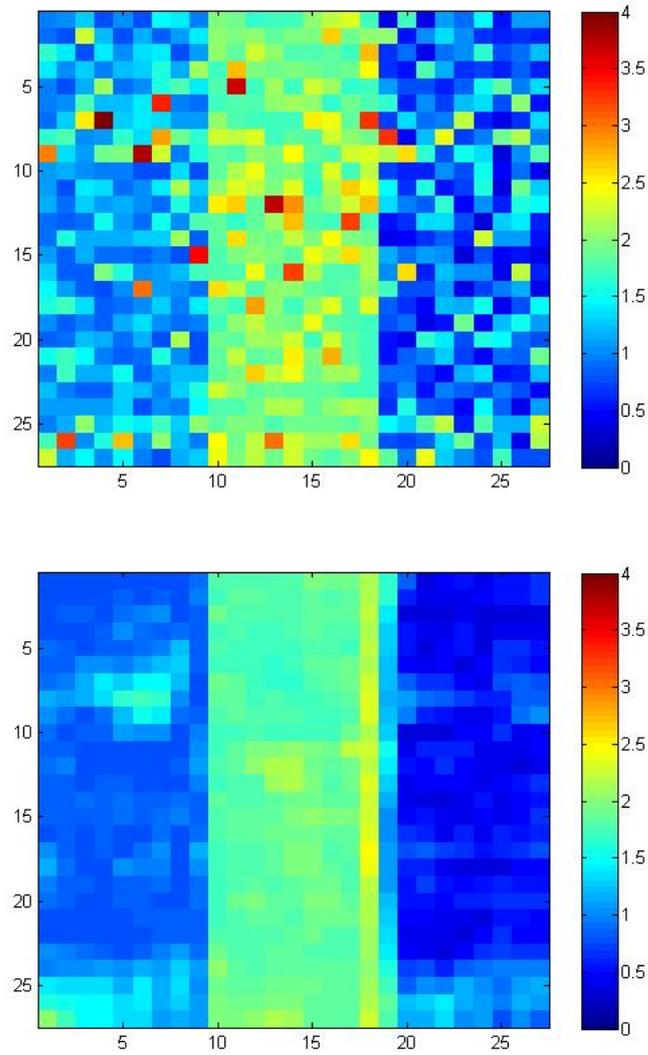


FIG. 4.14 – Image des écarts quadratiques moyens entre les profils en température vrais et leurs estimés pixel par pixel (en haut) et moyennés sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas). Les valeurs des échelles de couleur sont en Kelvin.

L'estimation du contenu total en eau mène sensiblement aux mêmes conclusions. La figure 4.15 présente les valeurs absolues des écarts entre les contenus totaux en eau vrais et estimés. Comme pour le sondage en température, l'estimation du contenu total en eau pixel par pixel est perturbé par le bruit gaussien appliqué aux luminances. La moyenne des estimations réduit ces erreurs de sondage sauf pour les pixels situés à l'interface entre deux situations atmosphériques différentes. Contrairement au sondage en température, l'estimation des contenus totaux n'est que légèrement moins performante pour la seconde situation atmosphérique.

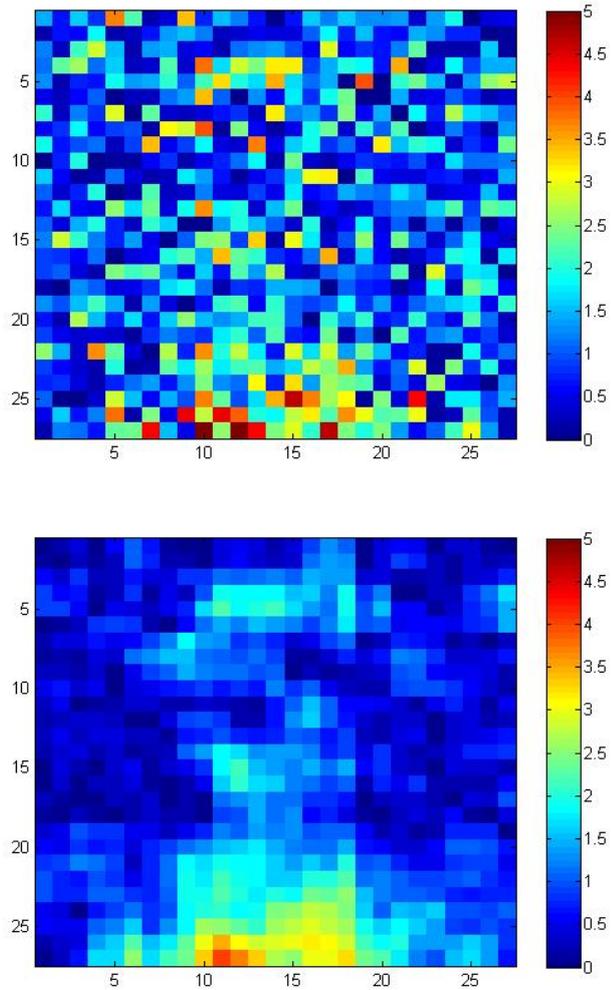


FIG. 4.15 – Image des valeurs absolues des écarts entre les contenus totaux en eau vrais et leurs estimés pixel par pixel (en haut) et moyennés sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas). Les valeurs de l'échelle de couleur sont en kg/m^2 .

Les résultats de l'estimation des températures de surface sont présentés à la figure 4.16. L'inversion pixel par pixel montre toujours ce fort bruit impulsionnel dû à la combinaison des erreurs de sondage atmosphérique et du bruit gaussien en bande III. L'inversion utilisant les moyennes des profils atmosphériques estimés montre ce bruit impulsionnel mais de plus faible puissance : il n'est dû qu'au bruit gaussien en bande III. Les erreurs de sondage "moyennés" pour les pixels à la frontière des situations atmosphériques se propagent à l'estimation des températures de surface. Les résultats obtenus avec les moyennes atmosphériques montrent des écarts entre les différentes surfaces utilisées : les zones d'émissivités différentes apparaissent clairement à l'image inférieure de la figure 4.16.

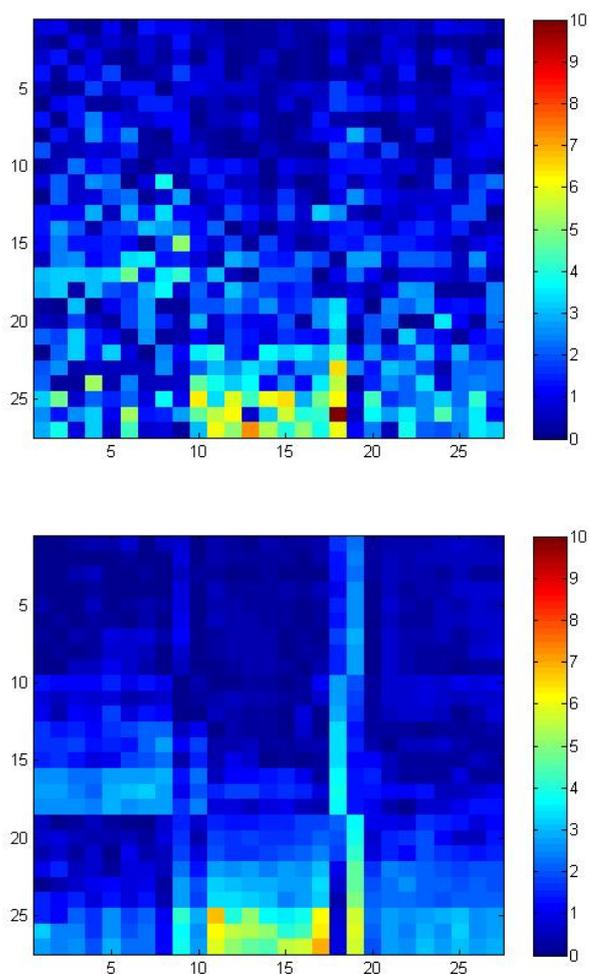


FIG. 4.16 – Image des valeurs absolues des écarts entre les températures de surface vraies et leurs estimées obtenues pixel par pixel (en haut) et avec la moyenne des résultats des sondages atmosphériques sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas). Les valeurs de l'échelle de couleur sont en K.

La figure 4.17 montre les histogrammes des écarts entre températures de surface vraies et estimées par les deux méthodes. Malgré les erreurs d'estimations aux frontières entre les situations atmosphériques ces histogrammes montrent l'intérêt de l'utilisation des moyennes des paramètres atmosphériques estimés.

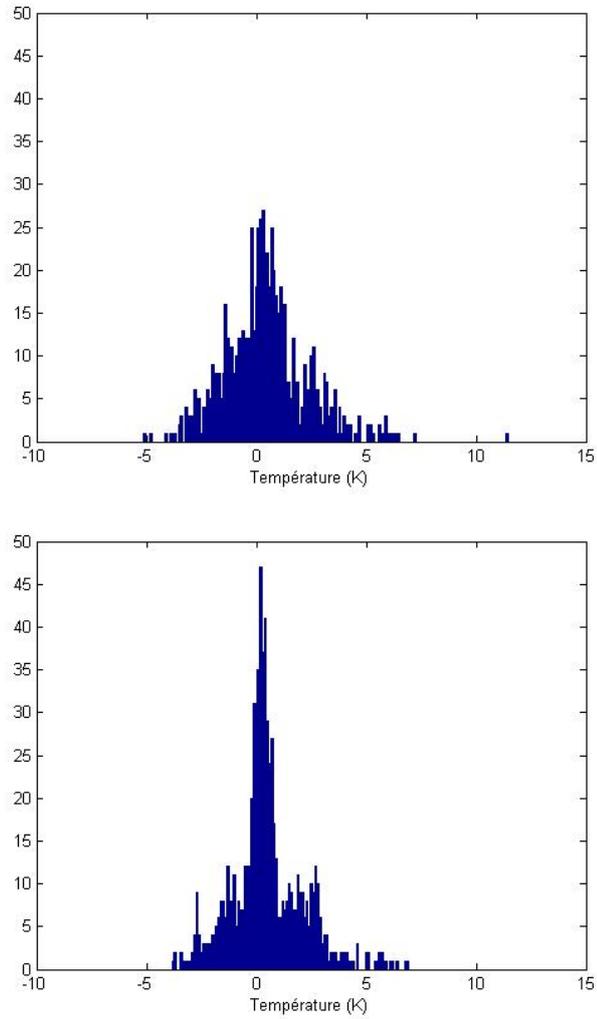


FIG. 4.17 – Histogramme des écarts entre les températures de surface vraies et leurs estimées pixel par pixel (en haut) et obtenues avec la moyenne des résultats des sondages atmosphériques sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas).

Les figures 4.18 et 4.19 présentent les résultats de l'estimation des spectres d'émissivité. Les images de la première figure montrent les écarts quadratiques moyens entre les spectres vrais et leurs estimés pixel par pixel et obtenus avec les profils atmosphériques moyennés. Les moyennes des sondages réduisent le bruit impulsif mais augmentent les erreurs aux frontières entre situations atmosphériques. La dernière image présente à nouveau les écarts quadratiques moyens entre spectres d'émissivité réels et estimés sous la forme de spectres. Elle montre le gain en précision obtenu grâce aux moyennes des paramètres atmosphériques.

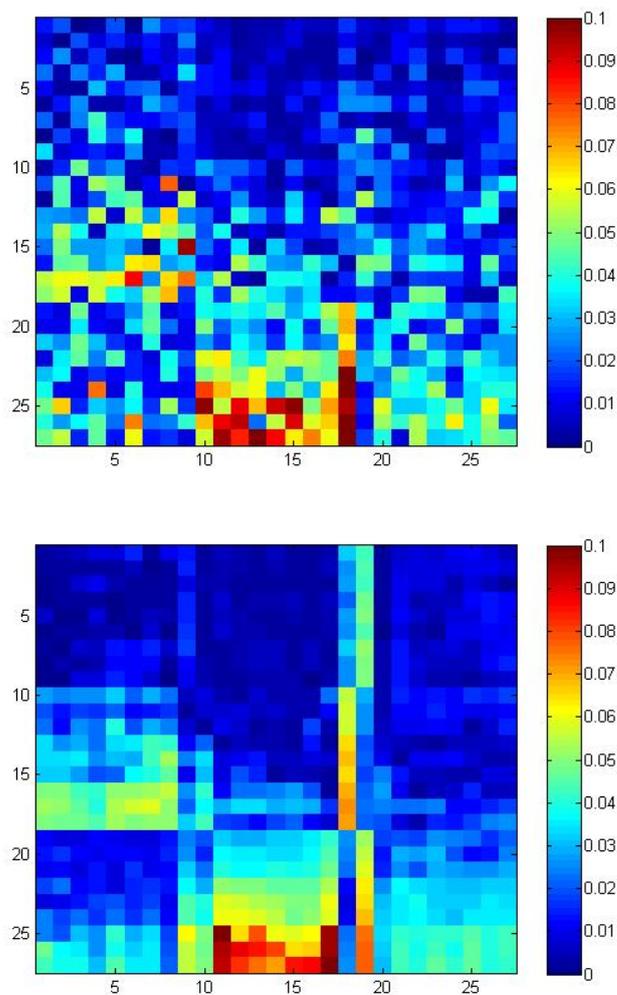


FIG. 4.18 – Image des écarts quadratiques moyens entre les spectres d'émissivité vrais et leurs estimés pixel par pixel (en haut) et obtenus avec la moyenne des résultats des sondages atmosphériques sur un voisinage de 3x3 pixels (en bas).

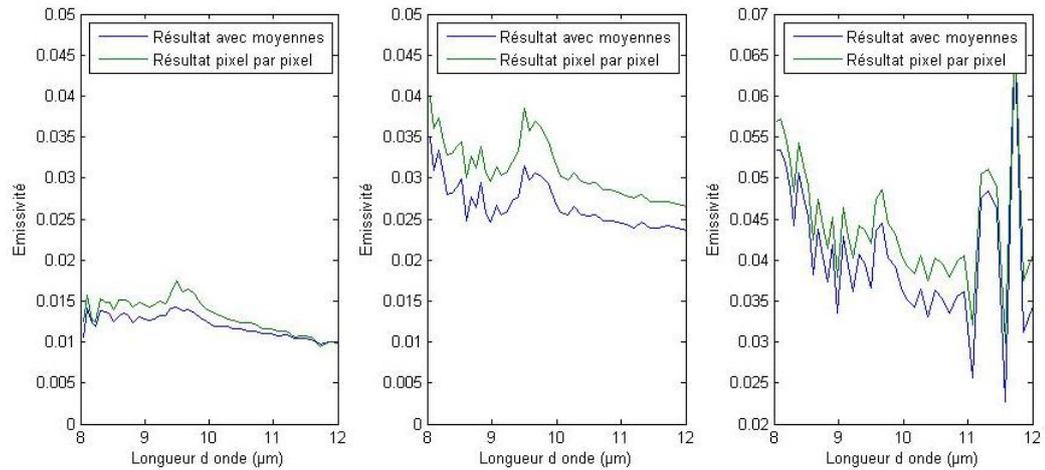


FIG. 4.19 – Ecarts quadratiques moyens entre les spectres d'émissivité vrais et leurs estimés présentés sous la forme de spectres. La figure de gauche concerne les écarts d'estimation sur l'eau de mer, celle du milieu le grès et celle de droite le marbre dolomitique.

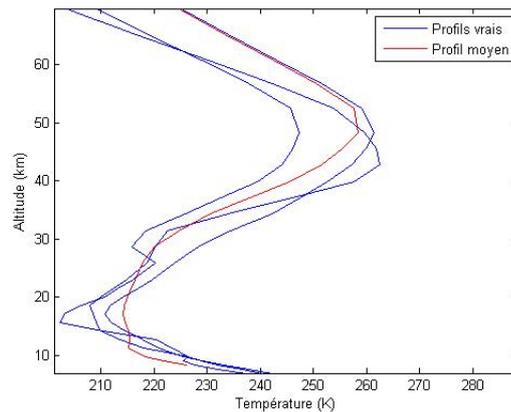


FIG. 4.20 – Profils de températures vrais (utilisés pour simuler l'image) et profil de température moyen (utilisé pour l'inversion) au dessus du capteur.

On constate que les performances de l'estimation des spectres d'émissivité et de l'estimation des températures de surface sont fortement corrélées. Un écart de cette dernière à la valeur vraie induit non seulement un biais entre les spectres d'émissivité réels et estimés, mais fait également apparaître de fines raies atmosphériques dans les spectres d'émissivité estimés. La figure 4.19 montre bien ces structures atmosphériques persistantes. On constate également qu'aux alentours de la bande d'absorption de l'ozone ($9,6 \mu m$) l'émissivité est moins bien restituée. Cela est dû à la différence entre les profils en température vrais et le profil en température moyen utilisé au dessus du capteur pour effectuer l'inversion (cf. figure 4.20).

4.3.3 Résultats statistiques

Le tableau 4.4 présente les résultats statistiques de la méthode des images obtenus pour tous les types de masses d'air de TIGR2000 en situation diurne. Pour chaque masse d'air nous avons simulé un grand nombre d'images formées de 25 pixels (masque 5x5) correspondant à 25 surfaces d'émissivité différentes. Sur chaque image l'atmosphère est homogène. Comme précédemment ces spectres ont été dégradés par un bruit additif gaussien induisant un rapport signal à bruit de 100 sur la bande d'absorption du CO₂, 500 sur celle de l'eau et 1000 sur la fenêtre atmosphérique 8-12 μm . L'algorithme SpSm utilise la moyenne des profils atmosphériques estimés pixel par pixel sur l'ensemble de l'image.

Type de masse d'air	Tropicale	Tempérée 1	Tempérée 2	Polaire 1	Polaire 2
EQM entre les profils en température vrais et estimés (K)	1.50	1.40	1.50	1.62	1.52
EQM entre les contenus totaux en eau vrais et estimés (kg/m^2)	2.40	0.94	0.46	0.27	0.19
EQM entre les spectres d'émissivité vrais et estimés	0.055	0.028	0.027	0.026	0.020
EQM entre les températures de surface vraies et estimées (K)	3.11	1.59	1.52	1.32	0.94

TAB. 4.4 – Résultats statistiques du sondage atmosphérique et de l'inversion obtenues sur un grand nombre d'images pour les différentes masses d'air de TIGR2000 en situation diurne

L'amélioration apportée par l'utilisation des moyennes des paramètres atmosphériques est nette et doit être comparée aux résultats présentés au tableau 4.2.

La technique des moyennes présentée ici permet de débarasser les profils atmosphériques estimés de l'influence du bruit gaussien appliqué aux luminances en bande II. Leur utilisation pour l'estimation des paramètres des surfaces au sol améliore significativement la précision des résultats obtenus. Avec cette méthode la qualité des estimations des températures et spectres d'émissivité des surfaces au sol dépend majoritairement du bruit de mesure en bande III. Quelques essais nous ont montré que cette technique des moyennes ne permet pas d'améliorer les résultats obtenus pixel par pixel pour des rapports signal à bruit sur la plage 8-12 μm de 100 ou 50. Pour de forts bruits gaussiens, le facteur limitant l'inversion de spectres infrarouge n'est plus la qualité du sondage atmosphérique mais celle des luminances à corriger des effets de l'atmosphère et à inverser.

La méthode d'estimation des spectres d'émissivité et températures des surfaces au sol à partir de sondages estimant un nombre restreint de paramètres atmosphériques donne de bons résultats et ce pour les différentes masses d'air de la base TIGR2000 et différents angles solaires. Ce chapitre a permis de montrer que l'estimation des coefficients d'ACP des profils de température et du contenu total en vapeur d'eau résiste relativement bien à différents bruits de mesure tant que l'amplitude de ceux-ci reste raisonnable. Pour des rapports signal à bruit plus faibles, la dégradation des résultats du sondage a une influence limitée sur les résultats de l'algorithme SpSm aux résolutions spectrales considérées. En revanche, SpSm est très sensible à ces mêmes bruits de mesure si ceux-ci affectent les luminances en bande III. La méthode exposée dépend donc fortement de la maîtrise du bruit sur la fenêtre atmosphérique 8-12 μm . Enfin, si tel est le cas la prise en compte de l'homogénéité spatiale de l'atmosphère permet d'améliorer sensiblement les résultats

d'inversion d'une image hyperspectrale infrarouge. Cette amélioration dépend cependant de la résolution spatiale du pixel et de la taille de la zone d'homogénéité de l'atmosphère.

Le chapitre qui suit teste la méthode sur des données réelles.

Chapitre 5

Validation de la méthode sur des mesures réelles

Ce chapitre est destiné à valider la méthode sur des données réelles acquises dans des situations proches de celles utilisées pour les validations théoriques.

La première partie présente la campagne de mesures et les caractéristiques de l'instrument utilisé. Elle a pour but principal de sélectionner les spectres dont les paramètres (altitude de mesure, angle de visée . . .) correspondent aux développements effectués aux chapitres précédents.

Les deux parties suivantes sont dédiées au sondage en température et contenu total en vapeur d'eau et sont organisées de manière similaire. Dans un premier temps les données des mesures in-situ sont utilisées pour simuler les spectres de la campagne de mesure. Les différences entre les spectres simulés et réels sont alors exploitées afin d'identifier tous les paramètres nécessaires à la création des réseaux de neurones (identification des paramètres atmosphériques, estimation du bruit de mesure . . .). On présente enfin les résultats des sondages à partir des spectres simulés et réels. Le sondage en température est l'occasion d'évaluer les performances de différentes méthodes de prise en compte du bruit de mesure réel.

La dernière partie est consacrée à l'estimation des températures de surface et spectres d'émissivité. La particularité des profils atmosphériques rencontrés au cours de la campagne de mesures nous conduit à utiliser la méthode SpSm double plutôt que SpSm.

5.1 La campagne EAQUATE

L'European AQUA Thermodynamic Experiment (EAQUATE) regroupe deux campagnes de mesures radiométriques qui se sont déroulées en septembre 2004 en Italie et en Angleterre. Les mesures ont permis de valider les données de l'instrument AIRS (Atmospheric InfraRed Sounder) embarqué sur Aqua, deuxième satellite EOS (Earth Observing System) de la NASA. Lors des deux phases de la campagne, les instruments S-HIS (Scanning High resolution Infrared Sounder) et NAST-I (NPOESS Airborne Sounding Testbed Interferometer) ont été déployés au moment d'un passage d'AQUA. Parallèlement, des données in-situ sur l'état de l'atmosphère ont été collectées sous la forme de

- radiosondages depuis le sol lors de la campagne italienne
- mesures par sondes larguées depuis un second porteur lors de la campagne anglaise

Les données qui nous intéressent sont celles acquises par l'instrument S-HIS le 18 septembre au large des Cornouailles lorsqu'après le passage d'AQUA, le porteur Proteus des instruments S-HIS et NAST-I s'est placé à la même altitude (8,6 km) que l'avion embarquant les dropsondes et ARIES (Airborne Research Interferometer Evaluation System). Nous nous servirons d'une partie de ces données S-HIS pour valider les algorithmes de sondage atmosphérique et découplage émissivité / température de surface exposés dans les chapitres précédents.

5.1.1 Les paramètres du vol

La figure 5.2 présente le vol réalisé le 18 septembre 2004 par le porteur Proteus. Chaque barre verticale jaune représente une mesure de S-HIS. Après l'arrivée sur site, l'instrument a effectué plusieurs hippodromes sous la trajectoire du satellite AQUA à l'altitude de 15 puis 8,6 km. Plus de 700 spectres infrarouges ont été ainsi acquis. L'intervalle de temps entre chaque prise de vue est de 18 secondes ce qui représente un écart entre chaque mesure de 1580 m en moyenne (déviatoin standard de 230 m). La figure 5.1 montre l'évolution de l'altitude du porteur au cours de la campagne. Les mesures qui nous intéressent sont celles acquises à 8600 m d'altitude.

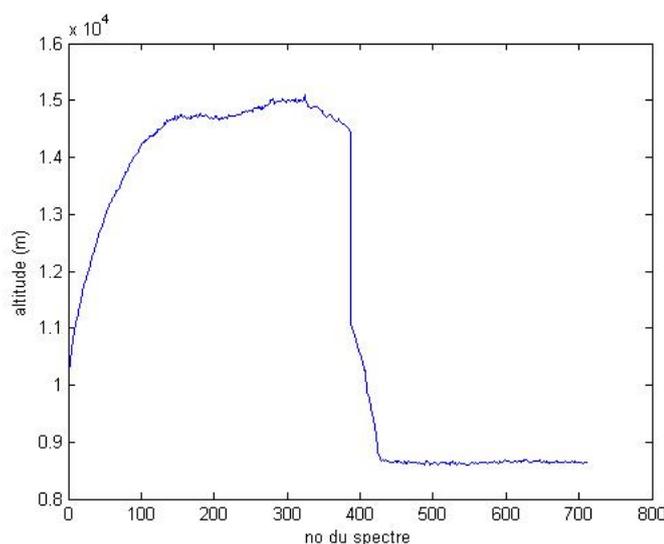


FIG. 5.1 – Altitude de prise de vue au cour de la campagne.



FIG. 5.2 – Localisation des mesures de S-HIS le 18 septembre 2004.

L'image 5.3 a été prise par MODIS à 13h15 le même jour. Elle permet de visualiser la couverture nuageuse autour de la zone de mesure et montre que ce 18 septembre le nord ouest de l'Europe est sous un régime d'averses. Si l'on calcule la température de brillance des spectres S-HIS sur la fenêtre atmosphérique comprise entre 880 et 980 cm^{-1} (figure 5.4) on constate que les différents passages sous la latitude 51°N révèlent la présence de nuages (température de brillance anormalement faible). Les spectres correspondants doivent donc être éliminés de l'étude. Les relevés GPS des spectres nous permettent de localiser les nuages sur la trajectoire du porteur (figure 5.5).

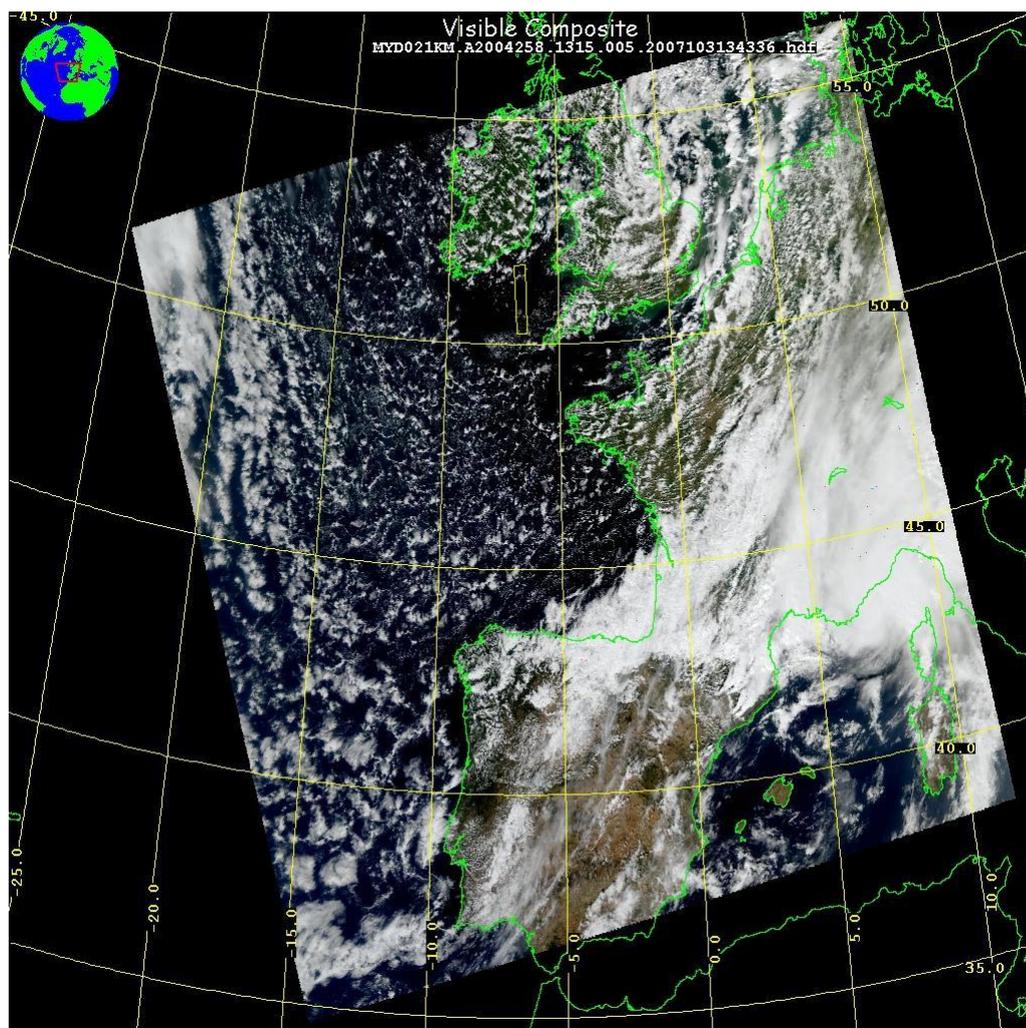


FIG. 5.3 – Image MODIS de la zone de mesure le jour de la campagne. La zone de mesure est matérialisée par un rectangle jaune.

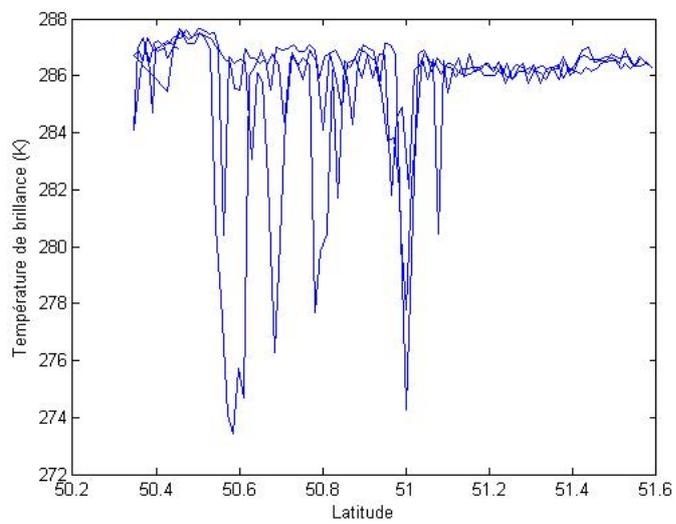


FIG. 5.4 – Température de brillance des spectres sur la fenêtre atmosphérique en bande III.

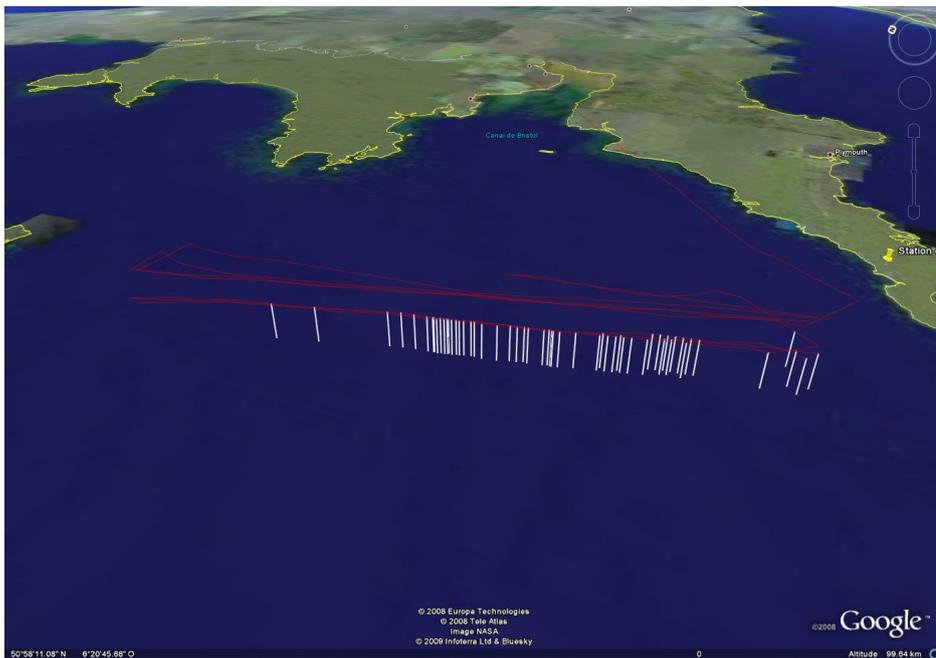


FIG. 5.5 – Localisation des spectres S-HIS perturbés par un nuage (barres blanches).

Même si nous éliminons de l'étude les pixels dont la température de brillance indique clairement la présence d'un nuage il n'est pas certain que les spectres de l'ensemble des pixels restant puissent être considérés comme ayant été acquis dans les conditions de "ciel clair". Les nuages identifiés peuvent influencer les luminances mesurées sur des distances importantes.

Les spectres acquis pendant la campagne et qui valideront nos algorithmes ont donc les caractéristiques suivantes :

- heures de prise de vue : de 13 h 34 min 24 sec à 15 h 08 min 08 sec (TU, il convient d'ajouter 20 minutes environ pour avoir l'heure solaire locale)
- latitude nord : maximum de 51.5886, minimum de 50.3464, moyenne de 50,9839 °, déviation standard de 0,3834°
- longitude ouest : moyenne de 6,4807 °, déviation standard de 0,1776 °
- altitude de l'instrument : maximum de 8698.0 m, minimum de 8593.4 m, moyenne de 8644,1 m, déviation standard de 19,6 m
- angle solaire zénithal : 41° au plus haut, 34° au plus bas.

Ces caractéristiques seront utilisées pour simuler les luminances qui formeront les bases d'apprentissage et de validation des réseaux de neurones.

5.1.2 Les sondages réalisés au cours de la campagne

Durant la campagne, 11 sondes atmosphériques ont été larguées depuis le porteur embarquant ARIES. Elles ont permis de mesurer entre autres les profils de température de concentration en vapeur d'eau. Ces relevés peuvent être complétés par le sondage effectué à midi depuis la station météorologique de Camborne.

Considérations générales

Les trajectoires des 11 sondes sont présentées à la figure 5.6. Si on superpose ces trajectoires avec la « couverture » nuageuse précédemment établie on constate (figure 5.7) que seuls les sondages les plus au sud et au nord des hippodromes (1, 2, 5, 8 et 9) peuvent être considérés comme dégagés des nuages.

La figure 5.8 présente les résultats des sondages en température réalisés. Ces mesures montrent :

- une forte remontée en température au sommet des profils due à l'inertie thermique de la sonde au moment de son lâcher
- la présence d'inversions à 2, 4 ou 6 km d'altitude (instabilité atmosphérique).

Pour nos simulations ces données devront donc être tronquées à hauteur du point d'inflexion aux alentours de 8 km d'altitude et seront complétées par le profil TIGR moyen de la masse d'aire locale. Notons que le fond des bandes d'absorption est très sensible à ces valeurs manquantes.

Les profils en vapeur d'eau des sondages sont présentés à la figure 5.9 accompagnés du profil en vapeur d'eau moyen des situations tempérées de TIGR2000 ajusté aux contenus totaux en vapeur d'eau de l'atmosphère lors de la campagne. La comparaison de ces profils avec le profil moyen ajusté montre une inhomogénéité inhabituelle de la répartition verticale de la vapeur d'eau : un air très sec couvre une couche de plusieurs kilomètres d'air très humide.

Pour nos simulations la principale difficulté de ces profils en vapeur d'eau est leur résolution qu'il va falloir dégrader à 40 niveaux au plus (résolution maximale admise par MODTRAN). Ces différences, aussi bien pour les profils en vapeur d'eau qu'en température peuvent être responsables de variations entre simulations et réalité.



FIG. 5.6 – Trajectoires des 11 sondes atmosphériques.

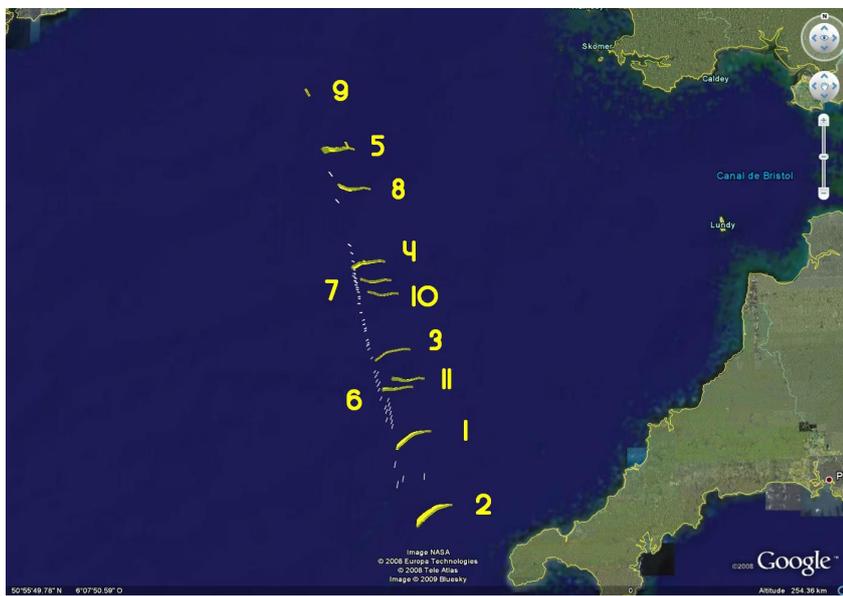


FIG. 5.7 – Superposition des trajectoires des 11 sondes atmosphériques et de la localisation des spectres perturbés par un nuage (points blancs).

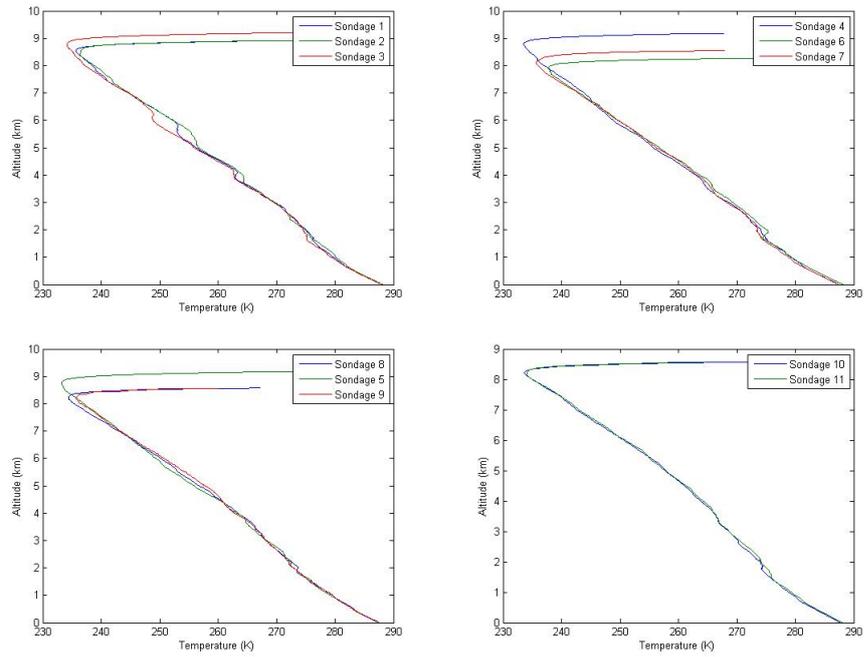


FIG. 5.8 – Sondages en température réalisés lors de la campagne EAQUATE.

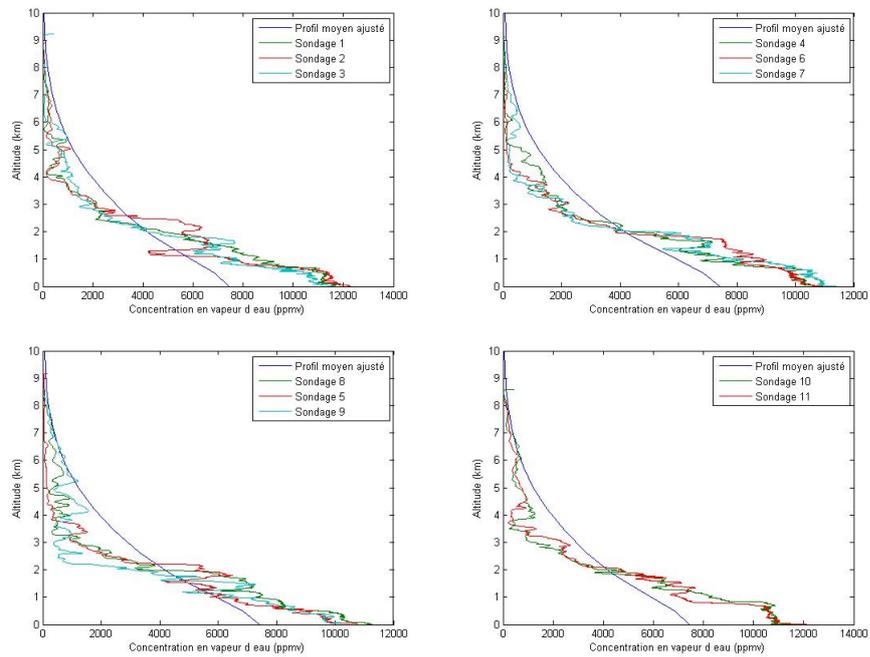


FIG. 5.9 – Sondages en vapeur d'eau réalisés lors de la campagne EAQUATE.

Homogénéité spatiale de l'atmosphère

La trajectoire des sondes n'est pas verticale, leur utilisation à des fins de validation des spectres de manière locale suppose que les variations atmosphériques durant toute la chute de la sonde et sur une étendue couvrant au moins sa trajectoire n'ont qu'un faible impact sur les spectres. La durée moyenne d'une chute de sonde est de 9 minutes et 41 secondes et celle-ci parcourt horizontalement une dizaine de kilomètres. On considérera donc que sur une zone de quelques kilomètres et pendant quelques minutes la situation atmosphérique ne change pas.

Peut-on majorer ces valeurs? Selon la figure 5.7 les sondages 6 et 11 d'un coté et 4, 7 et 10 de l'autre sont très proches dans l'espace. Ils sont séparés d'à peine 0,9, 4,7 et 5,2 km respectivement mais sont pris à plus d'une demie heure d'intervalle à chaque fois. Comme le montrent les images de la figure 5.10, les profils de sondages temporellement proches mais spatialement éloignés se ressemblent davantage que les profils spatialement proches mais temporellement éloignés. Il semble donc que l'atmosphère soit homogène sur de grandes distances mais connaisse des variations sensibles sur des durées de l'ordre de la dizaine de minutes. A titre d'exemple, les profils 9, 10 et 11 (distants de 72 et 32 km et pris à 18 et 40 minutes d'intervalle) se ressemblent bien plus que les profils 4, 7 et 10.

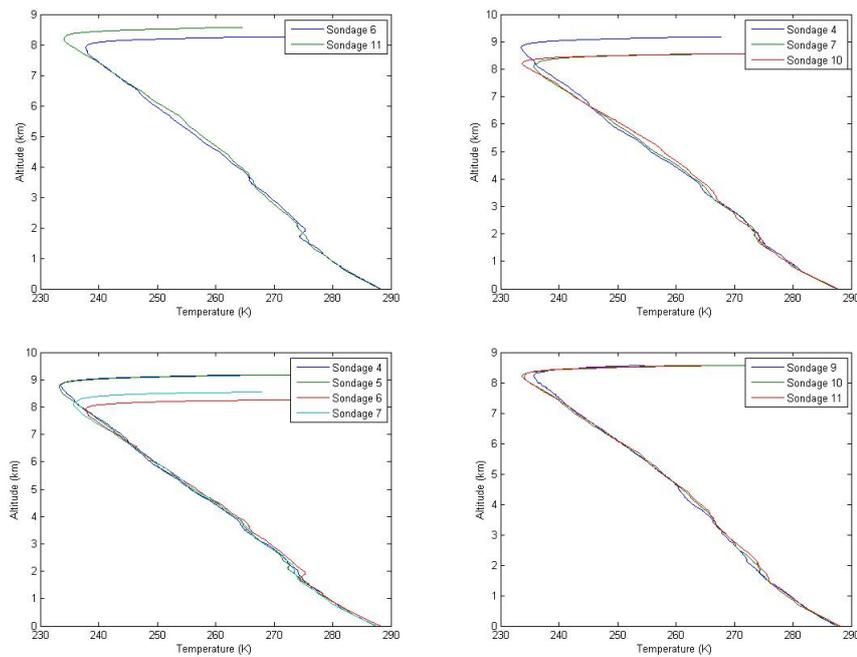


FIG. 5.10 – Sondages en température réalisés lors de la campagne EAQUATE et regroupés spatialement (2 premières images) et temporellement (2 dernières images).

Ceci étant établi nous pouvons identifier les spectres acquis dans la "zone d'influence" de chaque sondage. Il s'agit désormais de savoir si les faibles différences entre ces profils ont une réelle influence sur les spectres à la résolution spectrale que nous considérerons pour cette étude.

Analyse de l'influence des inhomogénéités spatiales et temporelles sur les spectres simulés par la méthode de standardisation

Afin de vérifier si l'influence des variations des différents sondages est notable sur les spectres nous avons simulé les luminances reçues à 8,6 km d'altitude au dessus d'une surface d'océan à 288 K pour chaque sondage. Les calculs qui suivent ont été réalisés avec les différents profils en température disponibles mais avec le profil en vapeur d'eau moyen donné par les différents sondages. La figure 5.11 montre les spectres sur la bande d'absorption du CO₂ et son voisinage à la résolution de 1 cm⁻¹.

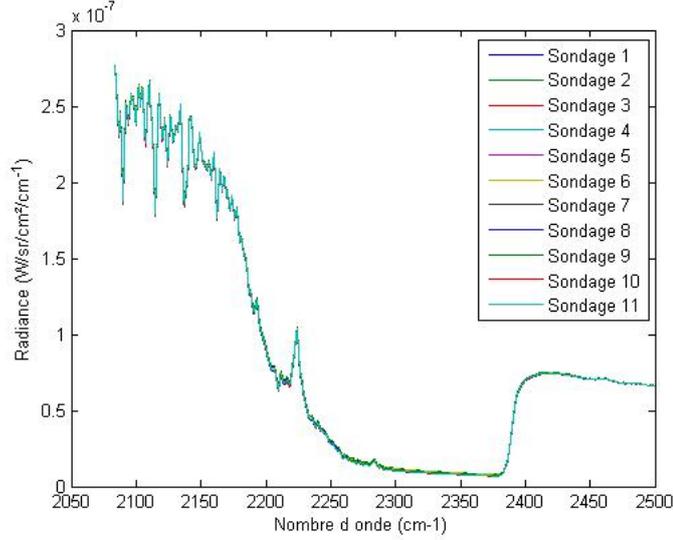


FIG. 5.11 – Spectres simulés avec les profils en température des sondages.

On constate une faible différence entre les spectres, cependant afin de mettre davantage en évidence les écarts nous avons "standardisé" ces données. La standardisation consiste à exprimer la valeur d'une observation en termes de distance à la moyenne mesurée en unités d'écart-type. Le spectre standardisé $S_s(\lambda)$ est donc obtenu en soustrayant au spectre considéré $S(\lambda)$ le spectre moyen $\overline{S(\lambda)}$ et en divisant le résultat par trois fois le spectre d'écart-type $\sigma_S(\lambda)$ suivant la formule suivante :

$$S_s(\lambda) = \frac{S(\lambda) - \overline{S(\lambda)}}{3.\sigma_S(\lambda)} \quad (5.1)$$

La figure 5.12 présente les spectres moyens et d'écart-type calculés sur l'ensemble des situations tempérées 1 de la base TIGR2000 avec les paramètres de prise de vue de la campagne EAQUATE et les paramètres par défaut de MODTRAN. Le spectre d'écart-type montre la différence des variations possibles des spectres en fonction de la longueur d'onde. La standardisation des spectres permet de normaliser ces variations entre -1 et 1 pour toutes les longueurs d'ondes et met donc en évidence les écarts entre différents spectres, particulièrement en fond de bande d'absorption. Elle permet également de situer les valeurs de luminance d'un spectre par rapport aux valeurs de référence données par les spectres moyens et d'écart-type.

Pour obtenir les spectres moyens et d'écart-type nous avons créé une "base de standardisation" formée d'un grand nombre de spectres de luminances simulées avec l'ensemble des situations

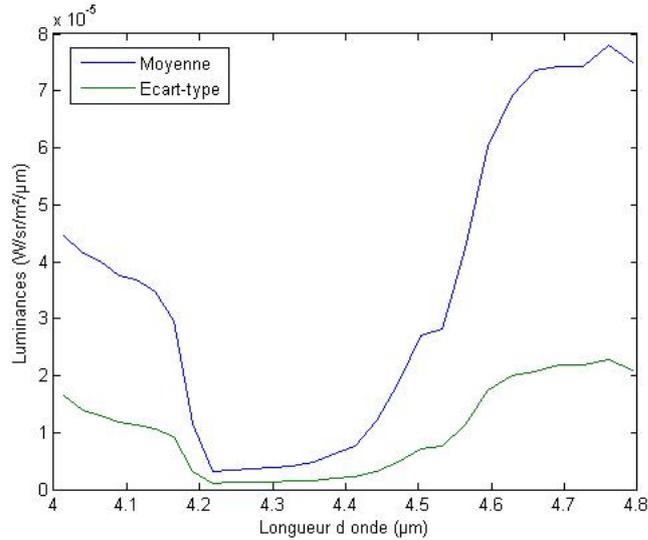


FIG. 5.12 – Spectres moyens et d’écart type calculés à partir de l’ensemble des situations atmosphériques tempérées 1 de la base TIGR2000.

tempérées de TIGR. La création de cette base respecte les contraintes présentées aux chapitres précédents pour la conception des bases d’apprentissage et de validation des réseaux de neurones (plusieurs émissivités par situation atmosphérique, température de surface aléatoire...). On utilise le spectre moyen et le spectre d’écart-type de cette base pour standardiser les spectres de la figure 5.13. On met ainsi en évidence les éventuelles différences entre spectres étudiés. Pour des raisons de rapidité de calcul des bases la résolution des spectres a été dégradée à 15 cm^{-1} . La figure 5.13 présente 5 des spectres standardisés créés avec les données atmosphériques des sondages 6 à 10.

On peut tout d’abord constater que tous ces spectres standardisés ont la même forme. Les différences entre les différents spectres sont faibles sur les pentes de la bande d’absorption. Les principaux écarts se trouvent au centre de la bande et concernent donc l’atmosphère proche du capteur. On peut attribuer ces différences au profil en température moyen de TIGR2000 utilisé pour compléter les sondages atmosphériques au dessus de 8 km ou à la divergence provoquée par la standardisation de valeurs faibles (les luminances en fond de bande) par des valeurs également faibles (les moyennes et écart-type des luminances de la base de standardisation en fond de bande). Les profils donnés par les sondes peuvent donc être considérés comme similaires du point de vue radiométrique.

Les écarts constatés entre les différents spectres ne se traduiront pas par des différences importantes sur les inversions puisque les réseaux de neurones travaillent plus sur la forme des bandes que sur leurs valeurs. Une inversion de ces spectres sera présentée un peu plus loin.

L’influence des différences entre les profils atmosphériques de ces 6 sondages étant faible sur les spectres de luminance, on peut considérer que les spectres acquis par l’instrument S-HIS autour d’un voisinage immédiat de chaque sondage sont identiques au bruit de mesure près. On définit le voisinage d’un sondage comme l’ensemble des spectres acquis dans un rayon de 7,5 km (maximum de demi-distance de parcours des sondes) et à au plus 5 minutes (demi-durée moyenne de chute des sondes) du point de sondage considéré.

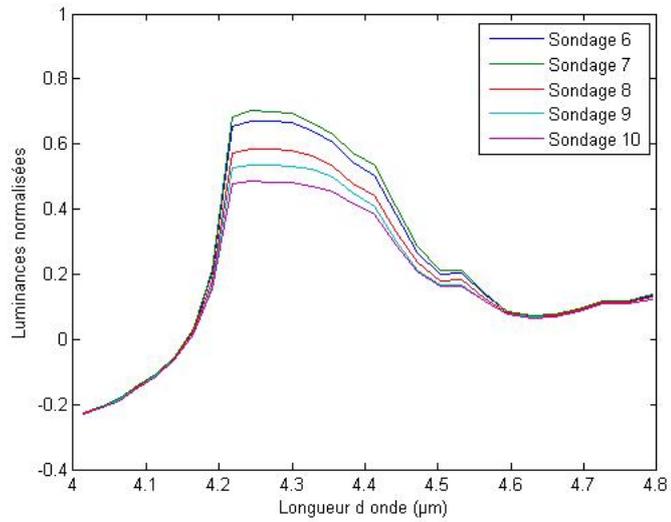


FIG. 5.13 – Spectres simulés avec les profils en température des sondages et standardisés.

Parmi les 11 sondages atmosphériques de la campagne, seuls les 6 derniers ont été effectués alors que S-HIS se trouvait à 8,6 km d'altitude. Notre étude se concentrera donc sur les 50 spectres appartenant aux voisinages de ces points de sondage.

5.1.3 Les spectres S-HIS

Les spectres S-HIS couvrent la bande 3.33-17.24 μm (580-3000 cm^{-1}) par pas de 0,58 cm^{-1} à l'aide de trois détecteurs dont les bandes passantes sont comprises entre :

- 3,33 et 5,71 μm (1750-3000 cm^{-1} pour le détecteur I);
- 5,49 et 10 μm (1000-1820 cm^{-1}) pour le détecteur II;
- 8,33 et 17,24 μm (580-1200 cm^{-1}) pour le détecteur III.

Cherchons l'écart des mesures entre les différents détecteurs dans les bandes où ils se recouvrent.

Si l'on considère la moyenne de l'ensemble des spectres de la campagne, entre le détecteur III et le détecteur II on observe un décalage relatif assez faible équivalent à un biais de 0.3 K comme le montrent les spectres de la figure 5.14.

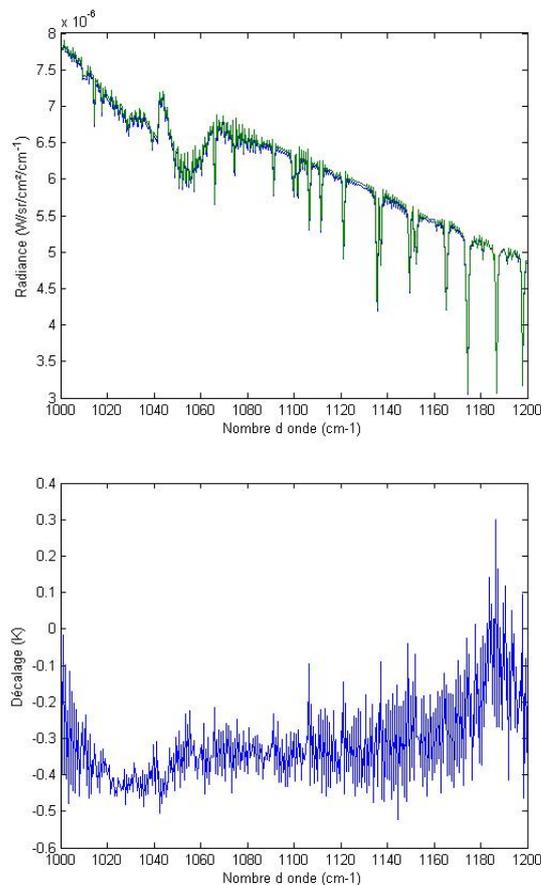


FIG. 5.14 – Superposition des moyennes des spectres S-HIS et température de brillance des écarts des détecteurs II et III

Le décalage entre les deux détecteurs entre 1750 et 1820 cm^{-1} est plus important que le précédent comme le montrent les spectres de la figure 5.15.

Pour les comparaisons entre simulation et spectres réels et les sondages par réseaux de neurones il a été décidé de placer la limite entre les spectres du détecteur II et ceux du détecteur III

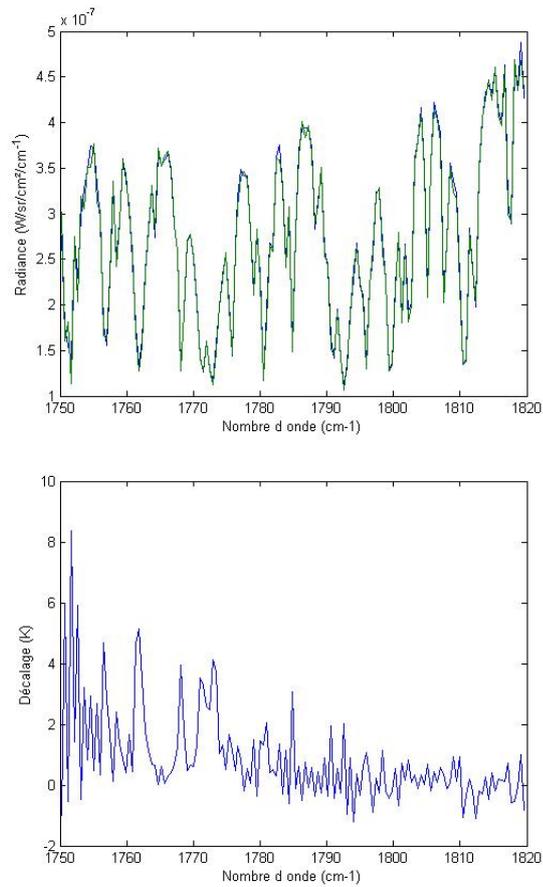


FIG. 5.15 – Superposition des moyennes des spectres S-HIS et température de brillance des écarts des deux détecteurs entre la bande I et II

à $9 \mu m$ (1111 cm^{-1}). Cela correspond à la fin de la bande d'absorption de la vapeur d'eau (hors continuum) et au début de la bande d'absorption de l'ozone. Aux longueurs d'ondes inférieures à $9 \mu m$ les luminances conservées seront celles enregistrées par le détecteur II et au delà ce seront celles données par le détecteur III. En dessous de $9 \mu m$ les luminances seront données :

- par le détecteur I avant $5,49 \mu m$,
- par la moyenne des détecteurs I et II entre $5,49$ et $5,71 \mu m$
- et par le détecteur II au delà de $5,71 \mu m$.

5.2 Sondage en température à partir des spectres réels et simulés

Nous débutons cette partie par la vérification de la cohérence entre les paramètres atmosphériques disponibles (données des sondes, et profils par défaut utilisés dans MODTRAN) et mesures S-HIS. Cette recherche sera effectuée par l'analyse des différences entre les spectres réels et simulés standardisés des voisinages des points de sondage.

Nous présenterons ensuite les résultats des sondages en température à partir des spectres idéaux non bruités. Ces résultats (idéaux) serviront de référence pour évaluer les performances des sondages à partir des données réelles.

Nous présenterons alors les résultats des sondages en température à partir des spectres réels pour différentes méthodes de prise en compte du bruit de mesure.

Enfin, la comparaison de ces résultats nous permettra de choisir la méthode qui sera utilisée par la suite.

5.2.1 Comparaison entre les spectres réels et simulés sur la bande d'absorption du CO₂

Simulation des spectres au voisinage des sondages

Les profils des sondages atmosphériques utilisés pour les simulations sont tout d'abord complétés au dessus du point d'inflexion identifié précédemment par les données de la station de Camborne pris à midi ce jour là. On dispose ainsi des profils en température et vapeur d'eau jusqu'au milieu de la stratosphère (36 km). Ces profils sont complétés à plus haute altitude par les profils moyens de la zone tempérée 1 de TIGR2000 même si autour de la bande d'absorption du CO₂ les très hautes altitudes n'ont que très peu d'impact sur les spectres simulés.

Les simulations ont été réalisées avec la température de surface estimée par l'analyse des spectres de température de brillance S-HIS entre 10 et 12 μm . Pour chaque point de sondage, nous avons formé la moyenne des spectres S-HIS appartenant au voisinage considéré, puis, à l'aide :

- du spectre d'émissivité de l'eau de mer donné par la base ASTER,
- des profils des sondages donnés par les sondes
- et du calcul des facteurs de transmission et éclairagements par le code MODTRAN

nous avons estimé le rayonnement du corps noir de la surface au sol. L'inversion de la loi de Planck pour chaque spectre obtenu nous donne une estimation des températures de surface autour des points de sondage. Les valeurs obtenues pour les sondages 6 à 11 sont 288.25, 288.57, 287.87, 288.28, 288.59 et 288.38 K.

Notons que nous aurions également pu inverser les spectres S-HIS autour de chaque point de sondage individuellement et effectuer une moyenne des températures de surfaces estimées. L'écart entre la température de surface estimée par le spectre S-HIS moyen et la moyenne des températures de surface estimées est systématiquement inférieur à $5 \times 10^{-4} K$.

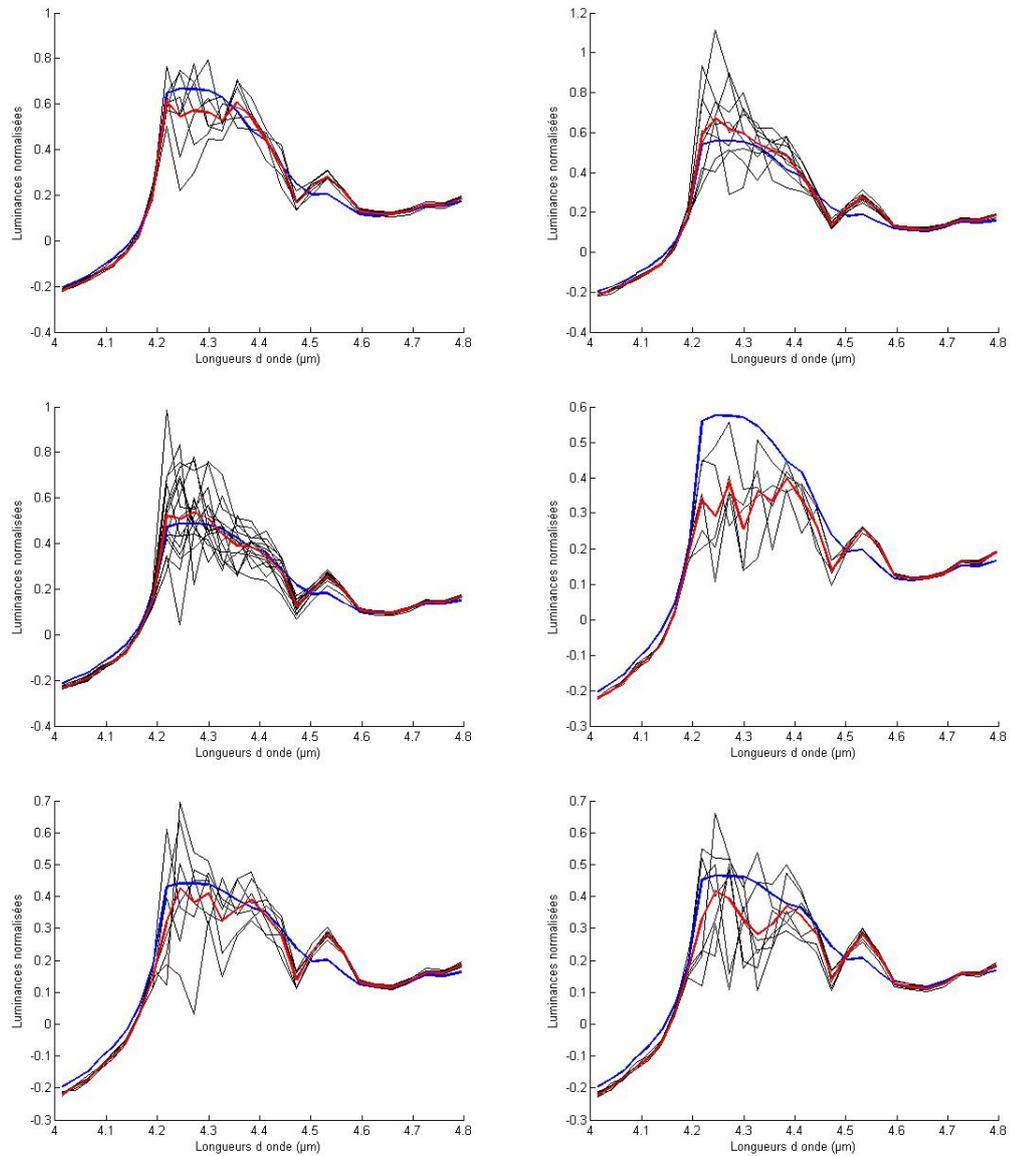


FIG. 5.16 – Comparaison entre spectres simulés et réels standardisés sur la plage 4-4.8 μm autour des points de sondage 6 (en haut à gauche), 7, 8, 9, 10 et 11 (en bas à droite). Les courbes noires sont les spectres S-HIS réels, celles en rouge sont les moyennes de ces spectres réels et les courbes bleues sont les spectres simulés.

Comparaison des spectres standardisés

Afin de mettre en évidence les différences entre les simulations et les données réelles, les spectres sont standardisés à l'aide du spectre moyen et du spectre de variance de la base de standardisation utilisée à la première partie de ce chapitre (cf. figure 5.13). On compare ainsi les simulations des spectres de chaque sondage avec les spectres du voisinage de ce sondage.

La figure 5.16 présente les différences entre simulation et réalité sur la bande d'absorption du CO_2 . La courbe bleue représente le spectre standardisé simulé, celle en rouge est la moyenne des spectres S-HIS du voisinage du point de sondage considéré et les courbes en noir sont les spectres S-HIS réels de ce même voisinage.

On constate tout d'abord que les formes générales des spectres réels et simulés sont identiques. Les luminances simulées sont proches de la réalité particulièrement sur les flancs de la bande d'absorption. Néanmoins on peut remarquer un très fort bruit de mesure en fond de bande entre 4,2 et 4,45 μm (2250 et 2380 cm^{-1}) là où le signal reçu est le plus faible. Ensuite, entre 4,45 et 4,6 μm on trouve un écart systématique entre simulation et réalité qui pourrait s'expliquer par une mauvaise estimation de la concentration du protoxyde d'azote de l'atmosphère. Enfin, sur les bords de bande on peut constater un léger décalage sensible surtout avant 4,2 μm (bord le plus raide de la bande d'absorption).

L'étude des écarts entre les spectres réels et simulés standardisés a permis de découvrir cette méconnaissance du taux de protoxyde d'azote qui a une forte influence sur le sondage en température. Les essais réalisés avec des réseaux de neurones paramétrés avec une base qui ne prend pas en compte ce taux spécifique ne donnent pas de bons résultats. Nous avons donc recherché la valeur de la concentration de protoxyde d'azote qui permet de réduire les écarts entre simulations et réalité sur la plage 4,45 et 4,6 μm .

Recherche du taux de protoxyde d'azote

Pour cela on considère le spectre moyen des voisinages de chaque point de sondage et on multiplie simplement le profil moyen de N_2O de nos simulations par un facteur que l'on fait varier jusqu'à l'obtention d'une concordance entre spectres simulés et réels pour le pic d'absorption à 4,47 μm .

Cette recherche itérative du taux réel ne permet d'obtenir la concordance entre les simulations et les mesure S-HIS que sur une partie de la bande d'absorption du N_2O . Une multiplication du profil de N_2O par 1,08 recale les simulations aux basses longueurs d'ondes de la bande d'absorption du protoxyde d'azote (spectre normalisé vert de l'image 5.17). Pour recaler les simulations aux hautes longueurs d'ondes (spectre normalisé bleu de l'image 5.17) il faut multiplier le profil par 0,83. Mais aucun facteur ne permet de trouver un ajustement qui convienne aux deux cotés de la bande.

Attendu qu'aucun taux de protoxyde d'azote ne permet d'obtenir des simulations conformes à la réalité sur les deux côtés de la bande d'absorption du N_2O , nous utiliserons une partie seulement de cette bande d'absorption. Pour la création des bases d'apprentissage et de validation nous pouvons donc soit utiliser le fort taux de N_2O (et donc de conserver les basses longueurs d'ondes de la bande d'absorption du protoxyde d'azote) soit utiliser le faible taux (et de conserver les hautes longueurs d'ondes).

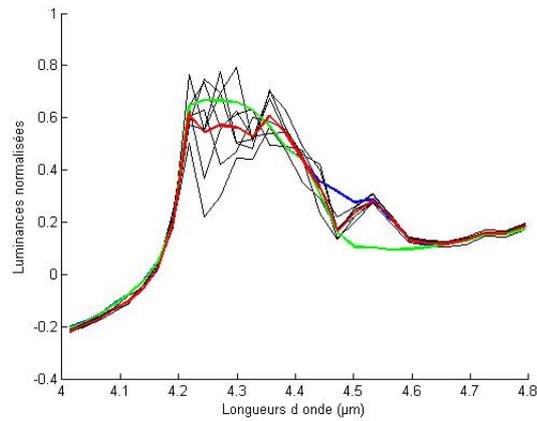


FIG. 5.17 – Spectres normalisés autour de la bande d’absorption du CO_2 avec recalage du profil en protoxyde d’azote

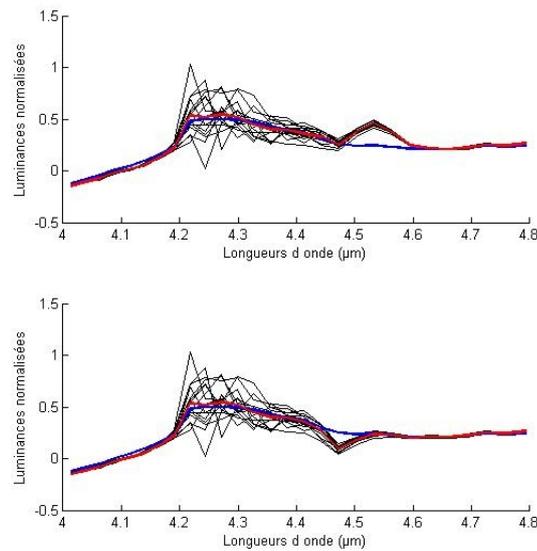


FIG. 5.18 – Comparaison entre les spectres réels et simulés autour du huitième point de sondage sur la bande d’absorption du CO_2 et standardisés avec un fort taux de N_2O (image du haut) et un faible taux de N_2O (image du bas). Les courbes noires sont les spectres S-HIS standardisés autour des points de sondage, la courbe rouge est la moyenne de ces spectres et la courbe bleue le spectre standardisé simulé.

Le calcul des spectres S-HIS simulés et réels standardisés à l'aide d'une base de spectres simulés avec les différents taux de protoxyde d'azote donnent les résultats présentés à la figure 5.18. Les courbes noires sont les spectres S-HIS standardisés autour des points de sondage, la courbe rouge est la moyenne de ces spectres et la courbe bleue le spectre standardisé simulé. La première sous-image a été obtenue avec le taux de protoxyde d'azote le plus fort et la seconde avec le taux le plus faible. Les résultats présentés correspondent aux spectres standardisés réels et simulés autour du dernier point de sondage.

On constate que les simulations s'accordent bien avec les spectres S-HIS sur les parties de la bande d'absorption du protoxyde d'azote "ajustées".

L'analyse des différences entre simulations et spectres réels standardisés nous a permis d'identifier l'ensemble des paramètres atmosphériques des spectres S-HIS. Nous pouvons donc créer une base de données de spectres simulés sous ces conditions (altitude du capteur, date et lieu de la mesure, et composition de l'atmosphère) qui servira à former les bases d'apprentissage et de validation des réseaux de neurones. Comme au chapitre précédent cette base est créée avec chaque situation TIGR2000 de type estival tempéré, 25 spectres d'émissivité différents pour chaque situation atmosphérique et une température de surface aléatoire.

Il subsiste cependant une indétermination sur le taux réel de protoxyde d'azote atmosphérique. L'utilisation d'un taux unique nous permet de simuler une partie seulement de la bande d'absorption du N_2O . Afin d'étudier l'importance de cette indétermination, pour la bande du CO_2 et pour cette bande uniquement nous réaliserons deux bases de spectres. La première sera faite avec un fort taux de protoxyde d'azote et permettra d'utiliser les spectres S-HIS entre 4,0 et 4,48 μm et entre 4,62 et 4,8 μm . La seconde sera faite avec un faible taux de protoxyde d'azote et permettra d'utiliser les spectres S-HIS entre 4,0 et 4,42 μm et entre 4,54 et 4,8 μm . La comparaison des performances des réseaux de neurones paramétrés avec ces deux bases permettront de déterminer si l'élimination d'une partie au moins de la bande d'absorption du protoxyde d'azote en entrée des réseaux de neurones dégrade les sondages atmosphériques.

Le bruit rencontré sur la bande d'absorption du CO_2 est bien plus fort que celui que nous avons considéré au chapitre précédent. Nous évaluerons donc différentes méthodes de prise en compte de ce bruit. Les deux premières consistent à paramétrer les réseaux de neurones avec différents niveaux de bruit. La dernière tente de débruiter les spectres S-HIS en les projetant sur les directions principales d'une ACP avant de les soumettre aux réseaux de neurones. Le paragraphe qui suit présente cette méthode.

5.2.2 Une méthode de réduction du bruit de mesure

ACP des spectres

L'une des techniques les plus utilisées pour débruiter un spectre est la projection de celui-ci sur n directions d'une analyse en composantes principales. Nous utiliserons les spectres destinés aux bases d'apprentissage et de validation des réseaux de neurones afin de réaliser l'ACP sur la bande d'absorption du CO_2 .

Commençons par rechercher le nombre optimum de directions utiles à la projection. Pour cela nous effectuons l'ACP des spectres (non bruités) des deux bases créées avec les différentes valeurs de N_2O . Les pourcentages des principales valeurs propres de la matrice de covariance sont donnés à la figure 5.19. Une projection sur 4 à 6 directions principales permet d'expliquer 99,6 % de la variance des spectres purs.

La figure 5.20 présente quelques spectres réels et simulés standardisés autour du premier point de sondage ainsi que leurs projections sur les 6 directions principales de l'ACP (avec le taux de

N_2O maximal). Les spectres S-HIS sont en noir, leur projection est en rouge, le spectre simulé est en bleu et sa projection en bleu-clair. On constate que la projection lisse le spectre en fond de bande et réduit significativement le bruit tout en reproduisant fidèlement le spectre simulé.

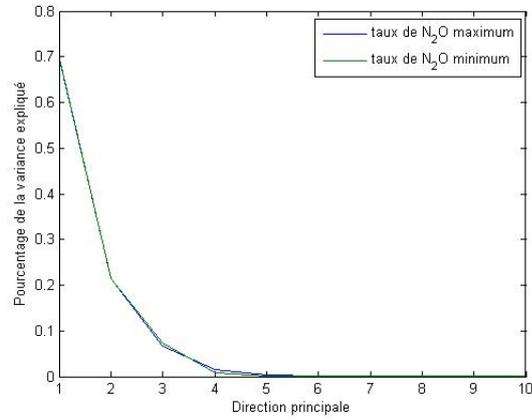


FIG. 5.19 – Pourcentage de la variance des spectres sur la bande d'absorption du CO_2 exprimé par les 10 directions principales de l'ACP

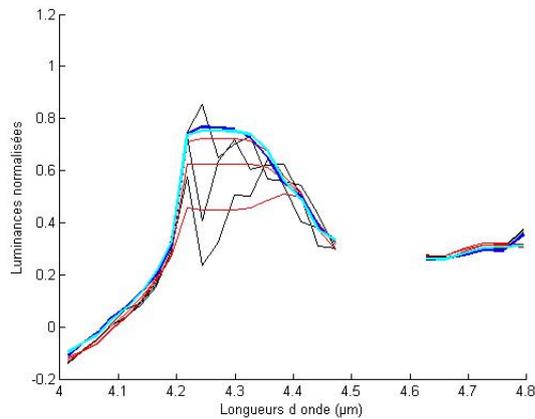


FIG. 5.20 – Spectres réels et simulés standardisés autour du premier point de sondage ainsi que leurs projections sur les 6 directions principales. Les spectres S-HIS sont en noir, leurs projections sont en rouge, le spectre simulé est en bleu et sa projection en bleu-clair.

Un nouveau type de réseau de neurones pour l'estimation des profils de température

Les réseaux de neurones tels que nous les avons conçus doivent pouvoir estimer 3 coefficients d'ACP de profils en température à partir de 6 coefficients d'ACP de spectres. Afin d'évaluer les performances de l'estimation à partir de l'utilisation de la projection d'un spectre nous avons créé les réseaux de neurones capables de traiter les spectres S-HIS non bruités réduits à leurs 6 premiers coefficients d'ACP afin d'estimer les 3 premiers coefficient d'ACP des profils en température. Les nuages de points de la figure 5.21 présentent les performances de ces réseaux. Les points bleus, rouges, et verts représentent respectivement les estimations des premiers, seconds et troisièmes coefficients d'ACP. La figure 5.22 présente le profil de l'écart quadratique moyen entre les profils en température vrais et ceux estimés par les réseaux de neurones.

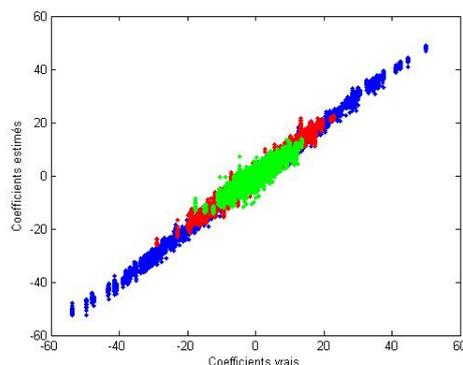


FIG. 5.21 – Performances des réseaux estimant les 3 coefficients d'ACP des profils en température à partir des 6 coefficients d'ACP des spectres simulés avec le taux de protoxyde d'azote maximum. Les points bleus, rouges, et verts représentent respectivement les estimations des premiers, seconds et troisièmes coefficients d'ACP.

On constate que cette méthode d'estimation est performante. L'estimation de 3 coefficients d'ACP des profils en température à partir des 6 principaux coefficients d'ACP des spectres entre 4 et 4,8 μm fonctionne bien. Par souci de simplicité nous ne présentons à la figure 5.21 que les performances des réseaux paramétrés avec le taux de protoxyde d'azote maximum, cependant les résultats obtenus avec le taux de N_2O minimum sont similaires. Cette méthode d'estimation est robuste vis à vis des bandes spectrales utilisées puisqu'il y a très peu de différences entre les performances des réseaux de neurones travaillant sur la bandes 4,0-4,48 μm et 4,62-4,8 ou 4,0-4,42 et 4,54-4,8. On peut donc indifféremment utiliser les deux méthodes de simulation et d'inversion des spectres S-HIS (avec les différents taux de protoxyde d'azote). Dans toute la suite de ce chapitre nous n'utiliserons plus que les réseaux de neurones paramétrés avec le taux de protoxyde d'azote minimal.

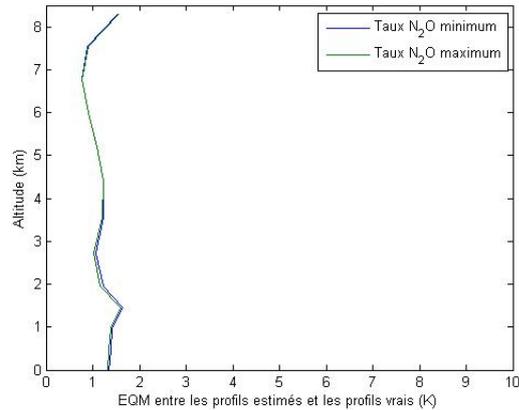


FIG. 5.22 – Profils de l'écart quadratique moyen entre les profils vrais et les profils estimés par les deux groupes de réseaux de neurones acceptant en entrée les 6 coefficients d'ACP des spectres

5.2.3 Le sondage en température

Le sondage en température « pixel par pixel » des spectres de la campagne peut se faire de deux manières. La première est l'estimation avec des réseaux de neurones paramétrés à l'aide de spectres plus ou moins bruités à l'image de ceux acquis par le capteur. La seconde est l'estimation à partir de données bruitées et projetées sur les 6 directions principales de l'ACP des spectres. Ne sachant pas a priori quelle méthode donne le meilleur résultat nous comparerons successivement les résultats fournis par :

- des réseaux de neurones paramétrés avec des spectres dégradés par un bruit égal à la moitié du bruit identifié sur des spectres S-HIS réels
- des réseaux de neurones paramétrés avec des spectres dégradés par un bruit égal au bruit identifié sur les spectres S-HIS
- des réseaux de neurones paramétrés avec les 6 premiers coefficients d'ACP de spectres dégradés avec le bruit des spectres S-HIS.

Nous réaliserons ces estimations aussi bien à partir des spectres simulés avec les paramètres atmosphériques fournis par les mesures in-situ qu'avec les spectres S-HIS réels. Tout les résultats obtenus pourront être comparés avec les sorties de réseaux paramétrés avec des spectres idéaux (non bruités). Ces comparaisons nous permettront d'analyser l'origine d'éventuelles erreurs d'estimation.

Les réseaux idéaux

Les réseaux idéaux ont été paramétrés avec les simulations des spectres S-HIS sous les conditions de la campagne EAQUATE. Ces spectres ne sont pas bruités. Les résultats de ces estimations donnent le niveau de précision maximum que l'on peut attendre de ces méthodes. Ils serviront de référence et les résultats des autres méthodes leur seront systématiquement comparés. La figure 5.23 présente les résultats de ces réseaux idéaux testés sur l'ensemble des spectres qui ont servi à créer les bases d'apprentissage et de validation (incluant tous les spectres écartés de ces bases car considérés comme trop "atypiques"). Le profil des écarts quadratiques moyens

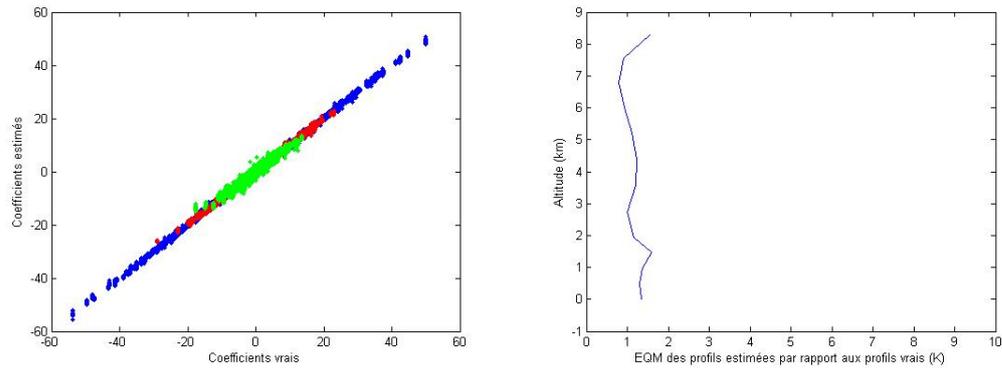


FIG. 5.23 – Performance des réseaux de neurones idéaux (à gauche) et profils des écarts quadratiques moyens entre les profils en température vrais et ceux estimés par les réseaux idéaux (à droite)

entre les profils estimés et les profils vrais est également présenté. Ces deux figures nous permettent de constater que les résultats des estimations sont plutôt bons puisque le profil des écarts quadratiques moyens ne dépasse pas 1,5 K.

Que donnent ces réseaux idéaux sur les simulations des spectres aux différents points de sondage? Les résultats de ces estimations nous serviront de référence. Le tableau 5.1 donne les 3 principaux coefficients d'ACP des profils en température des 6 derniers points de sondage EAQUATE considérés ainsi que l'estimation de ces coefficients à partir des simulations des spectres des 6 derniers sondages EAQUATE.

Numéro du sondage	6	7	8	9	10	11
Coefficient 1 vrai	18.46	16.32	17.00	17.51	17.35	17.92
Coefficient 1 estimé	18.18	16.45	16.89	17.26	17.52	17.83
Coefficient 2 vrai	-2.51	-2.48	-2.93	-1.55	-2.29	-2.46
Coefficient 2 estimé	-1.71	-2.40	-2.19	-1.57	-1.88	-1.84
Coefficient 3 vrai	4.37	4.63	4.34	5.21	3.71	3.78
Coefficient 3 estimé	3.08	3.78	2.75	3.47	2.41	2.10

TAB. 5.1 – 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés vrais et estimés par les réseaux de neurones idéaux à partir des spectres simulés par MODTRAN et non bruités

Les écarts entre les profils vrais projetés sur les 3 premières directions principales de l'ACP et les profils estimés sont faibles. En revanche, les résultats de ces réseaux sur les spectres S-HIS réels sont mauvais et ne présentent pas d'intérêt en raison du bruit de mesure auquel ils n'ont pas été confrontés durant leur paramétrisation.

Comparaison des trois méthodes de sondage à partir des spectres réels

Nous comparons les résultats de trois méthodes de sondage en température qui prennent en compte différemment le bruit de mesure. La première utilise des réseaux de neurones paramétrés avec des spectres dégradés par un bruit égal à la moitié du bruit de mesure des spectres S-HIS, les spectres de la seconde sont dégradés par un bruit égal au bruit de mesure S-HIS et la dernière utilise des réseaux de neurones paramétrés avec les 6 premiers coefficients d'ACP de spectres dégradés avec le bruit de mesure S-HIS.

La figure 5.25 présente les performances des réseaux des différentes méthodes, testés sur les spectres ayant servi à faire leurs bases d'apprentissage et de validation et perturbés par le bruit de mesure S-HIS vrai. Les nuages de points bleus, rouges et verts indiquent respectivement la performance des réseaux estimant les premier, deuxième et troisième coefficients d'ACP des profils en température. Cette même figure superpose aux nuages de points indiquant les performances des réseaux les résultats des sondages effectués à partir des spectres réels S-HIS (croix noires). Cette superposition permet de situer les performances des estimations réelles par rapport à celles plus générales du réseau de neurones considéré.

La paramétrisation des réseaux est bonne même si l'influence du bruit dégrade nettement les performances obtenues avec les réseaux idéaux (cf. figure 5.23). Les nuages des réseaux paramétrés avec la moitié du bruit de mesure S-HIS et le bruit de mesure S-HIS sont équivalents. En revanche les nuages obtenus avec les réseaux de neurones utilisant les spectres projetés sont un peu plus étalés, preuve que la paramétrisation est a priori légèrement moins bonne. Les estimations des différents coefficients d'ACP à partir des spectres S-HIS réels semblent meilleurs avec les réseaux de neurones paramétrés avec le bruit de mesure "complet".

Le tableau 5.2 présente à titre indicatif les résultats des 3 méthodes pour l'estimation des coefficients d'ACP des profils en température autour du 8^{ème} point de sondage à partir des spectres S-HIS réels. Les résultats obtenus pour les autres points de sondage sont similaires. L'ensemble de ces résultats sont présentés à l'annexe B.

Méthode de sondage utilisée	Réseau "mi-bruit"	Réseaux bruités	Réseaux projetés
Coefficient 1 vrai	17.00		
Moyenne du coefficient 1 estimé	16.98	17.65	16.25
Ecart type du coefficient 1 estimé	1.19	0.85	1.61
Coefficient 2 vrai	-2.93		
Moyenne du coefficient 2 estimé	-3.35	-3.88	-5.16
Ecart type du coefficient 2 estimé	2.61	1.99	1.57
Coefficient 3 vrai	4.34		
Moyenne du coefficient 3 estimé	3.83	3.24	4.23
Ecart type du coefficient 3 estimé	1.94	1.25	2.31

TAB. 5.2 – Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils de température du 8^{ème} sondage EAQUATE estimés avec les différents réseaux de neurones à partir des spectres S-HIS réels

Tous ces résultats sont sensiblement équivalents : les valeurs des coefficients estimés sont proches des valeurs réelles et la dispersion des estimations reste faible. Les résultats obtenus avec les spectres projetés sont cependant les moins bons : l'écart-type ou la moyenne des coefficients estimés sont systématiquement les plus mauvais des trois méthodes. Les moyennes des coefficients estimés sont les plus proches des valeurs réelles avec les réseaux "mi-bruit", mais la dispersion

des estimations la plus faible est souvent obtenue avec les réseaux paramétrés avec le bruit de mesure S-HIS "complet".

Les trois groupes de réseaux de neurones créés donnant des résultats à peu près similaires, l'image 5.24 présente les profils des écarts quadratiques moyens des estimations réalisées avec les spectres S-HIS réels des 6 points de sondage considérés pour les trois méthodes présentées précédemment.

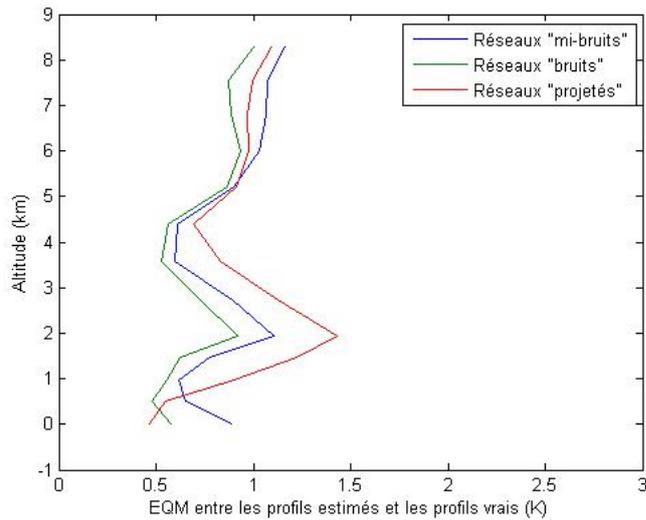


FIG. 5.24 – Profils des écarts quadratiques moyens pour les différentes méthodes de sondage en température

Les meilleures estimations sont obtenues avec les réseaux "bruités" : l'écart quadratique moyen entre les profils en température vrais et estimés n'excède pas 1 K. Les résultats obtenus avec les réseaux "mi-bruits" sont assez semblables, mais restent moins bons. Enfin, la projection des spectres sur les 6 directions principales d'une ACP dégrade légèrement les résultats des estimations sauf pour les couches les plus basses de l'atmosphère. Les erreurs de sondage les plus importantes se situent à proximité du capteur (sur les bandes les plus bruitées) et à 2 kilomètres d'altitude. Notons que quelle que soit la méthode employée, les écarts quadratiques moyens ne sont jamais supérieurs à 1,5 K.

Dans toute la suite de ce chapitre nous utiliserons donc les réseaux « bruités » pour l'estimation des profils en température.

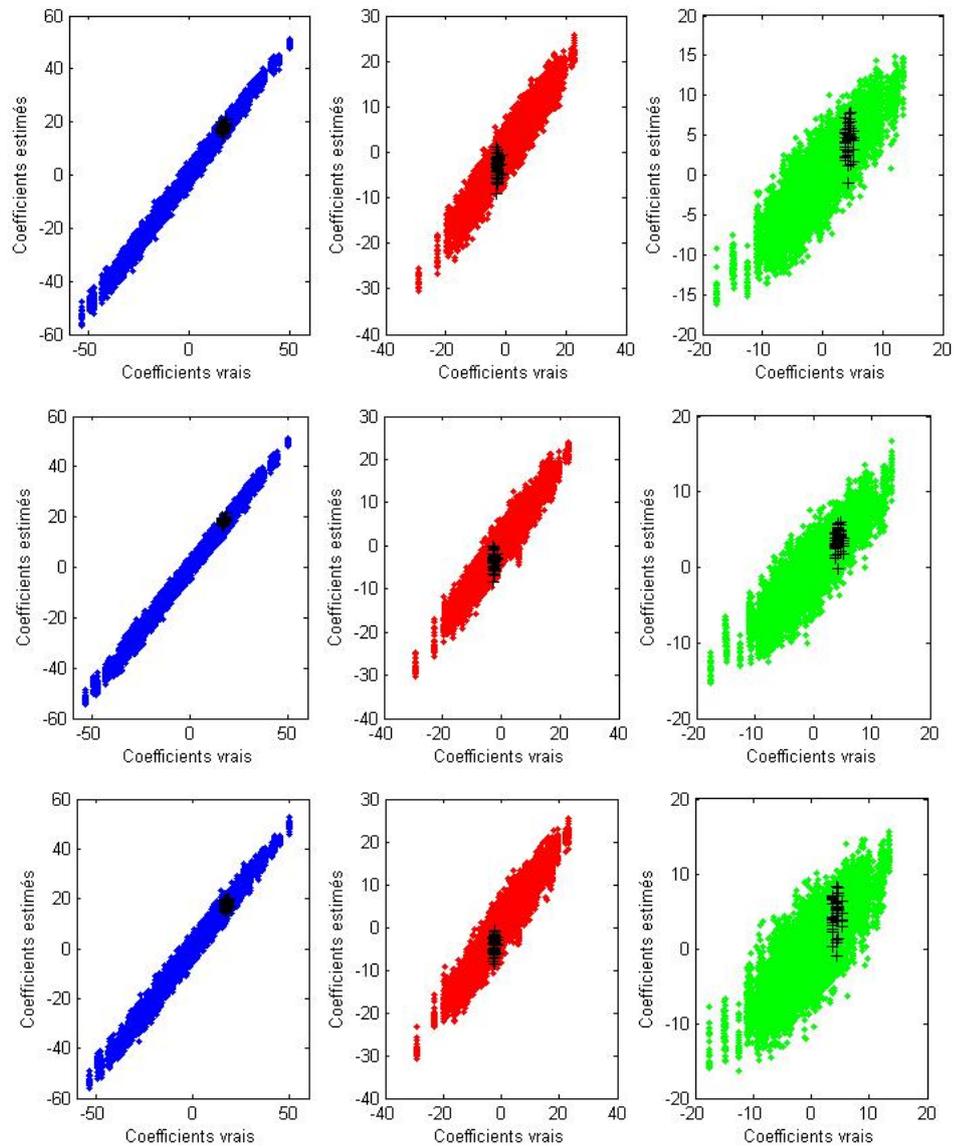


FIG. 5.25 – Performances des réseaux de neurones sur les bases de spectres bruités et simulés superposés aux résultats du sondage en température effectué à partir des spectres S-HIS réels. La figure du haut présente les résultats obtenus avec les réseaux paramétrés avec la moitié du bruit S-HIS, celle du milieu avec le bruit S-HIS et celle du bas avec les réseaux utilisant les spectres projetés sur les 6 directions principales de l'ACP. Les nuages de points bleus, rouges et verts indiquent respectivement la performance des réseaux estimant les premier, deuxième et troisième coefficients d'ACP des profils en température. Les croix noires indiquent les résultats des sondages en température réalisés à partir des spectres S-HIS réels.

5.3 Sondage en vapeur d'eau à partir des spectres réels et simulés

5.3.1 Simulations des spectres au voisinage des sondages et comparaisons des spectres simulés et réels standardisés

Comme pour l'étude de la bande d'absorption du CO_2 , on commence par analyser les différences entre les spectres standardisés entre 4,8 et 6 μm puis entre 7 et 9 μm acquis par l'instrument S-HIS et simulés à l'aide des données des 6 points de sondage de la campagne. Un écart de l'ordre du bruit signifie que nous maîtrisons les paramètres nécessaires à la création des bases d'apprentissage et de validation des réseaux de neurones.

La figure 5.26 présente ces spectres standardisés pour les 6 sondages qui nous intéressent. Les spectres réels sont représentés en noir, la moyenne de ceux-ci est en rouge et le spectre simulé est en bleu.

On peut tout d'abord remarquer une grande variabilité des spectres réels, particulièrement entre 5,5 et 8 μm . Cependant les spectres simulés sont relativement semblables aux spectres réels et connaissent la même variabilité. A ce titre les conditions atmosphériques du premier sondage doivent être considérées comme particulières puisque même si simulations et réalités coïncident, les spectres standardisés sortent de la plage -3σ $+3\sigma$ de la base de spectres utilisée pour la standardisation. La concordance entre les simulations et la réalité nous permet d'attribuer cette anomalie à la situation atmosphérique autour de ce point de sondage.

Les écarts entre les spectres réels et simulés sont plus importants que ceux constatés sur la bande d'absorption du CO_2 mais ils ne sont pas significatifs. Ils sont de l'ordre de ce que nous considérerons comme du bruit puisqu'ils n'excèdent jamais les écarts dus à la variabilité des spectres réels autour d'un même point de sondage. On peut peut-être attribuer une partie de ces écarts entre simulation et réalité au sous-échantillonnage des profils en vapeur d'eau aux altitudes TIGR qui dégradent beaucoup plus de détails que celui effectué sur les profils en température.

Enfin, le bruit de mesure sur la bande d'absorption de la vapeur d'eau est également plus important qu'entre 4 et 4,8 μm . Néanmoins, l'estimation sur la bande d'absorption de la vapeur d'eau ne vise que l'identification d'un unique paramètre : le contenu total en eau. Les réseaux de neurones entre 4,8 et 9 μm sont donc beaucoup plus tolérants au bruit que les réseaux de neurones spécialisés sur la bande d'absorption du CO_2 . Nous ne mettrons en oeuvre aucune méthode de réduction du bruit spectral.

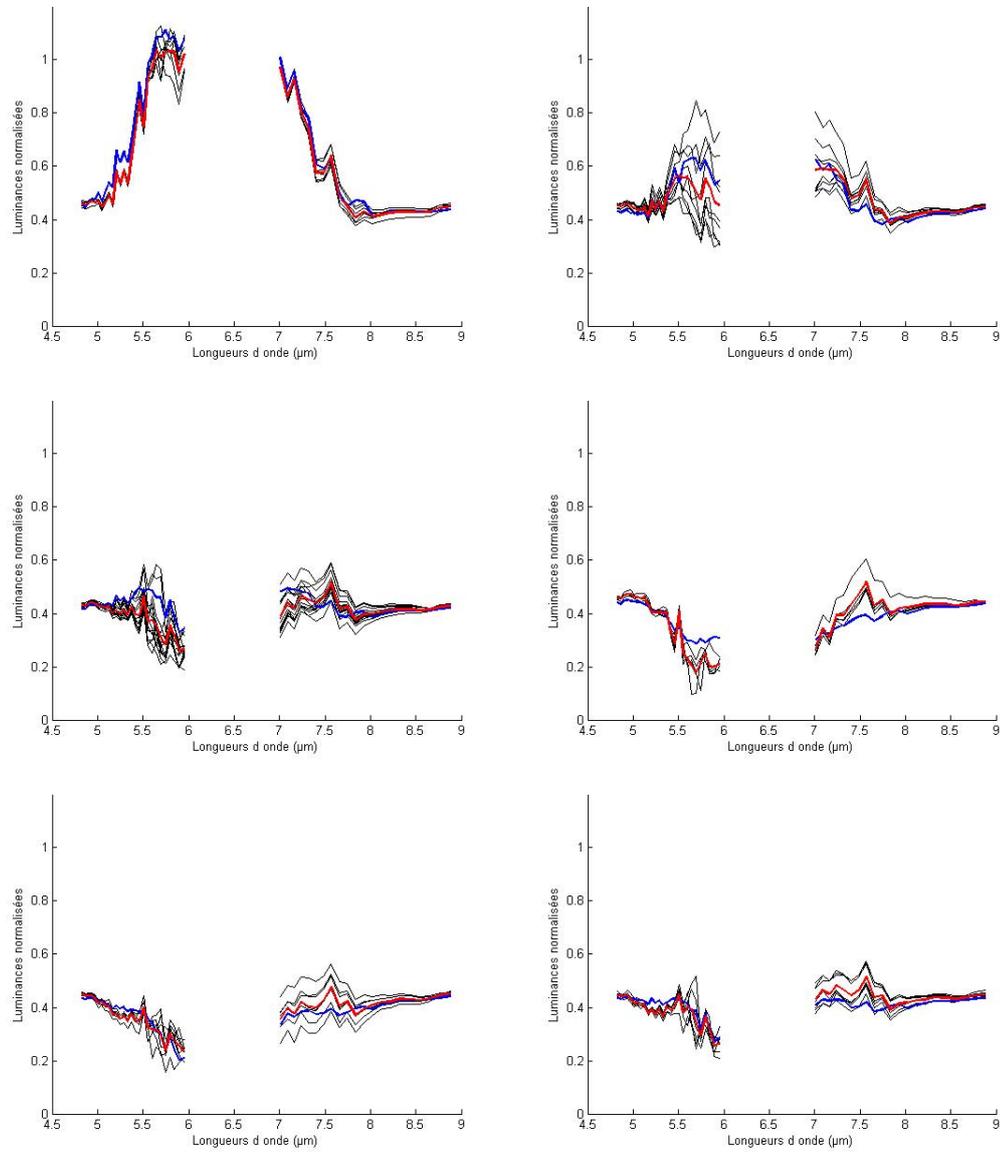


FIG. 5.26 – Spectres normalisés autour des points de sondage 6 (en haut à droite), 7, 8, 9, 10 et 11 (en bas à gauche). Les spectres réels sont représentés en noir, la moyenne de ceux-ci est en rouge et les spectres simulés sont en bleu.

5.3.2 Calcul des contenus totaux en vapeur d'eau

Le calcul du contenu total en vapeur (cf annexe C) montre une dépendance des résultats au nombre de couches d'atmosphère utilisé pour la description des profils atmosphériques. La base TIGR utilise 13 couches entre 0 et 8,6 km, le code MODTRAN accepte au maximum 80 couches atmosphériques dans la description de l'atmosphère et les sondages EAQUATE sont constitués de plusieurs centaines de niveaux. Le tableau 5.3 présente le calcul des contenus totaux en vapeur d'eau (en kg/m^2) des six sondages EAQUATE à ces résolutions : résolution des dropsondes, 80 niveaux et 13 niveaux. On constate que les différences entre les résultats de ces calculs sont faibles. L'apprentissage des réseaux de neurones se fera donc avec les calculs des contenus totaux effectués sur les profils à la résolution TIGR (13 niveaux). La dégradation des profils EAQUATE à la résolution de la base TIGR s'est faite en calculant la valeur moyenne des profils EAQUATE autour des différentes altitudes des profils TIGR.

Numéro du sondage	Profils vrais	13 niveaux	80 niveaux
6	14,17	14,20	14,14
7	14,19	14,70	14,63
8	13,45	14,16	14,09
9	11,78	12,67	12,61
10	14,48	14,61	14,55
11	14,33	14,67	14,60

TAB. 5.3 – Calcul des contenus totaux en vapeur d'eau des 6 derniers sondages atmosphériques EAQUATE pour différentes résolutions des profils atmosphériques

5.3.3 Résultats du sondage atmosphérique en vapeur d'eau

A titre indicatif le graphique de gauche de la figure 5.27 présente les performances du réseau de neurones paramétré pour estimer les contenus totaux en vapeur d'eau à partir de simulations de spectres non bruités. Le graphique de droite montre les performances du réseau de neurones paramétré à l'aide de spectres dégradés par le bruit de mesure des données S-HIS. On a fait figurer en noir les estimations des contenus totaux des spectres S-HIS réels autour des points de sondage considérés. Les résultats, bien que bons, montrent que ce bruit dégrade très nettement l'estimation des contenus totaux. Cependant la faible dispersion des croix noires et leur proximité de la droite affine montrent que les estimations des contenus totaux en eau à partir des spectres S-HIS réels est précise.

Ces contenus estimés permettent de reconstruire des profils en vapeur d'eau en adaptant le profil moyen des situations tempérées estivales. La figure 5.28 permet de comparer les profils reconstruits avec les profils originaux pour chacun des sondages. La courbe en bleu représente le profil donné par les sondes et dégradé à la résolution de TIGR. Le profil moyen adapté au contenu total vrai des profils des sondages est en rouge, enfin on trouvera en vert les profils reconstruits à partir des estimations des spectres S-HIS.

Les écarts entre les profils reconstruits idéaux (en rouge) et les profils reconstruits à partir des spectres réels (en vert) sont faibles. En revanche les profils réels sont bien trop particuliers pour pouvoir être représentés par un profil moyen. Toute la vapeur d'eau est concentrée dans les couches les plus basses de l'atmosphère. Il faudra donc s'attendre à ce que les bords de bandes en vapeur d'eau soient mal compensés.

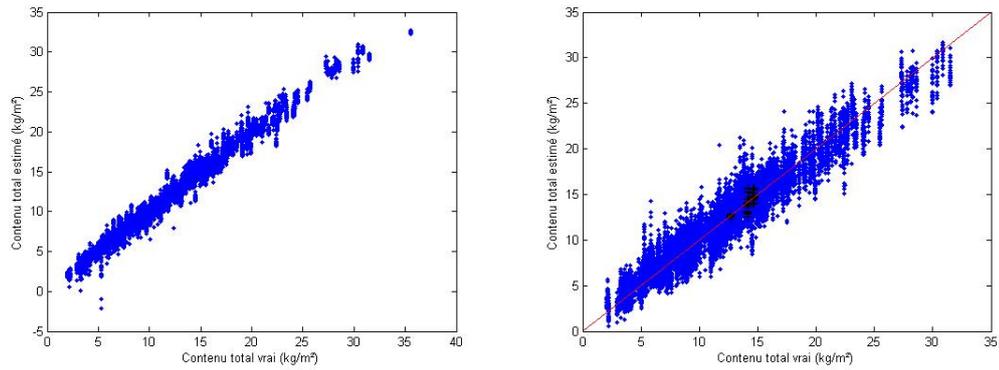


FIG. 5.27 – Performance du réseau de neurones en vapeur d’eau paramétré avec des situations non bruitées (à gauche) et bruitées (à droite)

Ces estimations permettent également de montrer qu’il n’est pas utile de tenter un débruitage des spectres sur la bande d’absorption de la vapeur d’eau car les erreurs de restitution des profils sont liés à la forme particulière du profil vrai et non à la précision des estimations du réseau de neurones.

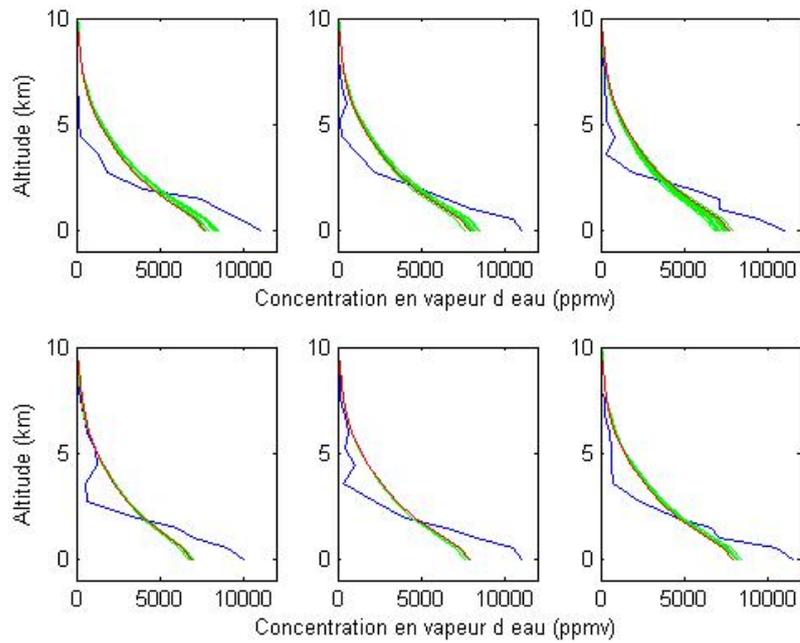


FIG. 5.28 – Profils atmosphériques en vapeur d’eau vrais (en bleu), estimés (en vert) et profils en vapeur d’eau moyen adapté aux contenus totaux en eau vrais (en rouge)

5.4 Découplage émissivité / température de surface

5.4.1 Comparaison entre les spectres réels et leurs simulations standardisés entre 8 et 12 μm

On trace une nouvelle fois les spectres standardisés sur la plage de fréquence considérée (figure 5.29). Les spectres S-HIS réels sont en noir et leur moyenne est en rouge. Le spectre simulé avec un profil moyen en vapeur adapté au contenu total estimé à partir du spectre réel est en bleu. Enfin, en magenta nous avons la simulation réalisée avec les profils atmosphériques des sondages de la campagne.

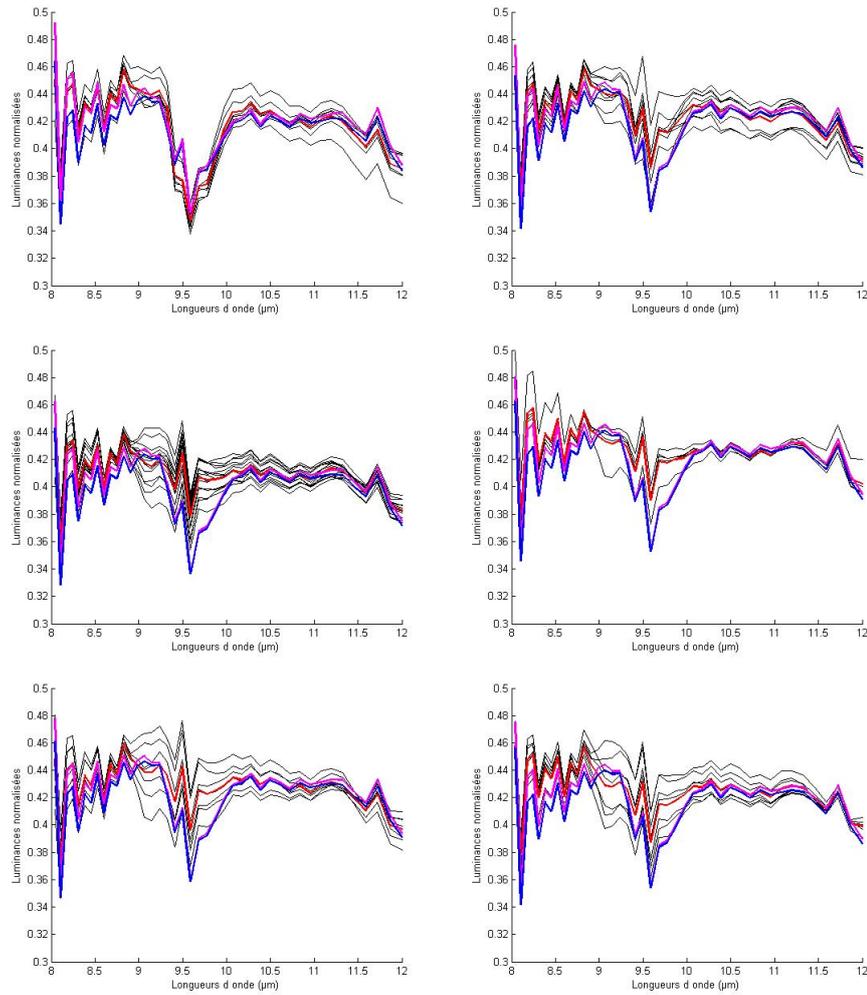


FIG. 5.29 – Comparaisons entre les spectres standardisés SHI-S (en noir), leurs moyennes (en rouge), les simulations effectuées avec le profil moyen en vapeur d'eau adapté au contenu en eau estimé à partir des spectres réels (en bleu) et les spectres simulés avec les profils atmosphériques donnés par les sondes (en magenta) pour les 6 points de sondage considérés

Les écarts entre les spectres réels ne sont jamais grands : le bruit sur cette bande semble bien moins important que celui rencontré sur les bandes d'absorption des profils en température et en vapeur d'eau. Les simulations coïncident assez bien avec les spectres réels sauf pour la bande d'absorption de l'ozone au premier sondage. Les écarts entre les spectres semblent pouvoir s'expliquer pour la plupart par une méconnaissance du couple émissivité/température de surface.

5.4.2 Inversion des spectres

Les méthodes de sondage atmosphériques donnent de bons résultats aussi bien à partir des spectres simulés qu'à partir des mesures S-HIS, sauf pour la forme des profils de vapeur d'eau. Les estimations réalisées serviront donc à inverser les spectres de luminance entre 8 et 12 μm .

Inverion avec la méthode SpSm simple

Afin d'obtenir une référence permettant d'analyser les résultats des inversions des spectres S-HIS on commence par inverser les spectres simulés.

La figure 5.30 montre la différence entre les spectres simulés d'une part avec les profils atmosphériques réels, issus des sondes (en bleu), et d'autre part avec la projection des profils en température sur les 3 premières directions d'une ACP et les profils en vapeur d'eau moyens adaptés au contenu total vrai (en vert).

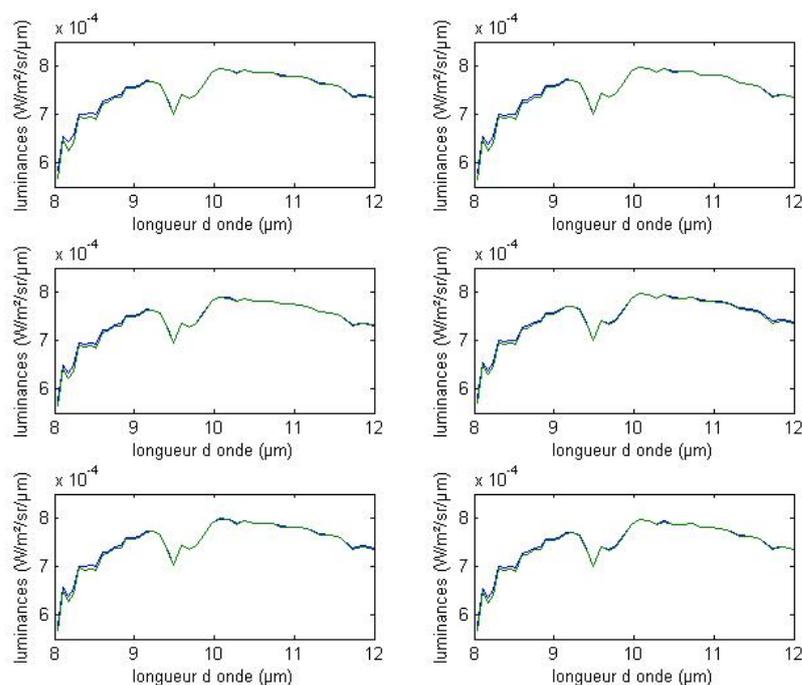


FIG. 5.30 – Comparaison entre les spectres simulés avec les profils atmosphériques réels (en bleu) et avec les profils en températures projetés sur les 3 premières directions d'une ACP et les profils en vapeur d'eau moyens adaptés au contenu total vrai (en vert)

On constate que les différences entre les spectres sont faibles sauf sur les bords de la bande d'absorption en vapeur d'eau, comme nous l'avions prédit en analysant les écarts entre les profils réels et ceux reconstruits à partir des contenus totaux estimés.

Les résultats de l'inversion des spectres simulés à partir des paramètres atmosphériques estimés avec les réseaux de neurones sont présentés dans le tableau 5.4. Ils montrent que l'algorithme appliqué sur l'ensemble de la fenêtre atmosphérique (8-12 μm) a tendance à surestimer la température de surface. Les spectres d'émissivité correspondants sont présentés à la figure 5.31.

Numéro du sondage	Température de surface vraie (K)	Température de surface estimée (K)
6	288.25	291.92
7	288.57	292.00
8	287.87	291.17
9	288.28	290.89
10	288.59	291.49
11	288.38	291.36

TAB. 5.4 – Résultat de l'estimation des températures de surface à partir des spectres simulés (et bruités)

Quelques raies du bord de la bande d'absorption de la vapeur d'eau restent visibles. On retrouve ici la limitation de l'estimation du contenu total uniquement lorsque le profil en vapeur d'eau est très atypique. Dès lors, les erreurs d'estimation de la température de surface entraînent un défaut de compensation de la bande d'absorption de l'ozone à 9,5 μm .

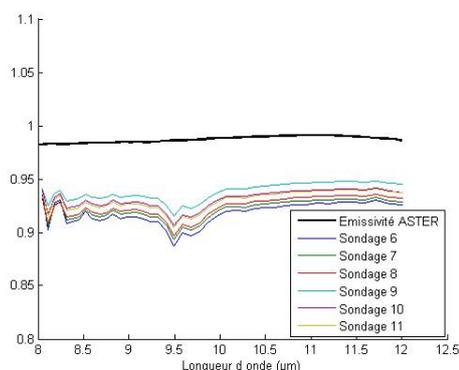


FIG. 5.31 – Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances simulées et bruitées

Si on analyse les raies atmosphériques présentes dans les spectres d'émissivités estimés on constate qu'elles sont dues à un déséquilibre en altitude des profils en vapeur d'eau estimés. En effet, si on effectue les inversions précédentes avec un profil moyen en vapeur d'eau adapté au contenu total estimé mais complété au dessus de 1900 m d'altitude avec le profil en vapeur d'eau vrai on obtient les résultats présentés au tableau 5.5 et à la figure 5.32.

Numéro du sondage	Température de surface vraie (K)	Température de surface estimée (K)
1	288.25	287.90
2	288.57	288.21
3	287.86	287.58
4	288.28	287.80
5	288.59	288.07
6	288.38	288.02

TAB. 5.5 – Résultat de l'estimation des températures de surface à partir des spectres simulés (et bruités) et du profil moyen en vapeur d'eau ajusté au contenu total estimé et adapté à partir de 1900 m d'altitude aux profils en vapeur d'eau donné par les sondes

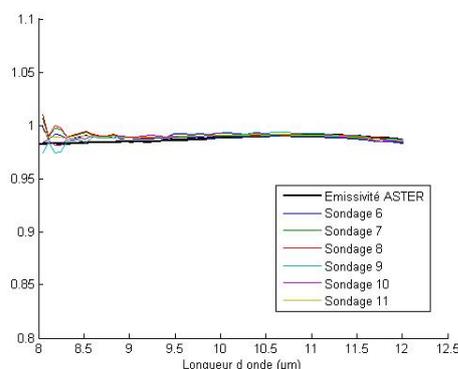


FIG. 5.32 – Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances simulées et des profils en vapeur d'eau adaptés au profil vrai pour les altitudes supérieures à 1900 m

Les estimations des températures de surface sont bien plus précises et les raies atmosphériques de la vapeur d'eau sont bien mieux compensées. Enfin, la bande d'absorption de l'ozone a totalement disparue des spectres d'émissivité estimés.

Le tableau 5.6 présente les températures de surface estimées à partir des spectres S-HIS réels autour des différents points de sondage. La figure 5.33 indique les spectres d'émissivité correspondants. On constate tout d'abord que la température de surface semble bien estimée pour les spectres autour du premier point de sondage, cependant, les spectres d'émissivités correspondants font apparaître de fortes raies d'absorption de la vapeur d'eau non compensées. De manière générale les estimations n'ont pas permis de compenser la bande d'absorption de l'ozone, ni un certain nombre de raies d'absorption de la vapeur d'eau.

La réduction des erreurs d'inversion des spectres simulés obtenues en complétant les paramètres atmosphériques estimés par une forme adéquate des profils en vapeur d'eau nous montre que dans le cas particulier où le profil atmosphérique en vapeur d'eau est très atypique, la donnée du contenu total en vapeur d'eau seule ne suffit pas. L'écart relatif entre la partie supérieure et inférieure du profil en vapeur d'eau utilisé pour obtenir les résultats du tableau 5.5 est donné par le second coefficient d'ACP en vapeur d'eau (cf les profils propres au chapitre 3). Ce dernier semble donc indispensable pour traiter les cas particuliers des profils très déséquilibrés.

Peut-on néanmoins obtenir les spectres d'émissivité des surfaces au sol entre 8 et 12 μm ?

Numéro du sondage	Moyenne (K)	Ecart-type (K)
1	289.45	0.77
2	296.40	1.95
3	296.30	1.32
4	296.69	0.58
5	298.33	1.20
6	296.67	1.27

TAB. 5.6 – Moyennes et écarts-types des températures de surfaces estimées à partir des spectres S-HIS réels autour des principaux points de sondage.

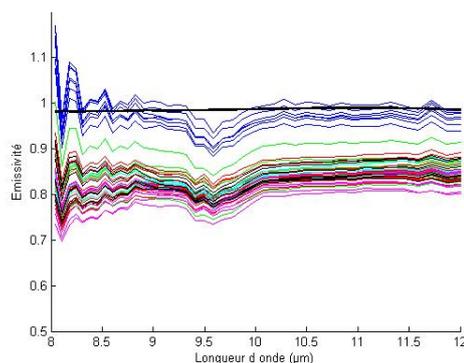


FIG. 5.33 – Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances S-HIS autour des principaux points de sondage

Avant d'utiliser l'algorithme SpSm2D, nous avons tenté de réduire l'application de l'algorithme SpSm aux longueurs d'ondes comprises entre 9,5 et 12 μm afin d'estimer la température des surfaces au sol avant d'essayer d'en déduire le spectre d'émissivité sur l'ensemble de la bande 8 - 12 μm . Si cette méthode permet d'obtenir de bonnes estimations de la température de surface à partir des spectres simulés, ce n'est plus le cas avec les spectres réels. L'algorithme SpSm se heurte en effet à la méconnaissance du profil d'ozone réel dont l'influence est prépondérante sur le critère de régularité entre 9,5 et 12 μm . La bande d'absorption de l'ozone ne peut pas être compensée avec les profils moyens en haute altitude (au delà de la tropopause) et l'algorithme SpSm atteint alors la plus grande régularité des spectres estimés pour des températures de surfaces très élevées, éloignées des températures vraies.

Si le second coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau perturbe les résultats de l'algorithme SpSm, c'est qu'il exerce une influence sur la valeur du critère de régularité qui fonde SpSm. La variante de SpSm à deux dimensions a donc tout son intérêt dans le cas présent. Connaissant le contenu total en vapeur d'eau et le profil en température on peut rechercher le second coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau et la température de surface qui minimisent la régularité des spectres calculés.

La méthode SpSm2D

Résultats sur les simulations Les résultats présentés ci-après ont été obtenus en estimant le second coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau. Plusieurs essais nous ont montré que parmi les trois indices de forme présentés précédemment, le second coefficient d'ACP était celui qui donnait les meilleurs résultats : les profils en vapeur d'eau estimés par cette méthode ressemblent bien plus aux profils vrais que ceux de forme exponentielle ou dont une valeur a été ajustée à une altitude donnée. Le tableau 5.7 présente les températures de surface estimées par cette méthode à partir des spectres simulés. La figure 5.34 présente les spectres d'émissivités correspondants.

Numéro du sondage	Température de surface vraie (K)	Température de surface estimée (K)
1	288.25	288.03
2	288.57	289.08
3	287.86	287.45
4	288.28	288.80
5	288.59	289.05
6	288.38	288.80

TAB. 5.7 – Résultat de l'estimation des températures de surface à partir des spectres simulés (et bruités) traités par la méthode SpSm2D

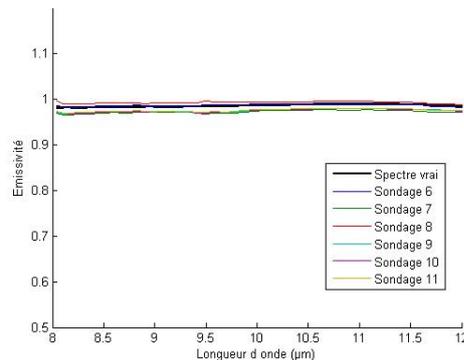


FIG. 5.34 – Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances simulées autour des principaux points de sondage et traités avec la méthode SpSm2D

On peut constater que le biais de 3 K entre estimations et températures de surface vraies du tableau 5.4 a disparu. Les spectres d'émissivités estimés sont lisses et proches de celui donné par la base ASTER. Enfin, les profils en vapeur d'eau vrais et estimés pour le premier point de sondage grâce à cette méthode sont présentés à la figure 5.35. On peut remarquer que le profil en vapeur d'eau estimé par cette méthode est bien plus semblable au profil vrai que le profil moyen dont le contenu total a été ajusté au contenu total estimé.

La figure 5.36 présente la valeur du critère pour les deux paramètres de l'algorithme SpSm2D, la température et l'indice de forme. On constate que le minimum est global et bien marqué.

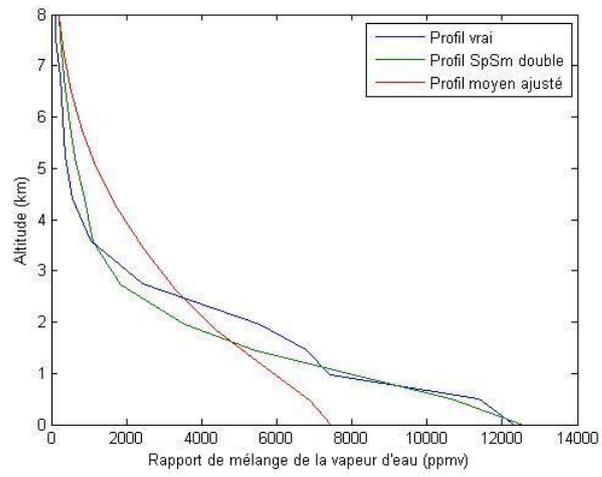


FIG. 5.35 – Profils en vapeur d'eau vrais et estimés à partir des spectres simulés grâce à la méthode SpSm2D

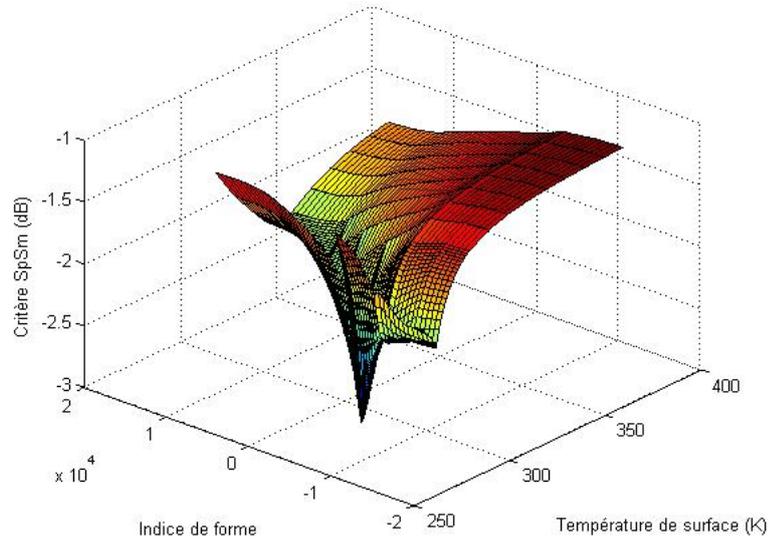


FIG. 5.36 – Evolution de la valeur du critère en fonction des deux paramètres de SpSm2D

Résultats sur les spectres réels L'application de la méthode sur les spectres réels améliore en apparence légèrement les estimations obtenues avec la méthode SpSm classique. Le tableau 5.8 et la figure 5.37 présentent les résultats obtenus avec la méthode SpSm double pour les spectres S-HIS proches des 6 points de sondage considérés.

Numéro du sondage	Moyenne (K)	Ecart-type (K)
1	292.44	2.29
2	292.75	1.45
3	292.66	2.30
4	293.37	2.63
5	292.88	3.43
6	294.24	1.40

TAB. 5.8 – Moyennes et écarts-types des températures de surface estimées à partir des Spectres S-HIS réels autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm2D.

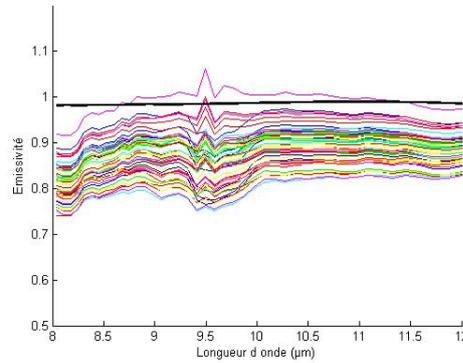


FIG. 5.37 – Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances S-HIS autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm2D. En noir, le spectre attendu, en couleurs les spectres obtenus.

Les températures de surface estimées diminuent et semblent n'avoir plus qu'un biais de l'ordre de 4 K en moyenne avec la température vraie. Les spectres d'émissivités correspondants sont plus lisses mais restent marqués par la bande d'absorption de l'ozone et surtout le bord de la bande d'absorption de la vapeur d'eau. La figure 5.38 permet de comparer les minima trouvés avec l'algorithme SpSm2D appliqué aux spectres simulés et réels. La différence incite à penser que l'algorithme a convergé vers un minimum local lors du traitement des spectres réels : le second coefficient en vapeur d'eau estimé minimise bien le critère de régularité des spectres estimé et compense bien les raies atmosphériques les plus importantes, mais pas le bord de la bande d'absorption de l'eau. Il reste donc des effets atmosphériques que les méthodes utilisées ne parviennent pas à compenser.

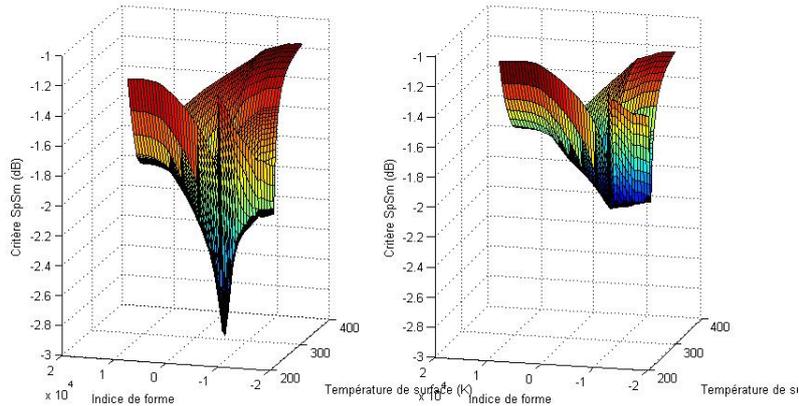


FIG. 5.38 – Comparaison des convergences des critères SpSm2D pour les spectres simulés (à gauche) et réels (à droite)

La méthode SpSm simple et les données des sondages EAQUATE

Afin de disposer d'une référence pour l'inversion des spectres réels nous avons appliqué l'algorithme SpSm simple aux spectres S-HIS réels acquis autour des points de sondage avec les profils atmosphériques donnés par les sondes EAQUATE. Les résultats en température de surface obtenus et présentés au tableau 5.9 et à la figure 5.39 sont proches de ceux obtenus avec la méthode SpSm2D appliquée aux spectres S-HIS réels avec les profils atmosphériques estimés par les réseaux de neurones. On retrouve la présence des raies atmosphériques importantes dans les spectres d'émissivité estimés.

Numéro du sondage	Moyenne (K)	Ecart-type (K)
1	290.65	0.47
2	295.72	1.13
3	294.63	0.90
4	294.59	0.60
5	295.60	0.78
6	295.02	1.01

TAB. 5.9 – Moyennes et écarts-types des températures de surfaces estimées à partir des Spectres S-HIS réels autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm simple et les profils atmosphériques donnés par les sondes.

Il est difficile d'expliquer les erreurs d'inversions observées sur les spectres réels malgré la prise en compte de la forme des profils en vapeur d'eau, attendu que même l'utilisation des profils atmosphériques vrais n'améliore pas les résultats des estimations. La présence en bande III d'un bruit de mesure est peu probable : l'analyse des spectres S-HIS lors des travaux présentés dans ce chapitre n'a pas révélé de décalage spectral ou de bruit gaussien important. En outre l'instrument est régulièrement utilisé et étalonné. L'explication la plus probable est que les paramètres atmosphériques calculés pour l'algorithme SpSm (tel l'éclaircissement descendant) ne

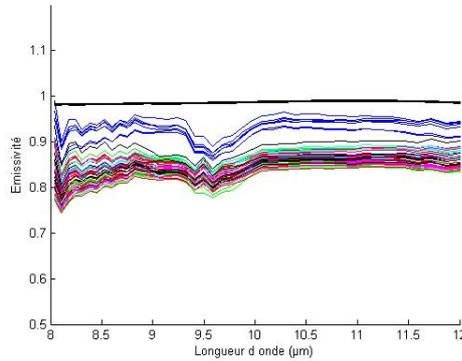


FIG. 5.39 – Spectres d'émissivité estimés à partir des luminances S-HIS autour des principaux points de sondage avec la méthode SpSm simple et les profils atmosphériques donnés par les sondes

correspondent pas à la réalité. En effet, les paramètres atmosphériques sont calculés par MODTRAN sous l'hypothèse d'un ciel uniformément clair, ce qui d'après l'analyse des températures de brillance des spectres et l'image MODIS présentée en début de chapitre n'est pas le cas¹. Une erreur dans l'éclairement descendant expliquerait la persistance des effets de l'atmosphère dans les spectres d'émissivités estimés quelle que soit la méthode.

5.5 Synthèse

Les travaux de ce chapitre ont permis de tester avec succès les méthodes de sondage atmosphérique développées au cours de cette thèse. Les réseaux de neurones paramétrés à l'aide des situations atmosphériques de la base TIGR et des paramètres de la campagne EAQUATE (altitude du porteur, position moyenne, date et heure de la journée) ont permis d'estimer les profils de température à 1.5 K près en moyenne et le contenu total en vapeur d'eau avec une erreur relative de quelques pourcents.

Les tentatives d'inversion des spectres simulés en bande III avec la méthode SpSm ont montré que dans le cas particulier des profils de vapeur d'eau atypiques rencontrés lors de la campagne de mesures, l'estimation du contenu total en eau seule ne suffit pas. Les erreurs d'estimations constatées avec les spectres simulés ne sont pas dues à un manque de précision des sondages mais à un trop grand écart entre les profils de vapeur d'eau vrais et le profil moyen ajusté au contenu total estimé. L'adaptation de l'algorithme SpSm permettant de trouver la forme du profil en vapeur d'eau donne de bons résultats sur les spectres simulés, mais converge vers un minimum local avec les spectres réels. Même le calcul des paramètres radiatifs à l'aide des profils atmosphériques donnés par les sondes ne parvient pas à faire disparaître l'influence de l'atmosphère sur les estimations des spectres d'émissivité. Les images satellites et les températures de brillance des spectres montrent la présence de nuages sur la zone de mesure. Ces nuages peuvent provoquer un écart entre l'éclairement réel et simulé et donc être à l'origine de ces erreurs. La méthode ne fonctionne donc qu'en ciel clair à moins de compléter les spectres acquis par l'instrument par des mesures de l'éclairement descendant effectués depuis le sol.

¹En outre la présence de cirrus en haute altitude est également possible

Conclusion et discussion

Nos travaux nous ont amené à développer une méthode de correction atmosphérique d'images hyperspectrales infrarouges et de découplage émissivité / température de surface nommée EARTH (Emissivity and Atmosphere Retrievals for Thermal infrared Hyperspectral images) fonctionnant en deux étapes. La première utilise les luminances acquises autour de la bande d'absorption du CO_2 à $4,26 \mu\text{m}$ et de la vapeur d'eau entre $4,8$ et $9 \mu\text{m}$ pour estimer grâce à des réseaux de neurones les trois premiers coefficients issus d'une analyse en composante principale des profils de température et le contenu total en vapeur d'eau de l'atmosphère située sous le capteur. Dans une seconde étape ces estimations servent à calculer à l'aide du code MODTRAN les paramètres radiatifs nécessaires à la séparation émissivité / température de surface. Ce découplage est effectué grâce à une variante de l'algorithme SpSm nommée SpSm2D qui permet itérativement d'affiner le sondage en vapeur d'eau et d'estimer plus précisément les spectres d'émissivité et la température des surfaces au sol. Cette méthode a pour principal avantage d'être spécialisable (à différents types de masses d'air par exemple) et facilement généralisable à des capteurs embarqués sur des plateformes volant à différentes altitudes.

L'analyse de sensibilité du chapitre trois effectuée sur la luminance en entrée du capteur autour des bandes d'absorption du CO_2 et de la vapeur d'eau entre 4 et $9 \mu\text{m}$ montre qu'à la résolution spectrale considérée il n'est possible d'estimer qu'un petit nombre de paramètres portant sur les profils atmosphériques. Cette constatation nous a poussés à estimer les coefficients d'ACP à la place de valeurs de températures ou de concentration de vapeur d'eau à différentes altitudes, ce qui a permis d'optimiser le sondage atmosphérique. En effet, en plus de limiter le nombre d'estimations à réaliser, cette méthode permet d'ajouter de l'information a priori aux estimations par l'intermédiaire des matrices de projection sur la base de vecteurs propres, puisque ces dernières sont calculées à partir d'un ensemble de situations atmosphériques déterminé. En choisissant convenablement les éléments de cet ensemble on peut donc spécialiser les ACP et les réseaux de neurones. Les résultats présentés ont été obtenus avec des réseaux de neurones spécialisés sur les différentes masses d'air identifiées dans la base TIGR2000 et pour différents angles solaires, mais on peut envisager d'autres spécialisations, comme une adaptation aux situations atmosphériques d'une zone géographique par exemple.

La base TIGR joue un rôle central dans les résultats obtenus, puisque c'est à partir de celle-ci que sont créées les bases de paramétrisation des réseaux de neurones et celles utilisées pour tester la méthode. Elle a pour principal avantage de refléter la variabilité de l'atmosphère sans être statistiquement représentative. La variabilité de l'atmosphère est donc prise en compte dans les différents calculs effectués, mais les profils rares y ont autant de poids que les situations les plus courantes. C'est pour cette raison que nous avons insisté sur la détection du surapprentissage. Celui-ci peut être acceptable dans le cas d'une éducation statistique s'il porte sur les éléments les plus courants, mais devient dangereux dans une base dont tous les éléments doivent avoir le même poids. L'utilisation de TIGR pour créer les bases d'apprentissage et de validation et tester les algorithmes permet d'une part d'obtenir des réseaux de neurones polyvalents et garantit d'autre

part que les résultats obtenus ne sont pas spécifiques de conditions atmosphériques particulières. La méthode fonctionne donc pour la plupart des situations atmosphériques.

Les essais de paramétrisation de réseaux de neurones, dont un résultat est présenté au début du chapitre quatre, montrent qu'il n'est pas possible d'estimer le second coefficient d'ACP des profils en vapeur d'eau. Pourtant, aux résolutions spectrales considérées celui-ci est nécessaire à l'estimation des spectres d'émissivité et températures des surfaces au sol entre 8 et 9 μm , surtout pour les profils en vapeur d'eau dont la répartition verticale est "atypique" (par exemple pour des concentrations particulièrement fortes en bas du profil). Pour pallier à ces défauts d'estimation nous proposons donc l'algorithme SpSm2D. Cette extension de SpSm cherche itérativement la forme des profils en vapeur d'eau et la température de surface qui minimisent le critère de régularité des spectres d'émissivité estimés. Le fonctionnement de cette méthode montre d'ailleurs l'intérêt du critère de régularité sur lequel elle est fondée.

Les résultats obtenus avec la méthode d'estimation EARTH sur des spectres simulés montrent que le faible nombre de paramètres atmosphériques estimés suffit dans la plupart des cas à retrouver un spectre d'émissivité entre 8 et 12 μm avec une précision de 3% en moyenne. Divers essais ont montré que l'utilisation de l'algorithme SpSm2D permet d'améliorer de 3% les estimations des spectres d'émissivité pour les situations tropicales par rapport à l'algorithme SpSm classique (et donc de réduire de 9 à 6% l'erreur quadratique moyenne entre les spectres d'émissivité réels et estimés). L'intérêt de la méthode est moindre pour les autres types de masse d'air en raison, d'une part du risque de converger vers un minimum local du critère de régularité, et d'autre part de la rareté des profils atypiques. Enfin, l'algorithme est nettement plus coûteux en temps de calcul.

L'étude de sensibilité aux différents bruits de mesure menée au chapitre quatre et l'approche particulière adoptée pour une image montrent que cette méthode de sondage atmosphérique est robuste et n'est pas l'élément limitant l'estimation des spectres d'émissivité et des températures de surface. SpSm et SpSm2D se montrent en effet bien plus sensibles aux bruits des spectres entre 8-12 μm qu'aux erreurs de sondage atmosphérique.

La validation expérimentale de la méthode EARTH devait initialement être réalisée sur les images hyperspectrales de l'instrument canadien AIRIS ([FSSG06]). Or, si l'étalonnage radiométrique du capteur était suffisant pour des objectifs tels que la détection d'anomalies, il s'est avéré insuffisant pour permettre la validation de la méthode EARTH. Par défaut, nous avons donc substitué aux données AIRIS des mesures du spectroradiomètre S-HIS prises dans la bonne gamme d'altitude lors de la campagne EAQUATE ([TS08]). Ces mesures ne sont pas optimales pour la validation, d'une part car elles ont été prises au dessus de la mer dont on ne connaît pas la température de surface et d'autre part car les conditions de ciel clair nécessaires à l'application de la méthode ne sont pas pleinement réalisées. On observe en effet un ciel de traîne sur les images satellites et l'analyse des températures de brillance des spectres acquis révèle la présence de nuages entre le capteur et le sol sur certaines parties de la trajectoire de l'instrument. Les résultats ont cependant été concluants en ce qui concerne le sondage atmosphérique. Ceux obtenus pour la séparation émissivité / température de surface sont en revanche décevants mais s'expliquent par la présence de nuages qui impactent l'éclairement descendant. Même le calcul des paramètres radiatifs à l'aide des profils atmosphériques réels mesurés pendant la campagne ne permet pas d'améliorer les résultats de l'estimation des spectres d'émissivité et de températures de surfaces. Dans le cas d'une extension à des mesures satellites, un module de détection de nuages est donc indispensable. Pour des campagnes de mesures aéroportées, il convient également de garantir la condition de ciel clair. Dans le cas contraire des mesures d'éclairement descendant pourraient permettre d'étendre la méthode à des conditions de ciel partiellement nuageux.

L'objectif de généralisation de la méthode est atteint puisque l'on peut spécialiser les estimations en choisissant convenablement les situations atmosphériques utilisées pour effectuer les

ACP et les bases d'apprentissage des réseaux de neurones. De ce fait la méthode créée est facilement généralisable à des mesures réalisées à d'autres altitudes que celles considérées dans cette thèse. [ALP07] présente l'estimation de spectres d'émissivité et de températures de surface au sol à partir de luminances acquises à une altitude de 2 km. Le sondage atmosphérique se réduit alors à l'estimation d'une température atmosphérique moyenne et du contenu total en vapeur d'eau. On doit également pouvoir adapter la méthode à des mesures effectuées depuis un satellite, ce qui nécessiterait de refaire l'analyse de sensibilité afin de déterminer le nombre de coefficients d'ACP à estimer et d'adapter les réseaux de neurones en fonction.

L'extension de la méthode à différentes altitudes serait certainement améliorée si à la place de l'ACP de profils discrets en altitude, on utilisait une analyse en composante fonctionnelle d'une base de profils de résolution verticale plus fine. En effet, la base atmosphérique TIGR possède une résolution adaptée à des applications satellites. Elle convient pour notre étude (les résultats du sondage atmosphérique effectué à partir des spectres S-HIS le prouvent) mais est certainement trop grossière pour des altitudes de capteur plus basses. L'utilisation d'une base de profils ayant une plus grande résolution verticale (surtout dans les basses couches de l'atmosphère qui sont les plus importantes pour un calcul de transfert radiatif) ainsi que leur décomposition basée sur l'analyse en composante fonctionnelle pourraient améliorer la méthode EARTH pour des mesures effectuées à 2 km d'altitude.

Annexe A : Absorption, transmission et fonction de poids

Pour définir l'absorption d'un gaz, on utilise souvent une couche homogène de celui-ci, infiniment étendue et d'épaisseur ∂x , sur laquelle aucune réflexion ne se produit. Si on considère une luminance incidente L dont la part ∂L est absorbée, le coefficient d'absorption linéaire du gaz étudié est défini par la relation suivante

$$\partial L = k\partial x L \quad (2)$$

Le phénomène d'absorption peut être du à trois phénomènes. Le premier est une absorption par "transition électronique" : une partie de l'énergie du rayonnement incident provoque un réarrangement du nuage électronique des atomes constituant le gaz. Les longueurs d'ondes propres à ce phénomène se situent surtout dans l'ultraviolet et le visible. Le second phénomène est la modification des vitesses de rotation des molécules par l'onde incidente, observable surtout dans le domaine des micro-ondes. En infrarouge, l'absorption est surtout du à la mise en vibration des molécules. Les longueurs d'onde exactes de ces phénomènes et leur importance sont fonction de la configuration spatiale de la molécule et de son nuage électronique, ainsi, entre 3 et 15 μm , nous trouverons une bande d'absorption du dioxyde de carbone autour de 4,36 μm , correspondant à un étirement asymétrique de la molécule, et une large bande d'absorption de l'eau entre 6 et 8 μm .

Pour des trajets dans l'atmosphère dont les distances peuvent être longues et les absorptions très fortes, le coefficient d'absorption linéaire présenté précédemment n'est pas adapté, en particulier si les seuls paramètres d'intérêts sont l'amplitude des radiations atteignant la surface ou celle rayonnant jusque dans l'espace. En outre, le coefficient d'absorption est fonction de différents paramètres comme par exemple la concentration des espèces absorbantes. La variation de ce dernier facteur le long de la verticale amène la plupart des études à ne considérer que l'intégrale du coefficient d'absorption sur le trajet optique considéré. Ce nouveau paramètre est nommé facteur de transmission.

Il y a une contrainte souvent négligée dans l'utilisation du facteur de transmission. Nous venons de voir en effet que celui-ci est intégré sur le chemin optique du rayonnement considéré, ainsi, il sera différent pour une ligne de visée verticale et pour une ligne de visée faisant un angle θ par rapport à cette même verticale. La raison est double, d'une part l'onde suivant la ligne oblique traverse une atmosphère plus épaisse que sa voisine suivant un chemin vertical et, d'autre part ne rencontre pas la même concentration d'espèces absorbantes en raison de l'inhomogénéité spatiale des conditions atmosphérique. Cet état de fait rend le calcul d'un éclaircissement hémisphérique délicat. Afin de simplifier les expressions, dans toute la suite les facteurs de transmission entre le sol et une altitude z seront notés comme dépendant de la direction de visée (θ_V, φ_V) .

Le facteur de transmission entre la surface au sol à l'altitude 0 et l'altitude z à la longueur d'onde λ , pour une direction de visée (θ_V, φ_V) sera noté $\tau_{0,z}(\lambda, \theta_V, \varphi_V)$. Pour des raisons de

simplicité, cette notation ne rend pas du tout compte de la dépendance du facteur de transmission aux profils de vapeur d'eau et de dioxyde de carbone, mais celle-ci est implicite avec la donnée du chemin optique. Si $L(\lambda, \theta_V, \varphi_V)$ est une luminance émise par une surface au sol dans une direction bien définie, la part $L_{mes}(\lambda)$ de cette luminance qui atteint l'altitude z est donnée par la relation

$$L_{mes}(\lambda) = \tau_{0,z}(\lambda, \theta_V, \varphi_V) L(\lambda, \theta_V, \varphi_V) \quad (3)$$

Les gaz présents dans l'atmosphère possèdent à l'instar des surfaces une température. Certains d'entre eux étant capables d'absorber des rayonnements électromagnétiques, si l'on considère une atmosphère à l'équilibre thermodynamique, il doit être possible de mettre en évidence une émission thermique de ces mêmes gaz. Pour cela, considérons sur une direction fixe (θ_V, φ_V) un volume élémentaire d'atmosphère homogène situé entre les altitudes z et $z + \partial z$. Cette couche d'atmosphère de température $T(z)$ absorbe une partie du rayonnement incident $L(\lambda, \theta_V, \varphi_V)$ et rayonne suivant la loi du corps noir corrigée d'un facteur d'émissivité $\varepsilon(\lambda, \theta_V, \varphi_V) B(\lambda, T(z))$. La variation totale ∂L de luminance dans la direction de visée est la somme de ces deux phénomènes.

$$\partial L = \varepsilon(\lambda, \theta_V, \varphi_V) B(\lambda, T(z)) + L(\lambda, \theta_V, \varphi_V) k \partial z \quad (4)$$

Si l'on suppose l'équilibre thermodynamique atteint, l'émissivité de ce volume d'atmosphère compense le terme d'absorption. On peut donc écrire que la variation de luminance lors du passage de cet élément d'atmosphère vaut

$$\partial L = (-L(\lambda, \theta_V, \varphi_V) + B(\lambda, T(z))) k \partial z \quad (5)$$

Pour intégrer cette équation (dite de Schwarzschild) sur des altitudes plus importantes, on commence par multiplier les deux termes par l'expression du facteur de transmission sur l'épaisseur ∂z . Celui-ci s'obtient en intégrant sur z la relation 2 et vaut $e^{-k(z)\partial z}$. On obtient alors

$$e^{-k(z)\partial z} \partial L = -L e^{-k(z)\partial z} k(z) \partial z + B(\lambda, T(z)) e^{-k(z)\partial z} k(z) \partial z \quad (6)$$

ou encore

$$\partial[e^{-k(z)\partial z} L] = B(\lambda, T(z)) \frac{\partial \tau(\lambda)}{\partial z} \quad (7)$$

En intégrant cette expression entre l'altitude 0 et l'altitude z , on obtient l'expression de la propagation de la luminance au travers d'un milieu gazeux et donc plus généralement de l'atmosphère.

Si l'on dénomme $L_{Surf}(\lambda, \theta_V, \varphi_V)$ la luminance quittant la surface au sol dans la direction de visée considérée, l'expression de la luminance atteignant l'altitude z_{Capt} dans cette même direction est

$$L_{z_{Capt}}(\lambda, \theta_V, \varphi_V) = L_{Surf}(\lambda, \theta_V, \varphi_V) \tau_{0,z}(\lambda) + \int_0^z B(\lambda, T(u)) \frac{\partial \tau_{u,z}(\lambda, \theta_V, \varphi_V)}{\partial z} \partial u \quad (8)$$

Annexe B : Résultats de l'estimation des profils en température à partir des spectres S-HIS réels pour les 6 points de sondage considérés

.1 Résultats statistiques

Les tableaux 10, 11 et 12 présentent les résultats des estimations des 3 coefficients d'ACP des profils en températures estimés sur les simulations des spectres des 6 sondages EAQUATE considérés avec les différents réseaux de neurones créés ("mi-bruits", "bruits" et "projetés"). Les spectres simulés ont été bruités avec le bruit de mesure S-HIS réel. Les résultats sont donnés sous la forme d'une moyenne et d'un écart type car ils ont été obtenus statistiquement sur plus d'une centaine de simulations. Les résultats de ces estimations doivent être comparés avec les coefficients obtenus avec les réseaux "idéaux" (tableau 5.1).

Numéro du sondage	6	7	8	9	10	11
Coefficient 1 vrai	18.46	16.32	17.00	17.51	17.35	17.92
Moyenne du coefficient 1 estimé	18.84	17.08	17.25	17.79	18.13	18.44
Ecart type du coefficient 1 estimé	1.44	1.48	1.44	1.47	1.43	1.38
Coefficient 2 vrai	-2.51	-2.48	-2.93	-1.55	-2.29	-2.46
Moyenne du coefficient 2 estimé	-2.88	-3.60	-3.17	-2.78	-3.44	-3.22
Ecart type du coefficient 2 estimé	1.92	1.89	1.97	1.95	1.84	1.90
Coefficient 3 vrai	4.37	4.63	4.34	5.21	3.71	3.78
Moyenne du coefficient 3 estimé	4.53	5.23	3.89	4.16	3.50	3.17
Ecart type du coefficient 3 estimé	1.80	1.67	1.81	1.78	1.79	1.74

TAB. 10 – Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils de température des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones paramétrés avec la moitié du bruit de mesure S-HIS à partir des spectres simulés

Les résultats de ces estimations sont similaires. Cependant les résultats obtenus avec les réseaux de neurones paramétrés avec le bruit de mesure S-HIS donnent les meilleurs résultats.

Numéro du sondage	6	7	8	9	10	11
Coefficient 1 vrai	18.46	16.32	17.00	17.51	17.35	17.92
Moyenne du coefficient 1 estimé	19.56	17.76	17.65	18.12	18.53	18.78
Ecart type du coefficient 1 estimé	1.13	1.13	1.07	1.11	1.11	1.07
Coefficient 2 vrai	-2.51	-2.48	-2.93	-1.55	-2.29	-2.46
Moyenne du coefficient 2 estimé	-2.93	-4.03	-3.70	-3.59	-4.23	-3.95
Ecart type du coefficient 2 estimé	1.39	1.31	1.24	1.22	1.22	1.22
Coefficient 3 vrai	4.37	4.63	4.34	5.21	3.71	3.78
Moyenne du coefficient 3 estimé	4.09	4.21	2.91	3.01	2.40	2.17
Ecart type du coefficient 3 estimé	1.09	1.06	1.05	1.06	1.07	1.05

TAB. 11 – Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones paramétrés avec le bruit de mesure S-HIS à partir des spectres simulés.

Numéro du sondage	6	7	8	9	10	11
Coefficient 1 vrai	18.46	16.32	17.00	17.51	17.35	17.92
Moyenne du coefficient 1 estimé	18.68	17.14	16.86	17.24	17.90	18.02
Ecart type du coefficient 1 estimé	1.79	1.77	1.77	1.72	1.71	1.72
Coefficient 2 vrai	-2.51	-2.48	-2.93	-1.55	-2.29	-2.46
Moyenne du coefficient 2 estimé	-3.57	-4.71	-4.12	-4.20	-5.02	-4.68
Ecart type du coefficient 2 estimé	1.65	1.59	1.50	1.41	1.42	1.41
Coefficient 3 vrai	4.37	4.63	4.34	5.21	3.71	3.78
Moyenne du coefficient 3 estimé	5.11	4.96	3.76	4.00	3.00	2.92
Ecart type du coefficient 3 estimé	1.75	1.68	1.79	1.71	1.74	1.76

TAB. 12 – Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés à partir des spectres simulés projetés sur les 6 directions principales d'une ACP.

.2 Résultats obtenus à partir des spectres S-HIS réels

Les tableaux suivants (13, 14 et 15) présentent les résultats des estimations des 3 coefficients d'ACP des profils en températures obtenus avec les différents types de réseaux de neurones paramétrés à partir des spectres S-HIS réels de la campagne autour des 6 points de sondage considérés.

Numéro du sondage	6	7	8	9	10	11
Coefficient 1 vrai	18.46	16.32	17.00	17.51	17.35	17.92
Moyenne du coefficient 1 estimé	18.91	17.47	16.98	17.97	17.38	18.70
Ecart type du coefficient 1 estimé	1.23	1.18	1.19	0.53	0.80	0.87
Coefficient 2 vrai	-2.51	-2.48	-2.93	-1.55	-2.29	-2.46
Moyenne du coefficient 2 estimé	-2.09	-3.97	-3.35	-2.72	-2.70	-3.06
Ecart type du coefficient 2 estimé	1.82	2.39	2.61	2.11	1.86	2.34
Coefficient 3 vrai	4.37	4.63	4.34	5.21	3.71	3.78
Moyenne du coefficient 3 estimé	6.08	5.09	3.83	3.88	4.86	3.63
Ecart type du coefficient 3 estimé	1.09	1.80	1.94	1.47	1.53	1.34

TAB. 13 – Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones "mi-bruit" à partir des spectres réels

Numéro du sondage	6	7	8	9	10	11
Coefficient 1 vrai	18.46	16.32	17.00	17.51	17.35	17.92
Moyenne du coefficient 1 estimé	19.61	18.15	17.65	18.40	18.15	19.04
Ecart type du coefficient 1 estimé	1.11	0.79	0.85	0.36	0.62	0.70
Coefficient 2 vrai	-2.51	-2.48	-2.93	-1.55	-2.29	-2.46
Moyenne du coefficient 2 estimé	-1.98	-4.02	-3.88	-3.35	-3.66	-3.74
Ecart type du coefficient 2 estimé	1.39	1.81	1.99	1.02	1.53	1.61
Coefficient 3 vrai	4.37	4.63	4.34	5.21	3.71	3.78
Moyenne du coefficient 3 estimé	5.06	4.55	3.24	3.00	3.57	2.76
Ecart type du coefficient 3 estimé	0.65	1.12	1.25	0.84	0.81	1.09

TAB. 14 – Moyennes et écarts types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés avec les réseaux de neurones "bruités" à partir des spectres réels

Numéro du sondage	6	7	8	9	10	11
Coefficient 1 vrai	18.46	16.32	17.00	17.51	17.35	17.92
Moyenne du coefficient 1 estimé	18.03	17.24	16.25	17.37	16.35	17.98
Ecart type du coefficient 1 estimé	1.50	1.35	1.61	1.45	1.71	1.53
Coefficient 2 vrai	-2.51	-2.48	-2.93	-1.55	-2.29	-2.46
Moyenne du coefficient 2 estimé	-2.33	-4.67	-5.16	-3.91	-5.00	-4.72
Ecart type du coefficient 2 estimé	1.16	2.04	1.57	1.43	1.18	1.38
Coefficient 3 vrai	4.37	4.63	4.34	5.21	3.71	3.78
Moyenne du coefficient 3 estimé	6.36	5.46	4.23	4.34	5.09	3.45
Ecart type du coefficient 3 estimé	1.09	2.02	2.31	1.29	1.90	1.98

TAB. 15 – Moyennes et écart types de l'estimation des 3 premiers coefficients d'ACP des profils en températures des 6 sondages EAQUATE considérés estimés à partir des spectres réels projetés sur les 6 directions principales d'une ACP.

Annexe C : Méthode de calcul du contenu total en vapeur d'eau

Soit m_{H_2O} la masse d'eau contenue dans une colonne d'atmosphère de surface au sol S . Si on note M_{H_2O} la masse molaire de l'eau et $d_{H_2O}(z)$ la concentration de molécules d'eau à l'altitude z on peut écrire

$$m_{H_2O} = S.M_{H_2O} \int_0^{+\infty} d_{H_2O}(z) dz \quad (9)$$

ou encore

$$m_{H_2O} = S.M_{H_2O} \int_0^{+\infty} \frac{p_{H_2O}(z)}{R.T(z)} dz \quad (10)$$

avec R constante des gaz parfaits et $p_{H_2O}(z)$ la pression partielle de vapeur d'eau à l'altitude z .

Or le rapport de mélange de la vapeur d'eau à z est liée à la pression totale $p(z)$ et la masse molaire de l'air sec $M_{air}(z)$ par la relation

$$r(z) = \frac{M_{H_2O} \cdot p_{H_2O}(z)}{M_{air} \cdot (p(z) - p_{H_2O}(z))} \quad (11)$$

donc

$$p_{H_2O}(z) = \frac{M_{air} \cdot p(z) \cdot r(z)}{M_{H_2O} + r(z) \cdot M_{air}} \quad (12)$$

et

$$m_{H_2O} = S \cdot \frac{M_{air}}{R} \int_0^{+\infty} \frac{p(z) \cdot r(z)}{T(z) \cdot \left(1 + r(z) \frac{M_{air}}{M_{H_2O}}\right)} dz \quad (13)$$

Annexe D : Comparaison des résultats d'inversion pour différentes méthodes de correction atmosphérique et de découplage émissivité / température de surface

Afin d'évaluer l'intérêt de la méthode EARTH, le tableau ci-dessous présente les résultats de l'estimation des températures de surface et des spectres d'émissivité pour différentes méthodes de correction atmosphériques et de découplage émissivité / température de surface évoquées dans l'étude bibliographique. Nous utilisons les données de la situation tempérée 2 simulées au paragraphe 4.3.3 pour analyser les différences obtenues sans correction atmosphérique / avec les algorithmes ISAC / avec le sondage par réseau de neurones pour les méthodes de découplage "Reference Channel" et TES.

Méthode utilisée	Biais entre les températures de surface vraies et estimées (K)	EQM entre les températures de surface vraies et estimées (K)	EQM entre les spectres d'émissivité vrais et estimés
Sans CA + RC	-2.811	3.087	0.046
Sans CA + TES	-2.811	3.087	0.041
ISAC + RC	0.435	4.861	0.059
ISAC + TES	0.435	4.861	0.154
RN + RC	-0.702	2.079	0.026
RN + TES	-0.702	2.079	0.039
EARTH	-0.255	1.457	0.027

TAB. 16 – Comparaison de l'estimation des températures de surface et des spectres d'émissivité pour différentes méthodes de correction atmosphérique et découplage émissivité / températures de surface. Les méthodes utilisées sont sans correction atmosphérique (sans CA), ISAC et la méthode de sondage par réseau de neurones (RN), ainsi que "reference channel" (RC) et TES. La dernière ligne donne les résultats obtenus avec l'algorithme EARTH

La figure qui suit permet de comparer l'erreur quadratique moyenne entre les spectres d'émissivité vrais et estimés par les différentes méthodes.

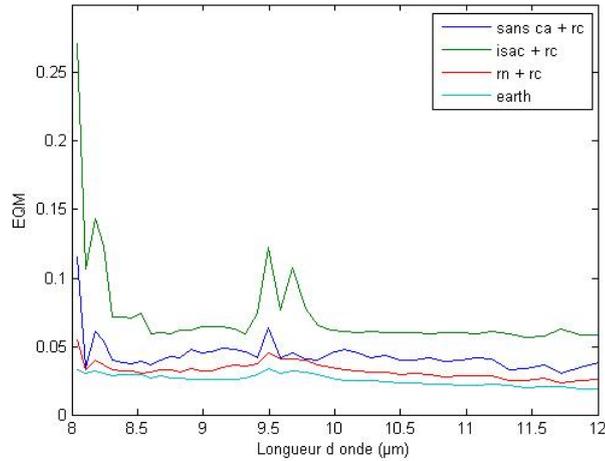


FIG. 40 – Ecart quadratique moyen entre les spectres d'émissivités vrais et estimés pour différentes méthodes évoquées dans l'étude bibliographique de ce document.

Les résultats obtenus sans correction atmosphérique sont intéressants, mais souffrent de deux défauts : le premier est l'influence des bandes d'absorption de la vapeur d'eau et de l'ozone qui persiste dans les estimations du spectre d'émissivité et le second est un biais systématique de 2.8 K entre les températures de surface vraies et estimées.

Les résultats mitigés obtenus avec la méthode ISAC s'expliquent par la petite taille des imagerie formées (5x5). L'algorithme ISAC cherche en effet sur chacune de ces imagerie des pseudos corps-noirs dont il utilise une longueur d'onde afin de calculer par régression linéaire les facteurs de transmission et les luminances atmosphériques montantes. Plus l'imagerie est petite, plus le nombre de points utilisés pour la régression linéaire est faible et plus les résultats de celle-ci sont peu précis.

L'algorithme TES ne semble pas améliorer les estimations des spectres d'émissivité (sauf dans le cas où aucune correction atmosphérique n'est effectuée).

Enfin, les performances des différentes méthodes demeurent inférieures à celles obtenues avec l'algorithme EARTH.

Bibliographie

- [AIR99] F. AIRES. *Problèmes Inverses et Réseaux de Neurones : Application à l'Interféromètre Haute Résolution IASI et à l'Analyse de Séries Temporelles*. PhD thesis, Université Paris IX - Dauphine, UFR Mathématiques de la Décision L. M. D., CNRS, Ecole Polytechnique, Palaiseau, 1999.
- [ALP07] V. ACHARD, S. LESAGE, and L. POUTIER. Retrieval of spectral emissivity and surface temperature from airborne infrared hyperspectral sensor, using neural network and spectral smoothness approaches. In *Proceedings of SPIE Remote Sensing of Cloud and the Atmosphere*, 2007.
- [ATZ04] C. ATZBERGER. Object based retrieval of biophysical canopy variables using artificial neural nets and radiative transfer models. *Remote sensing of environment*, pages 53–67, 2004.
- [BL90] F. BECKER and Z. L. LI. Temperature-independent spectral indices in thermal infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 32 :17–33, 1990.
- [BOR98] C. C. BOREL. Surface emissivity and temperature retrieval for a hyperspectral sensor. *Proceedings of IEEE, Conference on Geoscience and Remote Sensing*, pages 546–549, 1998.
- [BOR02] C. C. BOREL. Temperature / emissivity separation for hyperspectral data. In *25th annual review of atmospheric transmission models*, 2002.
- [BOR03] C. C. BOREL. Artemiss - an algorithm to retrieve temperature and emissivity from hyper-spectral thermal image data. In *28th annual GOMACTEC conference*, 2003.
- [BP96] A. BARDUCCI and I. PIPPI. Temperature and emissivity retrieval from remotely sensed images using the "grey body emissivity" method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(3) :681–695, May 1996.
- [BR92] F. BONN and G. ROCHON. *Précis de télédétection*. Presses de l'université du Québec, 1992.
- [BS96] C. C. BOREL and D. SCHLÄPFER. Atmospheric pre-corrected differential absorption technics to retrieve columnar water vapor : theory and simulations. In *6. annual JPL Airborne Science Workshop*, 1996.
- [CAH⁺90] M. T. CHAHINE, H. H. AUMANN, R. D. HASKINS, F. G. O'CALLAGHAN, R. A. SCHINDLER, R. J. PAGANO, and R. W. CAPPS. The atmospheric infrared sounder. In American Institute of Aeronautics and Astronautics, editor, *28th aerospace sciences meeting*, 1990.
- [CAR05] H. CARFANTAN. Problèmes inverses. *Cours du Master 2R ASEP*, 2005.
- [CHA68] M. T. CHAHINE. Determination of the temperature profile in an atmosphere from its outgoing radiance. *Journal of the Optical Society of America*, 58(12) :1634–1637, 1968.

- [CHA99] C. I. CHANG. Interference and noise-adjusted principal components analysis. *Transaction on geoscience and remote sensing*, 37(5) :2387–2396, 1999.
- [CHE98] F. CHEVALLIER. *La modélisation du Transfert Radiatif à des fins climatiques : une nouvelle approche fondée sur les réseaux de neurones artificiels*. PhD thesis, Université PARIS VII, 1998.
- [CS85] A. CHEDIN and N. A. SCOTT. The improved initialization inversion method : A high resolution physical method for temperature retrievals from satellites of the tiros-n series. *Journal of climate and applied meteorology*, 24 :128–143, 1985.
- [CYB89] G. CYBENKO. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2(4) :303–314, 1989.
- [D.98] RODGERS C. D. Information content and optimisation of high spectral resolution remote measurements. *Advances in Space Research*, 21(3) :361–367, 1998.
- [DEL03] J. M. DELVIT. *Evaluation de la résolution d'un instrument optique par une méthode neuronale. Application à une image quelconque de télédétection*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace, 2003.
- [ea99] PALUCONI et al. An atmospheric correction method for aster thermal radiometry over land. Technical report, ASTER standard data product, 1999.
- [EM93] J. ESCOBAR-MUNOZ. *Bases de données pour la restitution de paramètres atmosphériques à l'échelle globale. Etude sur l'Inversion par Réseaux de Neurones des Données des Sondeurs verticaux atmosphériques satellitaires présents et à venir*. PhD thesis, Université Paris VII, 1993.
- [EYR91] J. R. EYRE. Inversion methods for satellite sounding data. Technical report, ECMWF, Training courses, 1991.
- [FOX02] M. FOX. Atmospheric parametrization for model-based thermal infrared atmospheric correction of spectral imagery. In *Proceedings of SPIE*, volume 48-16, 2002.
- [FSSG06] P. FOURNIER, T. SMITHSON, and D. ST-GERMAIN. Airis the canadian hyperspectral imager. In *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 2006.
- [FUN89] K. FUNAHASHI. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks*, 2(3) :183–192, 1989.
- [GBD92] S. GEMAN, E. BIENENSTOCK, and R. DOURSAT. Neural networks and the bias/variance dilemma. *Neural Computation*, 4(1) :1–58, 1992.
- [GBS02] B. A. GORIN, R. C. BLOSSER, and J. SWEET. New method to optimize atmospheric correction for hyperspectral thermal imaging. *Optical Engineering*, 41(9) :2088–2097, 2002.
- [GCR95] R. O. GREEN, J. E. CONEL, and D. A. ROBERTS. Measurements of atmospheric water vapor, leaf liquid water and reflectance with aviris in the boreal ecosystem-atmosphere study :initial results. In *Summaries of the 5th Annual JPL Airborne Earth Science Workshop*, 1995.
- [GGKP00] D. GU, A. R. GILLESPIE, A. B. KAHLE, and F. D. PALLUCONI. Autonomous atmospheric compensation high resolution hyperspectral thermal infrared remote-sensing imagery. *IEEE Transaction on Remote Sensing*, 38 :2557–2570, 2000.
- [GOE31] K. GOEDEL. Ueber formal unentscheidbare saetze der principa mathematica und verwandter systeme i. *Monatshefte fuer Mathematik und Physik*, 38 :173–198, 1931.

- [GRC96] R. O. GREEN, D. A. ROBERTS, and J. E. CONEL. Characterization and compensation of the atmosphere for the inversion of aviris calibrated radiance to apparent surface reflectance. *Summaries of the Sixth Annual JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 96-4, AVIRIS Workshop*, 1 :135–146, March 1996.
- [GRM⁺98] A. GILLESPIE, S. ROKUGAWA, T. MATSUNAGA, J. S. COTHERN, S. HOOK, and A. KAHLE. A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (aster) images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4), 1998.
- [HB00] E. D. HERNANDEZ-BAQUERO. *Characterization of the Earth Surface Atmosphere from multispectral and hyperspectral Thermal Imagery*. PhD thesis, Rochester Institute of Technology, 2000.
- [HES98] T. HESKES. Bias/variance decomposition for likelihood-based estimators. *Neural Computation*, 10 :1425–1433, 1998.
- [HOT36] H. HOTELLING. Relations between two sets of variables. *Biometrika*, 28 :321–377, 1936.
- [HUN68] G. R. HUNT. The behavior of spectral features in the infrared emission from particulate surfaces of various grain sizes. *Journal of Geophysical Research*, 73 :6039–6046, 1968.
- [JAC99] F. JACOB. *Utilisation de la télédétection courtes longueurs d’onde et infrarouge thermique à haute résolution spatiale pour l’estimation des flux d’énergie à l’échelle de la parcelle agricole*. PhD thesis, Université Toulouse 3, 1999.
- [JAC04] F. et al. JACOB. Comparison of stand-surface emissivity and radiometric temperature derived from modis and aster sensors. *Remote sensing of environment*, pages 137–152, 2004.
- [JAC05] J. JACQUES. *Contribution à l’analyse de sensibilité et à l’analyse discriminante généralisée*. PhD thesis, Université Joseph Fourier - Grenoble 1, 2005.
- [KA92] A. B. KAHLE and R. E. ALLEY. Separation of temperature and emittance in remotely sensed radiance measurements. *Remote Sensing of Environment*, 42 :107–111, 1992.
- [KAN04] K. KANANI. Séparation émissivité-température par mesures de terrain hyperspectrales infrarouges. Technical report, ONERA Département d’Optique Théorique et Appliquée, 2004.
- [KAN05] K. KANANI. *Utilisation de la très haute résolution spectrale pour la mesure en environnement extérieur de l’émissivité de surface dans la bande infrarouge*. PhD thesis, Université Louis Pasteur Strasbourg I, 2005.
- [KAP59] L. D. KAPLAN. Inference of atmospheric structure from remote radiation measurements. *Journal of the Optical Society of America*, 49(10) :1004–1007, 1959.
- [KH93] P. S. KEALY and S. J. HOOK. Separating temperature and emissivity in thermal infrared multispectral scanner data : Implications for recovering land surface temperature. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31(6) :1155–1164, 1993.
- [KHK⁺02] L. KIRKLAND, K. HERR, E. KEIM, P. ADAMS, J. SALISBURY, J. HACKWELL, and A. TREIMAN. First use of an airborne thermal infrared hyperspectral scanner for compositional mapping. *Remote Sensing of Environment*, 80 :447–459, 2002.

- [KMS80] A. B. KAHLE, D. P. MADURA, and J. M. SOHA. Middle infrared multispectral aircraft scanner data : Analysis for geological applications. *Applied Optics*, 19(14) :2279–2290, 1980.
- [KNU04] B. KNUTESON. Ir land surface emissivity validation. In *AIRS science team meeting*, 2004.
- [LACP06] S. LESAGE, V. ACHARD, A. CHEDIN, and L. POUTIER. Atmospheric correction of airborne infrared hyperspectral images using neural networks. In *Proceedings of SPIE Europe Remote Sensing*, 2006.
- [LB93] Z. L. LI and F. BECKER. Feasibility of land surface temperature and emissivity determination from avhrr data. *Remote Sensing of Environment*, 43 :67–85, 1993.
- [LBSW99] Z. L. LI, F. BECKER, M. P. STOLL, and Z. WAN. Evaluation of six methods for extracting relative emissivity spectra from thermal infrared images. *Remote Sensing of Environment*, 69 :197–214, 1999.
- [LH99] J. LI and H. HUANG. Retrieval of atmospheric profiles from satellite sounder measurements by use of the discrepancy principle. *Applied Optics*, 38(6) :916–923, 1999.
- [LIA98] S. LIANG. A new algorithm for retrieving land surface temperature and emissivity and applications to airborne hyperspectral sebas data. *IEEE, Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings*, 1 :550–552, 1998.
- [LIA01] S. LIANG. An optimization algorithm for separating land surface temperature and emissivity from multispectral thermal infrared imagery. *IEEE, Transaction on geoscience and remote sensing*, 39 :264–274, 2001.
- [LM03] M. LENNON and G. MERCIER. Noise-adjusted non orthogonal linear projections for hyperspectral data analysis. *IEEE*, 2003.
- [MON99] G. MONARI. *Sélection de modèles non linéaires par leave-one-out : Etude théorique et application des réseaux de neurones au procédé de soudage par points*. PhD thesis, Université Paris 6, November 1999.
- [MSJG02] W. P. MENZEL, S. W. SEEMANN, LI J., and L. E. GUMLEY. Modis atmospheric profile retrieval algorithm theoretical basis document. Technical report, University of Wisconsin-Madison, 2002.
- [PCSS04] E. PEQUIGNOT, A. CHEDIN, S. SERRAR, and N. A. SCOTT. Simultaneous determination of continental surface emissivity and temperature from noaa 10/hirs observations : analysis of seasonal variations. *Journal of geophysical research*, 109, 2004.
- [PEC95] G. E. PECKHAM. The vertical resolution of satellite borne radiometers for atmospheric measurements. *International journal of remote sensing*, 16, 1995.
- [PG89] T. POGGIO and F. GIROSI. A theory of networks for approximation and learning. *M. I. T. Artificial Intelligent Laboratory and Whitaker College Center for Biological Information Processing*, A. I. Memo No. 1140, 1989.
- [PM43] W. PITTS and W. S. MCCULLOCH. A local calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 1943.
- [PM00] Y. PLOKHENKO and W. P. MENZEL. The effects of surface reflection on estimating the vertical temperature-humidity distribution from spectral infrared measurements. *Journal of applied meteorology*, 39, 2000.
- [PML⁺] L. POUTIER, C. MIESCH, C. LENOT, V. ACHARD, and Y. BOUCHER. Co-manche and cochise : two reciprocal atmospheric codes for hyperspectral remote

- sensing. Technical report, ONERA / Département d'Optique Théorique et Appliquée.
- [RC98] M. S. RAMSEY and P. R. Christensen. Mineral abundance determination quantitative deconvolution of thermal emission spectra. *Journal of Geophysical Research*, 103 :577–597, 1998.
- [ROJ96] R. ROJAS. *Neural Network, a systematic introduction*. Springer, 1996.
- [SC71] N. A. SCOTT and A. CHEDIN. A least squares procedure applied to the determination of atmospheric temperature profiles from outgoing radiances. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 11 :405–420, 1971.
- [SD92a] J. W. SALISBURY and D. M. D'ARIA. Emissivity of terrestrial materials in the 8-14 μm atmospheric window. *Remote sensing environment*, 42 :83–106, 1992.
- [SD92b] J. W. SALISBURY and D. M. D'ARIA. Infrared (8-14 μm) remote sensing of soil particle size. *Remote sensing environment*, 42 :157–165, 1992.
- [SD94] J. W. SALISBURY and D. M. D'ARIA. Emissivity of terrestrial materials in the 3-5 μm atmospheric window. *Remote sensing environment*, 47 :345–361, 1994.
- [SDW94] J. W. SALISBURY, D. M. D'ARIA, and A. WALD. Measurements of thermal infrared spectral reflectance of frost, snow and ice. *Journal of Geophysical Research*, 99 :24,235–24,240, 1994.
- [SL04] S. S. SHEN and P. E. LEWIS. Algorithms and technologies for multispectral, hyperspectral, and ultraspectral imagery x. In *Proceedings of SPIE*, 2004.
- [SMI70] W. L. SMITH. Iterative solution of the radiative transfer equation for the temperature and absorbing gas profile of an atmosphere. *Applied Optics*, 9(9) :1993–1999, 1970.
- [SOB94] J. A. et al. SOBRINO. Improvements in the split-window technique for land surface temperature determination. *IEEE transaction on geoscience and remote sensing*, 32 :243–253, 1994.
- [SWD94] J. W. SALISBURY, A. WALD, and D. M. D'ARIA. Thermal-infrared remote sensing and kirchoff's law 1. laboratory measurements. *Journal of Geophysical Research*, 99 :11,897–11,911, 1994.
- [SZ01] W. L. SMITH and D. K. et al. ZHOU. Hyperspectral remote sensing of atmospheric profiles from satellites and aircraft. In *Proceedings of SPIE*, editor, *Hyperspectral Remote Sensing of the Land and Atmosphere*, volume 4151, 2001.
- [TS08] J. P. TAYLOR and W. L. et al. SMITH. Equate an international experiment for hyperspectral atmospheric sounding validation. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 89(2) :203–218, 2008.
- [V.05] FERREIRA V. *Inversion des spectres infrarouges en émission thermique de la basse atmosphère terrestre enregistrés sous ballon par transformée de Fourier en visée au nadir : préparation de la mission spatiale IASI*. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie Paris VI, 2005.
- [VCT03] R. G. VAUGHAN, W. M. CALVIN, and J. V. TARANIK. Sebas hyperspectral thermal infrared data : Surface emissivity measurement and mineral mapping. *Remote Sensing of Environment*, 85 :48–63, 2003.
- [WAN78] J. Y. WANG. Temperature effects on the atmospheric transmission function in the 15 μm region. *Optics Letters*, pages 169–171, 1978.

- [WAT92a] K. WATSON. Spectral ration method for measuring emissivity. *Remote Sensing of Environment*, 42 :113–116, 1992.
- [WAT92b] K. WATSON. Two-temperature method for measuring emissivity. *Remote Sensing of Environment*, 42 :117–121, 1992.
- [WD90] Z. WAN and J. DOZIER. Effects of the atmosphere and surface emissivity on the thermal infrared spectral signature measured from modis-n. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1990.
- [WD94] Z. WAN and J. DOZIER. Spectral emissivity measurements of land-surface materials and relative radiative transfer simulations. *Advanced Space Research*, 14(3) :91–94, 1994.
- [WD96] Z. WAN and J. DOZIER. A viewing angle dependant split-window method for retrieving land-surface temperatures from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34 :1177–1179, 1996.
- [WL97] Z. WAN and Z. L. LI. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from eos/modis data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35 :980–996, 1997.
- [WLW01] E. M. WINTER, P. G. LUCEY, and M. E. WINTER. The analysis of data from a therman infrared hyperspectral instrument. In Proceedings of SPIE, editor, *Hyperspectral Remote Sensing of the Land and Atmosphere*, volume 4151, 2001.
- [WSZ96] Z. WAN, W. SNYDER, and Y. ZHANG. Validation of land-surface temperature retrieval from space. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 2095–2097, 1996.
- [WZWL01] Z. WAN, Y. ZHANG, R. WANG, and Z. L. LI. Early land-surface temperature product retrieved from modis data. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2001.
- [YJH02] S. J. YOUNG, B. R. JOHNSON, and J. A. HACKWELL. An in-scene method for atmospheric compensation of thermal hyperspectral data. *Journal of Geophysical Research*, 107 :14.1–14.20, 2002.
- [ZEL] A. et al. ZELL. Stuttgart neural network simulator. Technical report, Universität de TÜBINGEN.