Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Université des Sciences et Technologies de Lille

THÈSE

pour obtenir le grade de :

Docteur de l'Université de Lille I

Spécialité :

Lasers, Molécules, Rayonnement Atmosphérique

soutenue le 7 mars 2007 par

M. Nicolas HUNEEUS

Titre :

Assimilation variationnelle d'observations satellitaires dans un modèle atmosphérique d'aérosols.

JURY

M. Didier Tanré	Président
M. Jacques Pelon	Rapporteur
M. Jean-Noël Thépaut	Rapporteur
M. Vincent Cassé	Examinateur
M. Frederic Chevallier	Examinateur
M. Oleg Dubovik	Examinateur
M. Olivier Boucher	Directeur de thèse

Laboratoire d'Optique Atmosphérique
U.F.R de Physique Fondamentale
Université des Sciences et Technologies de Lille
59655 Villeneuve d'Ascq
France

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Mes remerciements chaleureux à tous ceux qui m'ont aidé de manière directe ou indirecte pendant ma thèse.

Tout d'abord, je remercie Olivier Boucher pour le sujet de thèse, pour avoir continue un encadrement à distance à la fois efficace et disponible et pour tout la confiance qu'il m'a accordé. Merci beaucoup à toute la famille Boucher pour m'avoir accueilli chez elle.

Mes remerciements à Didier Tanré de m'avoir accueilli au Laboratoire d'Optique Atmosphérique et d'avoir accepté d'examiner mon travail de thèse.

Anne Priem, pour son aide dans mon processus d'insertion et d'adaptation et pour tout son aide précieuse tout au long de ma thèse.

Jacques Pelon et Jean-Noël Thépaut pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce travail.

Vincent Cassé, Oleg Dubovik et Frederic Chevallier pour avoir accepté d'examiner cette thèse. Particulièrement à Frederic pour son aide dans l'assimilation variationnelle et sa patience lors de mes multiples questions.

Mes remerciements vont également à tous ceux qui, au Laboratoire d'Optique Atmosphérique, m'ont aidé sur mon travail et m'ont permis de me sentir comme chez moi. Notamment à Benoit et Meloë pour leur amitié durant toutes ces années.

Finalement, mes remerciements vont à ma famille pour le soutien qu'ils m'ont toujours apporté.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

2.4.2 Observations . . . 55
2.4.3 Matrices de covariance d'erreurs . . . 56
2.4.4 Outil d'inversion de matrice . . . 58

3 Premiers tests du schéma d'inversion 59
3.1 Inversion des données radiométriques . . . 62
3.2 Inversion des mesures Lidar . . . 62
3.3 Inversion conjointe des données lidar et radiométrique . . . 65
3.4 Inversion conjointe des données lidar et radiométrique avec inclusion de bruit . . . 70
3.5 Inclusion de la fonction phase dans l'inversion . . . 70
3.6 Inversion à plusieurs longueurs d'onde et deux mode d'aérosols . . . 73
3.7 Inversion en contraignant la solution avec des modèles d'aérosols . . . 77
3.8 Inversion en considérant une combinaison de modèles d'aérosols comme solution possible . . . 80
3.9 Conclusions . . . 84

4 Inversion de la luminance et du signal lidar avec le modèle simplifié 87
4.1 One-dimensional variational retrieval of aerosol extinction coefficient from synthetic LIDAR and radiometric measurements . . . 88
4.1.1 Abstract . . . 88
4.1.2 Introduction . . . 89
4.1.3 Methodology . . . 90
4.1.4 Simplified model and its adjoint . . . 91
4.1.5 Results . . . 96
4.1.6 Conclusions . . . 99
4.1.7 Acknowledgments . . . 100
4.1.8 References . . . 101
4.1.9 Analyse des impacts des sources d'erreurs sur l'inversion . . . 113
4.2 Obtention du coefficient d'extinction et du rayon pour les deux modes . . . 114
4.2.1 Inversion simple du signal lidar et luminance . . . 118
4.2.2 Analyse de l'adjoint . . . 129
4.2.3 Inversion simple du signal lidar et luminance en considérant l'inclusion de bruit . . . 135
4.3 Inversion en définissant l'ébauche à partir du signal lidar . . . 139
4.3.1 Inversion en considérant une plus grande résolution dans les observations . . . 141
4.3.2 Inversion en considérant une plus grande résolution dans les observations et inclusion de bruit . . . 145
4.4 Conclusions . . . 147

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Table des matières

1 Introduction **11**
1.1 Intérêt scientifique . . . 11
1.1.1 Généralités sur les aérosols . . . 11
1.1.2 Effet climatique des aérosols . . . 13
1.1.3 Distribution verticale et en taille . . . 14
1.1.4 Modélisation des aérosols . . . 16
1.1.5 Télédétection des aérosols . . . 17
1.2 A-Train . . . 18
1.2.1 Concept de la mission . . . 18
1.2.2 CALIOP . . . 19
1.2.3 MODIS . . . 20
1.3 Assimilation variationnelle . . . 20
1.3.1 Qu'est-ce l'assimilation variationnelle ? . . . 21
1.3.2 Applications possibles d'un adjoint . . . 24
1.4 Plan de cette thèse . . . 25

2 Description des outils utilisés dans la thèse **27**
2.1 Modèles de transfert radiatif . . . 27
2.1.1 Modèle simplifié . . . 28
2.1.2 Seconde simulation du signal satellite dans le spectre solaire (6S) . . . 29
2.1.3 Signal Lidar . . . 35
2.2 Introduction aux outils de minimisation . . . 35
2.2.1 Module M1QN3 . . . 36
2.2.2 Module L-BFGS-B . . . 37
2.2.3 Préconditionnement . . . 39
2.3 Différentiation automatique . . . 40
2.3.1 Différentes façons d'obtenir le gradient d'une fonction . . . 40
2.3.2 Sensibilité du signal lidar . . . 42
2.3.3 Différentes façons d'obtenir un tangent linéaire et un adjoint . . . 43
2.3.4 TAPENADE : une courte description . . . 47
2.4 Description du schéma d'assimilation . . . 52
2.4.1 Calcul de la fonction coût et du gradient . . . 53

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

5 Inversion complète avec 6S et signal Lidar 151
5.1 Adaptations introduites dans 6S . . . 151
5.2 La campagne de mesure French . . . 153
5.2.1 Description des mesures . . . 155
5.2.2 Bref description des épisodes de transport . . . 155
5.2.3 Nature des données du coefficient de rétrodiffusion de la campagne FRENCH . . . 157
5.3 L'inversion de données French . . . 158
5.4 Résultats de l'inversion . . . 161
5.5 Conclusions . . . 166

6 Inversion des sources d'aérosols par l'assimilation variationnelle 169
6.1 Caractéristiques principales du modèle de circulation générale LMDZ . . . 170
6.1.1 Emission et chimie des composés soufrés . . . 170
6.1.2 Emissions de sels marins . . . 171
6.1.3 Emissions de poussières désertiques . . . 172
6.1.4 Sources d'aérosols carbonés . . . 172
6.1.5 Dépôt sec et humide . . . 173
6.1.6 Sédimentation . . . 175
6.1.7 Propriétés optiques des aérosols . . . 175
6.2 Description des simplifications introduites dans LMDZ . . . 177
6.3 Validation du modèle simplifié SPLA . . . 181
6.3.1 Validation de modèle simplifié avec le modèle original . . . 182
6.3.2 Comparaison de SPLA aux observations de surface . . . 187
6.3.3 Validation de SPLA avec mesures AERONET . . . 188
6.4 Description du schéma d'assimilation . . . 189
6.5 Sensibilité de l'analyse . . . 192
6.6 Résultats préliminaires sur l'intensité de sources . . . 194
6.7 Conclusions . . . 197

7 Conclusion générale et perspectives 201

A Article publié pendant la thèse 207

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Résumé

Les aérosols sont responsables d'une des plus grandes sources dans la compréhension et la prédiction du changement climatique. Les incertitudes associées aux aérosols sont notamment liées à la distribution verticale des aérosols, leur distribution de taille et l'intensité de leurs émissions. Cette thèse étudie la contribution des approches variationnelles pour la réduction des incertitudes mentionnées ci-dessus.

La distribution verticale des aérosols et leur répartition entre particules fines et grossières sont des facteurs importants pour calculer l'impact radiatif des aérosols. La distribution verticale du carbone suie peut perturber le profil de température et changer ainsi la circulation régionale et le cycle hydrologique. Les différences dans la distribution verticale des aérosols de sulfate parmi les modèles expliquent une partie de la diversité dans le forçage radiatif des sulfates présente dans la littérature. Une grande concentration de particules fines peut réduire la taille des gouttelettes des nuages, augmenter la réflectivité des nuages et réduire la précipitation tandis que les particules du mode grossier peuvent contrecarrer certains de ces effets en favorisant la précipitation et en nettoyant ainsi l'atmosphère des particules fines. Le lidar CALIOP (Cloud and Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization) à bord du satellite CALIPSO (Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations) et le radiomètre MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) à bord du satellite Aqua fournissent des mesures simultanées grâce à leur position dans l'A-train. Les mesures lidar et radiométriques simultanées produisent des ensembles de données qui peuvent être employés pour combiner l'information sur la distribution verticale des aérosols fournie par CALIOP et l'information détaillée de MODIS sur la taille des aérosols. Nous étudions dans quelle mesure la distribution verticale du coefficient d'extinction d'aérosol et la distribution bimodale de taille d'aérosol peuvent être inversées à partir d'une utilisation synergétique du signal lidar et des mesures spectrales de réflectance. A cet effet, un schéma variationnelle d'inversion a été développé qui est basé, dans un premier temps, sur un modèle de transfert radiatif simplifié. Notre méthode vise à minimiser une fonction coût qui mesure l'écart de la solution aux observations. La méthode de l'adjoint a été appliquée pour trouver le gradient de la fonction coût par rapport aux paramètres d'entrée. Les résultats pour des données synthétiques et avec un niveau de bruit réaliste montrent la sensibilité de la performance de l'inversion au mode d'aérosol prédominant. Quand des perturbations sur les propriétés microphysiques des aérosols sont introduites, simulant ainsi un cas plus intéressant avec une information incomplète du modèle d'aérosol présent dans l'atmosphère, le schéma montre une très bonne performance en termes de restitution du coefficient d'extinction total mais moins de succès pour les modes pris individuellement. Les résultats indiquent également qu'il y a une marge pour l'amélioration de la qualité de l'inversion, soit par l'augmentation du nombre de modèles d'aérosols considéré ou soit en incluant d'autres sources d'information indépendantes telles que des mesures de type POLDER. Nous avons alors basé le schéma d'inversion sur le modèle de transfert radiatif plus détaillé 6S. Celui-ci simule les multiples interactions entre les aérosols et le rayonnement solaire, ainsi que la dispersion moléculaire et l'absorption gazeuse. Cette configuration a été appliquée aux mesures prises pendant

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

la campagne de mesures FRENCH au-dessus de la mer méditerranéenne. Les résultats obtenus sont conformes à une inversion indépendante précédemment réalisée en utilisant les mêmes données.

Finalement, les incertitudes dans les émissions d'aérosol ont comme conséquence une large gamme d'incertitudes dans leur impact climatique. Pour étudier celles-ci, nous avons développé un modèle simplifié de transport basé sur le modèle de circulation générale LMDZ. Le modèle simplifié simule les variations temporelles et les distributions spatiales en termes de colonnes d'aérosol lors de la comparaison au modèle original et aux données AERONET. Nous avons développé l'adjoint du modèle simplifié et avons introduit ces deux modèles dans un schéma d'assimilation préexistant et précédemment appliqué à l'évaluation des sources et puits de dioxyde de carbone. Les résultats préliminaires montrent que les flux d'émission d'aérosols peuvent être estimés par cette méthode d'assimilation variationnelle et confirment les biais précédemment connus de LMDZ.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Abstract

Aerosols correspond to one of the main source of uncertainty when trying to determine climate change. Some of these uncertainties are associated with the uncertainty in the vertical distribution of aerosols, their size distribution and the intensity of the emissions. This thesis studies the contribution of variational approaches to the reduction of the above-mentioned uncertainties.

The vertical distribution of aerosols and their repartition between fine and coarse particles are important factors when calculating their radiative impact. Vertical distribution of black carbon may perturb the temperature profile and thus alter regional circulation and the hydrological cycle. Differences in the vertical distribution of sulphate aerosols among models explain to some degree the diversity in sulphate radiative forcing presented in the literature. Large concentrations of fine-mode particles can reduce cloud droplet size, increase cloud reflectance and reduce precipitation whereas coarse-mode particles can counteract some of these effects by allowing precipitation and cleaning the atmosphere of fine particles. The Cloud and Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization (CALIOP) [onboard the Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations (CALIPSO) platform] and the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) instrument (onboard the AQUA platform) provide simultaneous measurements as part of the 'A-train'. The simultaneous lidar and radiometric measurements will generate datasets that can be used to combine information on the vertical distribution of aerosols from CALIOP and the detailed size information from MODIS. We investigate to which extent both the vertical distribution of the aerosol extinction coefficient and the aerosol bimodal size distribution can be retrieved from a synergetic use of the vertically-resolved lidar signal and the spectral radiance measurements. To this effect a variational retrieval scheme based, at first, on a simplified radiative transfer model was developed. Our method aims at minimizing a cost function which measures the departure of the solution to the observations. The adjoint method was applied to find the gradient of the cost function with respect to the input parameters. Results when using synthetic data under a realistic noise level show sensitivity in the performance of the retrieval to the predominating aerosol mode. When perturbations on the aerosol microphysical properties are introduced, thus simulating a more challenging case with incomplete information of the aerosol model present in the atmosphere, the scheme shows a very good performance in terms of total extinction coefficient retrieval but less success for individual modes. Results also reveal that there is some prospect for improvement in the quality of the retrieval by, either increasing the size of the predefined set of aerosol models or by including other sources of independent information such as POLDER-like measurements. We then based the retrieval scheme on the more detailed radiative transfer model 6S. It simulates the multiple interactions between aerosols and solar radiation, as well as the molecular scattering and gaseous absorption. This configuration was applied to measurements taken during the FRENCH field campaign over the Mediterranean Sea. The results obtained are consistent with a previous independent retrieval conducted using the same data.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Finally, the uncertainties in aerosol emission result in a wide range of uncertainties for their climate impact. In order to address this, we developed a simplified transport model based on the general circulation model known as LMDZ. The simplified model simulates the temporal variations and spatial distributions in terms of aerosol burden when compared to the original model and AERONET data. We developed the adjoint of the simplified model and introduced these two models into a pre-existing assimilation scheme previously applied to the estimation of sources and sinks of carbon dioxide. Preliminary results show that the aerosol emission flux can be estimated through variational assimilation and confirm previously known biases of LMDZ.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Chapitre 1

Introduction

1.1 Intérêt scientifique

Le changement climatique est devenu une préoccupation croissante ces dernières années, non seulement pour des décideurs politiques mais également pour le grand public. En raison de l'impact important des aérosols dans le changement climatique, des grands efforts ont été consacrés à l'étude et la compréhension de leurs interactions dans le système climatique de la planète. Ces efforts incluent, entre d'autres, des campagnes intensives qui caractérisent les propriétés chimiques et physiques d'une région donnée, des mesures continues de leur distribution spatiale et temporelle et de certaines de leurs propriétés physiques. Finalement, des efforts internationaux et interdisciplinaires dans la modélisation et la simulation qui ont comme but une meilleure représentation des processus concernant les aérosols et l'évaluation de leur impact sur le climat global.

Ces études cherchent à réduire les incertitudes des aérosols sur le bilan radiatif de la planète. Les aérosols correspondent à une des plus grandes sources des incertitudes dans la problématique du changement climatique (Figure 1.1) (IPCC, 2001). Malgré les efforts mentionnés ci-dessus, un grand nombre d'incertitudes demeurent. Certaines de ces incertitudes sont liées aux incertitudes dans la distribution verticale de l'aérosol, la distribution en taille et l'intensité des sources d'émission.

Dans ce chapitre d'introduction, nous présentons le rôle des aérosols dans le climat global et certaines des difficultés pour déterminer les incertitudes en estimant l'impact des aérosols sur le climat. Nous finirons ce chapitre en présentant les objectifs de la thèse et une description de la structure générale de ce travail.

1.1.1 Généralités sur les aérosols

Les aérosols sont par définition des particules solides ou liquides en suspension dans l'air. On exclut de cette définition les gouttes de pluie et gouttelettes de nuages et aussi les cristaux de glace. Ceux-ci sont généralement définis par le terme "hydrométéores".

Les aérosols peuvent être émis directement dans l'atmosphère comme particules

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

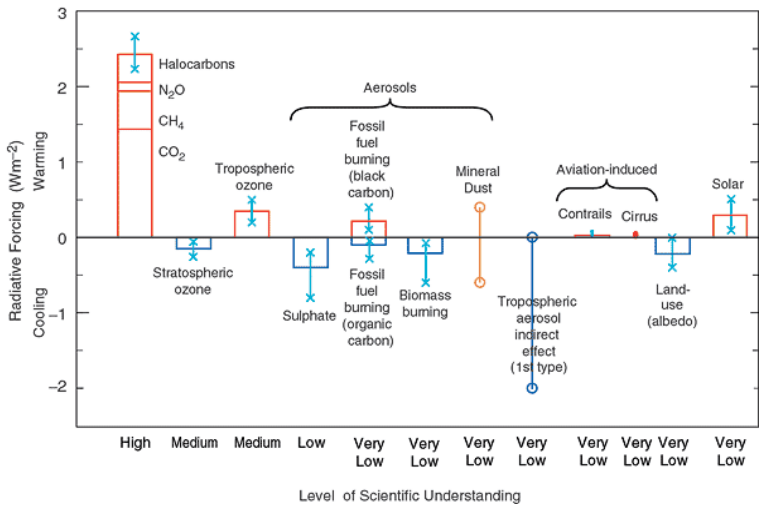


FIG. 1.1 – *Forçages radiatifs des gaz à effet de serre et des aérosols, moyennés sur l'année et sur le globe, en* Wm^{-2}. *Les barres rectangulaires représentent des estimations des contributions de différents forçages radiatif, certains ont un effet chauffant et d'autres de refroidissement. La ligne verticale indique un intervalle des estimations, guidé par le grand nombre de valeurs du forçage publiées et de sa compréhension physique. Une ligne verticale sans barre rectangulaire dénote le forçage pour le quel aucune meilleure évaluation ne peut être donnée dû à de grandes incertitudes. Le niveau de compréhension scientifique pour chaque forçage est également présenté. Figure prise de IPCC (2001).*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

(aérosols primaires) ou bien peuvent se former dans l'atmosphère grâce à des processus de conversion de gaz en particules ou par l'oxydation en phase aqueuse (aérosols secondaires) (Seinfeld et Pandis, 1998). Parmi les aérosols primaires, on trouve par exemple les aérosols de sel marin ou les poussières désertiques. On peut citer comme exemple d'aérosol secondaire les aérosols de sulfates qui se forment à partir du sulfure de diméthyle (DMS) émis par le phytoplancton marin et du dioxyde de soufre (SO_2) emis par les volcans et par la combustion des combustibles fossiles (Haywood et Boucher, 2000). La taille et la composition des aérosols peuvent varier du fait de la condensation ou de l'évaporation de composés volatils, la coagulation avec d'autres particules, les réactions chimiques ou par l'activation pour former des gouttes de nuages (Seinfeld et Pandis, 1998). Le mélange entre particules peut être externe (chaque particule contient une espèce d'aérosol différent) ou interne (chaque particule contient une combinaison de différentes espèces d'aérosols) (Haywood et Boucher, 2000).

Ils peuvent être retirés de l'atmosphère soit par l'impact des particules sur la surface (dépôt sec) soit par son incorporation dans des gouttelettes de nuage pendant la formation de pluie (dépôt humide). A la différence des gaz à effet de serre qui ont un temps de résidence jusqu'à un siècle ou plus et ont une distribution globale relativement uniforme (sauf O_3), les aérosols ont un temps de résidence inférieure à une semaine dans la troposphère et par conséquent une distribution non uniforme avec des maxima dans le voisinage des régions sources (Ramanathan et al., 2001).

Les processus d'émission peuvent être naturels ou anthropiques. Parmi les premiers, on trouve, pour ne nommer que certaines sources, les émissions volcaniques, les émissions de sel marin et de poussières désertiques. Parmi les sources anthropiques, on trouve la combustion de la biomasse et des combustibles fossiles. Les aérosols peuvent être groupés de manière générale dans quatre catégories, qui sont les aérosols de sulfates, les aérosols carbonés qui incluent le carbone suie (BC) et le carbone organique (OC), les poussières désertiques et le sel marin plus composés minoritaires.

1.1.2 Effet climatique des aérosols

Les aérosols constituent un composant important du système terre/océan/atmosphère. Ils introduisent une perturbation dans le bilan énergétique du système par leur interaction avec le rayonnement solaire et thermique. La diffusion du rayonnement solaire par les aérosols augmente le rayonnement réfléchi vers l'espace, et donc augmente l'albédo planétaire et refroidit le système du climat. Cet effet est connu comme l'effet direct (Charlson et al., 1992). Ensuite, l'absorption du rayonnement solaire et thermique change le taux de chauffage atmosphérique. Ceci peut changer la structure verticale de la température de l'atmosphère qui peut à son tour affecter la formation des nuages (Ackerman et al., 2000). Ceci est connu sous le nom d'effet semi-direct. Finalement, les aérosols ont un effet indirect sur le climat en agissant en tant que noyaux de condensation de nuage. Une augmentation de la concentration en aérosol, avec une teneur en eau liquide constante, se traduit par des gouttelettes de nuage plus petites et plus nombreuses, ce qui produit une

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

augmentation de l'albédo de nuage (premier effet indirect) (Twomey, 1974). La réduction de la taille des gouttelettes de nuage joue sur l'efficacité de précipitation des nuages et peut augmenter la durée de vie des nuages et donc l'albédo planétaire (deuxième effet indirect).

Beaucoup d'efforts ont été mis sur l'estimation de l'impact radiatif des aérosols. Toutefois des grandes incertitudes existent encore en raison de la connaissance incomplète de la distribution géographique et temporelle des aérosols, leurs propriétés physiques et chimique et leurs interactions avec les nuages. L'amélioration des bases de données et des possibilités de mesure ont modifié notre approche pour estimer l'impact des aérosols sur le climat. On passe d'une approche basée en grande partie sur les modèles à une approche de plus en plus basée sur les mesures (Bates et al., 2006 ; Yu et al., 2006) ou sur une combinaison de mesures et de modèles (Yu et al., 2006). C'est en particulier le cas pour l'évaluation du forçage radiatif direct. Bellouin et al. (2005) ont estimé la moyenne globale et annuelle (par ciel clair) du forçage radiatif direct anthropogénique au sommet de l'atmosphère à -1.9 Wm^{-2} avec une erreur d'écart type de $\pm$ 0.3 Wm^{-2}. Cette évaluation est plus grande que l'évaluation donnée par l'IPCC (2001) et qui reposait quasi-entièrement sur les modèles. Chung et al. (2005) ont estimé l'effet radiatif direct global des aérosols anthropiques en ciel nuageux en combinant des modèles et des observations. Ils obtiennent un forçage direct en moyenne global et annuel de -0.35 Wm^{-2} au sommet de l'atmosphère. En ce qui concerne l'effet indirect, des observations satellitaires et des observations in-situ ont été employées pour mettre en evidence le premier effet indirect (par exemple Bréon et al., 2002 ; Penner et al., 2004) mais sa quantification reste très incertaine à l'échelle globale. De même, le deuxième effet indirect reste difficile à estimer à partir des observations seulement. La couverture nuageuse, le contenu en eau liquide et l'épaisseur des nuages sont non seulement affectés par l'impact des aérosols sur la microphysique mais également par la thermodynamique et la dynamique à grande échelle et à l'échelle des nuages (IPCC, 2001 ; Penner et al., 2006).

1.1.3 Distribution verticale et en taille

La distribution verticale et la distribution en taille des aérosols sont des facteurs importants dans le calcul de leur impact radiatif. La taille des particules a un rôle primordial pour déterminer la capacité d'un aérosol à servir de noyau de condensation nuageux contrairement au rôle secondaire de la composition chimique (Dusek et al., 2006). En outre, les aérosols peuvent avoir des impacts opposés sur les propriétés des nuage selon leur taille. Les particules fines peuvent réduire la taille des gouttelettes d'eau nuageuse, augmenter la réflectivité de nuage et réduire les précipitations (Rosenfeld, 2000), tandis que les particules du mode grossier peuvent contrecarrer certains de ces effets en favorisant la précipitation et en nettoyant l'atmosphère des particules fines (Rosenfeld et al., 2002).

Les tailles typiques d'aérosols s'étendent de 1 nm jusqu'à 10 μm (Haywood et Boucher, 2000). Dans cette gamme, la distribution de taille peut être représentée comme une

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

superposition de modes plus ou moins distinguables : mode de nucléation pour particules avec un diamètre (D_p) plus petit que 0.01 μm, mode d'Aitken avec D_p entre 0.01 et 0.1 μm, mode d'accumulation avec $0.1 < D_p < 1$ μm et finalement le mode grossier avec des particules de diamètre $D_p > 1$ μm. Cependant, pour l'évaluation de l'impact des aérosols anthropiques sur le climat, il est plus utile de représenter la taille des aérosols par deux modes, à savoir mode fin et grossier. D'abord, non seulement les modes de nucléation et d'Aitken ont un temps de résidence plus petit que celui du mode d'accumulation, mais ils sont aussi moins efficaces à diffuser la lumière grâce à leur plus petite efficacité d'extinction massique. Ensuite, la composition chimique qui permet de distinguer aérosols anthropiques et naturels ne peut pas être mesurée actuellement à partir de l'espace. Les instruments satellitaires, cependant, peuvent distinguer entre aérosols fins et grossiers au-dessus des océans (Kaufman et al., 2005). Finalement, les aérosols naturels et anthropogiques ont une signature en taille différente. La pollution et les panaches urbains et industriels contiennent principalement des aérosols fins tandis que les émissions naturelles de poussières désertiques et d'aérosols marins sont dominées par les particules du mode grossier avec une fraction toutefois non négligeable d'aérosols fins (Kaufman et al., 2002).

Les estimations du forçage radiatif direct pour des conditions de ciel nuageux et de ciel clair (*all-sky*), aussi bien que l'effet indirect et semi-direct des aérosols dépendent fortement de la distribution verticale des aérosols. Les particules absorbantes comme le carbone suie au-dessus de la Chine et l'Inde absorbent fortement le rayonnement solaire, chauffent l'atmosphère et refroidissent la surface, changeant ainsi le profil de température vertical, l'évaporation, les flux de chaleur latente, la stabilité atmosphérique et la force de la convection (Menon et al., 2002). L'absorption solaire par les aérosols, tels que le carbone suie, au-dessus de l'Océan Indien réduit la couverture nuageuse, ce qui produit un forçage radiatif positif au sommet de l'atmosphère (TOA). Ceci peut partiellement compenser le forçage direct des aérosols et le forçage indirect associé aux aérosols (Ackerman et al., 2000).

Ces impacts dépendent de la position relative des aérosols par rapport aux couches nuageuses. Les aérosols doivent être au niveau des nuages afin de pouvoir agir sur leur formation et leur durée de vie (par exemple Ackerman et al., 2000). En outre, Johnson et al. (2004) ont montré que le signe de l'effet semi-direct dépend de la position relative des aérosols absorbant par rapport aux stratocumulus de la couche limite. Si la couche d'aérosols se trouve au-dessus de nuages, cela produit un effet semi-direct négatif alors que le contraire se produit quand les stratocumulus se trouvent au-dessus des aérosols.

Actuellement, la distribution verticale des aérosols est déterminée principalement par les modèles de transport qui sont évalués à partir d'observations sporadiques et isolées. Les processus gouvernant la distribution en taille des aérosols (transport convectif, lessivage humide) restent mal compris et la capacité des modèles à simuler ceux-ci reste limitée. Les mesures lidar et radiométriques simultanées permettront de fournir une information sur la distribution verticale et la taille des aérosols (Kaufman et al. 2003 ; Anderson et al., 2005).

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

1.1.4 Modélisation des aérosols

Les modèles actuels incluent une représentation des aérosols qui simulent la distribution tridimensionnelle de leurs propriétés physiques et chimiques telles que la concentration, la distribution en taille, la composition chimique et l'état de mélange. Un objectif important de ces modèles est l'évaluation de l'influence des aérosols sur le climat actuel, l'évolution du climat pendant la période industrielle et celle du climat futur pour différents scénarios d'émissions (Brasseur et al., 2003).

Plusieurs incertitudes sur l'impact climatique des aérosols sont une conséquence directe des simplifications introduites dans les modèles afin de simuler la nature variable des aérosols. Pour une meilleure représentation des aérosols, les nouveaux modules d'aérosol distinguent au moins cinq types d'aérosol : les aérosols de sulfates, les aérosols de carbone suie (BC), les aérosols de carbone organique (OC), les poussières désertiques et les sels marins (Kinne et al., 2003).

Les modèles calculent les impacts radiatifs directs des aérosols selon quatre étapes principales, à savoir les émissions, le cycle de vie des aérosols y compris les puits, le calcul de l'épaisseur optique et finalement le forçage radiatif correspondant. D'abord, les émissions pour chaque type d'aérosol et de ses précurseurs sont prescrites ou calculées. Ensuite, le cycle de vie des aérosols est simulé afin d'obtenir une distribution de la masse d'aérosol. Les processus de transport, de dépôt et la transformation des aérosols sont considérés dans le traitement de chaque espèce d'aérosol. Après, la masse d'aérosol est convertie en épaisseur optique basée sur des hypothèses sur la taille, l'absorption et l'humidification des aérosols et fonction de l'humidité relative ambiante. Finalement, l'impact radiatif direct est calculé avec des méthodes de transfert radiatif qui relient les changements des propriétés optiques des aérosols aux changements du bilan énergétique (Kinne et al., 2003). Les incertitudes associées à chacune de ces étapes peuvent se traduire en incertitudes sur l'impact radiatif calculé.

L'effet indirect d'aérosol est estimé avec des modèles de circulation générale (MCGs) par l'intermédiaire de la simulation des interactions entre plusieurs paramètres du climat. Ces modèles incluent le traitement de plusieurs processus dynamiques et physiques tels que la formation des nuages et la précipitation. Cependant, le calcul de l'effet indirect des aérosols est limité puisque la résolution spatiale des MCGs est trop grossière pour résoudre correctement la dynamique et la microphysique des nuages (voir par exemple Penner et al., 2006). La quantification des effets indirects repose donc sur des paramétrisations qui sont encore rudimentaires.

Plusieurs comparaisons entre modèles ont été conduites pour améliorer notre compréhension et la représentation des aérosols et de leurs processus. Des comparaisons des modèles d'aérosol avec AERONET suggèrent une sous-estimation des concentrations et de la variabilité saisonnière des aérosols de biomasse et des poussières désertiques dans plusieurs modèles (Kinne et al., 2003). Une autre comparaison suggère que les sources de DMS et d'aérosols de biomasse sont trop faibles ce qui pourrait expliquer une différence systématique dans les latitudes entre 10°S et 30°S entre l'épaisseur optique des modèles

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

d'aérosols avec des mesures satellitaires (Penner et al., 2002). L'initiative d'intercomparaison des modèles AeroCom (http ://nansen.ipsl.jussieu.fr/AEROCOM) a conduit à des comparaisons considérant les résultats de plus de 14 modèles et de nombreuses observations. Ces comparaisons montrent, entre autres, que les modèles ont un bon accord pour l'épaisseur optique globale annuelle des aérosols mais ils ne s'accordent pas bien sur le contenu en aérosols (Textor et al., 2006 ; Kinne et al., 2006).

1.1.5 Télédétection des aérosols

Les courts temps de vie des aérosols, leurs sources non-uniformes et leurs interactions complexes conduisent à une forte variabilité de leur distribution spatiale et temporelle. Les mesures satellitaires avec leur couverture globale (ou quasi-globale) et fréquente sont donc des outils nécessaires pour surveiller et étudier les aérosols et leur impact. Cependant, ces mesures ont leurs limitations : la résolution spatiale est inférieure à celle des mesures in-situ et toutes leurs propriétés et interactions ne peuvent pas être déduites de la télédétection.

Les satellites mesurent l'émission, la diffusion ou l'extinction du rayonnement provenant de la terre à différentes longueurs d'onde. Les propriétés radiatives et microphysiques des aérosols sont obtenues à partir de l'inversion de ces mesures avec des modèles de transfert radiatif qui décrivent les processus d'interaction entre le rayonnement et le système terre/océan/atmosphère. Les méthodes d'inversion font face à la difficulté d'isoler les différentes contributions provenant de la surface, des nuages, des aérosols et des possibles termes de couplage avant de pouvoir déduire les propriétés des aérosols. En particulier au-dessus des terres, la difficulté de restituer les propriétés d'aérosol est due à la caractérisation insuffisante de la réflectivité de surface. De même, les techniques actuelles ne permettent pas d'inverser les propriétés des aérosols au-dessus des nuages.

L'étude des aérosols à partir de la télédétection a commencé par l'inversion de l'épaisseur optique en aérosol avec le radiomètre AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) en 1978. Le premier instrument conçu pour l'étude des aérosols à être lancé était POLDER (POLarization and Directionality of the Earth's Reflectances) en 1996. Jusqu'à cette date, l'inversion de l'épaisseur optique d'aérosol avait été conduite à l'aide d'instruments conçus pour mesurer les variables météorologiques telles que la température de surface de l'océan (King et al., 1999).

Jusqu'à présent, le lancement de plusieurs satellites a permis d'améliorer l'inversion des propriétés d'aérosol au delà de l'épaisseur optique en aérosol. Les mesures satellitaires globales et journalières permettent d'obtenir l'épaisseur optique et l'exposant d'Angström (une signature de la taille des aérosol) à partir des mesures polarisées et directionnelles (Deuzé et al., 2000, 2001). Les mesures radiométriques de MODIS (MODerate resolution Imaging Spectrometer) permettent d'obtenir, entre autres paramètres appropriés, l'épaisseur optique et la fraction du mode fin des aérosols basés sur sept canaux (avec des longueurs d'onde dans la gamme de 0.47 à 2.13 μm) (Remer et al., 2005). Les mesures avec lidar (LIght Detection And Ranging) ont démontré la possibilité de fournir une information sur la distribution verticale des aérosols (par exemple, Stephens et al.,

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

2001 ; Müller et al., 2001). Le lidar CALIOP (Cloud and Aerosol LIdar with Orthogonal Polarization) fournit des profils verticaux des coefficients atténués de rétrodiffusion des aérosols et des nuages à 0.53 et à 1.06 μm.

Il a été récemment montré possible d'estimer le forage radiatif direct des aérosols à partir des observations satellitaire seulement (Bellouin et al., 2005 ; Kaufman et al., 2005 ; Yu et al., 2006). De telles estimations sont néanmoins précises seulement pour des cas de ciel clair. Les estimations du forage radiatif direct des aérosols pour toutes les conditions de ciel, aussi bien que les effets indirects des aérosols, dépendent fortement de la distribution verticale des aérosols. C'est là en grande partie la motivation de notre étude.

Le lidar CALIOP se trouve à bord du satellite CALIPSO et vole en formation avec plusieurs autres satellites qui font partie de l'A-train. Tous ces instruments observent le même endroit de l'atmosphère ou de la surface avec seulement quelques minutes de différence. La synergie de ces instruments peut être employée pour obtenir une information supplémentaire sur la distribution verticale des aérosols et la distribution de la taille des particules (Kaufman et al. 2003 ; Anderson et al., 2005).

1.2 A-Train

1.2.1 Concept de la mission

L'A-Train est une constellation de six satellites avec une orbite héliosynchrone et une hauteur de vol de 705 km approximativement. La constellation est composée, par ordre de passage, d'**OCO**, **Aqua**, **CloudSat**, **CALIPSO**, **Parasol** et **Aura**. Ces six satellites passent au-dessus de l'équateur autour de 13 :30 heure locale. Cette heure de passage à l'équateur lui donne le surnom d'Afternoon Constellation (constellation de l'après-midi). La plateforme **Aqua** mène la formation jusqu'au lancement de satellite **OCO** (acronyme pour Orbiting Carbon Observatory). Celui-ci prendra la tête alors de la formation après son lancement prévu pour 2008. Les six satellites survolent le même lieu avec seulement quelques minutes d'écart (Figure 1.2). Chaque satellite vole et remplit sa mission de manière indépendante des cinq autres satellites.

Le premier d'entre eux, le satellite **OCO**, est prévu pour surveiller les concentrations de dioxyde de carbone pendant plus de deux années. Le satellite suivant dans la constellation est **Aqua**. Ce satellite a été lancé le 4 mai 2002 et sa mission est centrée sur le cycle de l'eau, les nuages et les aérosols et l'obtention de profils de température et d'humidité de l'atmosphère. Parmi ces six instruments se trouve un radiomètre imageur multispectral (MODIS) qui sera décrit en plus grand détail dans la section 1.2.3. Le satellite suivant dans la formation est **CloudSat**. Il a été intégré à l'A-train le 31 mai 2006 en complétant ainsi la constellation jusqu'au lancement d'**OCO**. Il fournira des observations nécessaires pour améliorer notre compréhension des nuages, leurs distributions, structures et propriétés radiatives. Approximativement 15 secondes ($\pm$ 2.5 s) après lui suit le satellite **CALIPSO**. Ce satellite embarque, entre autres instruments, un lidar à deux longueurs

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

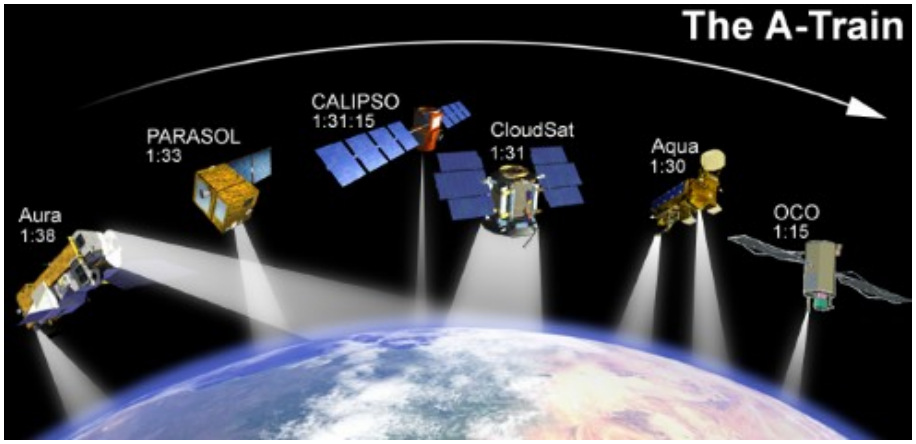


FIG. 1.2 – *Représentation de la constellation de satellites appelée A-Train. Elle est composée par les satellites Oco, Aqua, CloudSat, CALIPSO, Parasol et Aura.*

d'onde avec polarisation (CALIOP) qui livrera des informations sur la structure verticale des aérosols et leurs propriétés (Winker et al., 2004). Il sera décrit avec plus de détail dans la section suivante. Le satellite suivant dans la formation est **PARASOL**, environ 2 minutes après **CALIPSO**. En orbite depuis le 18 décembre 2004, il porte un polarimètre de type POLDER. Celui-ci mesure les caractéristiques directionnelles et la polarisation de la lumière réfléchie par l'ensemble Terre/atmosphère. Finalement, dernier dans la formation, environ 15 minutes après **Aqua**, se trouve le satellite **Aura** en orbite depuis le 15 juillet 2004. Il a pour mission, avec ses 4 instruments à bord, l'étude de la composition chimique de l'atmosphère au sens large.

1.2.2 CALIOP

Le satellite CALIPSO (Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations) a été lancé avec succès le 28 avril 2006. A bord de ce satellite le lidar CALIOP (Cloud and Aerosol LIdar with Orthogonal Polarization) mesure le profil vertical du coefficient de rétrodiffusion atténué de deux signaux polarisés à 532 nm et un signal total à 1064 nm. Les deux composantes polarisées correspondent au signal parallèle et perpendiculaire de la radiation incidente.

CALIOP est composé par un émetteur (laser) et un récepteur. Le sous-système d'émission inclut deux émetteurs lasers identiques et redondants. Ce sont des lasers Nd :YAG qui produisent des impulsions simultanées à 532 et 1064 nm avec un taux de répétition de 20.16 Hz. Le laser délivre des impulsions d'une durée de 20 ns avec une énergie de 110 mJ par impulsion pour chacune des longueurs d'onde. Chacun des deux lasers peut être choisi pour l'opération, mais ils ne peuvent pas être utilisés en même temps. La divergence angulaire a été réduite pour avoir un faisceau d'un diamètre de 70 m à la surface. Le sous système de réception est composé entre autres d'un télescope d'un diamètre de 1 mètre et un champ de vue de 130 mrad (Winker et al., 2004). La résolution

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

verticale au-dessous de 8.2 km est de 30 m pour le signal à 532 nm et de 60 m pour celui à 1064 nm. Le signal aux deux longueurs d'onde a une résolution horizontale de 330 m. Au-dessus de 8.2 km et jusqu'à 20.2 km, les données ont une résolution verticale de 60 m et une résolution horizontale de 1 km. Entre 20.2 et 30.1 km, les données ont une résolution verticale de 180 m et 1.67 km de résolution horizontale. Finalement, entre 30.1 et 40 km, les données à 532 nm ont une résolution horizontale de 5 km et une résolution verticale de 300 m (Winker et al., 2004).

Le lancement initial de CALIPSO avait été prévu initialement pour la fin de l'année 2004. Toutefois, des retards successifs ont finalement permis le lancement le 28 avril 2006. Ces retards successifs ont fait que nous n'avons pas pu utiliser ces données dans cette thèse. Comme alternative, nous avons appliqué le schéma d'inversion aux données lidar et MODIS obtenus pendant la campagne FRENCH (chapitre 5).

1.2.3 MODIS

Le radiomètre imageur multispectral MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) a été lancé à bord du satellite Aqua en mai 2002. Il réalise des observations dans un plan perpendiculaire au déplacement du satellite avec une ouverture de 110° (55° de chaque côté du nadir). A une hauteur de 705 km, ceci se traduit par une largeur de fauchée de 2330 km centrée sur la trace du satellite (King et al., 1992). MODIS a un total de 36 canaux qui couvrent la gamme spectrale de 0.41 à 15 μm avec trois résolutions spatiales : 250 m pour deux canaux, 500 m pour cinq canaux et 1 km pour les 29 canaux restants. L'algorithme pour l'inversion aérosol utilise sept canaux compris entre 0.47 et 2.13 μm sachant que des canaux additionnels sont employés pour identifier les nuages et les sédiments dans les zones côtières (Remer et al., 2005). MODIS a deux algorithmes entièrement indépendants pour obtenir les propriétés des aérosols au-dessus des terres et au-dessus des océans. Les deux algorithmes sont décrits en détail dans Kaufman et al. (1997) et Tanré et al. (1997). Des modifications faites dans les deux algorithmes sont présentées dans Remer et al. (2005) et Levy et al. (2003).

L'instrument MODIS sert à étudier les caractéristiques spatiales et temporelles du champ global d'aérosol. La couverture spatiale du globe est quasiment complète au cours d'une journée. Il mesure les luminances terrestres et permet d'obtenir en principe au-dessus des terres la fraction du mode fin des aérosols et l'épaisseur optique à trois longueurs d'onde dans le visible. Toutefois seule l'épaisseur optique à une longueur d'onde a été validée. Au-dessus de l'océan, l'épaisseur optique d'aérosols est obtenue à sept longueurs d'onde entre 0.47 et 2.13 μm. L'algorithme fournit également le rayon effectif des aérosols et la fraction du mode fin des aérosols.

1.3 Assimilation variationnelle

Les observations décrites dans la section précédente, et utilisées dans cette thèse, correspondent à la variable mesurée qui est une fonction plus ou moins compliquée de la

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

variable réellement cherchée. La dépendance entre ces variables est donnée par des lois physiques qui décrivent l'interaction du rayonnement électromagnétique, à un intervalle spectral spécifique, avec un certain aspect physique de la cible. La variable cherchée est inversée à partir des observations en utilisant ces dépendances. En d'autres termes, l'inversion mathématique est de direction opposée au lien de causalité réel. Ceci correspond à ce qui est connu comme un problème inverse.

La résolution des problèmes inverses en télédétection a des obstacles importants qui gênent sa solution. La perte d'information entre la cause (interaction de la cible avec le rayonnement électromagnétique) et la quantité finalement mesurée mènent généralement à une amplification des erreurs. En outre, la combinaison de divers paramètres physiques peuvent mener à des signatures similaires sur le rayonnement mesuré et seulement un nombre fini de mesures existent pour inverser le paramètre inconnu. Dans de telles circonstances, le problème inverse est dit mal contraint. En général, les problèmes inverses en physique atmosphérique, et en particulier en transfert radiatif, sont des problèmes mal contraints. Puisque, pour un problème déterminé le nombre d'observations est limité, la seule manière de contraindre un problème est par l'intermédiaire d'information a priori (ou ébauche) ou de restreindre l'espace des solutions.

La théorie inverse est un outil largement appliqué non seulement dans les sciences atmosphériques mais également dans d'autres domaines des sciences telles que des études de la terre solide où elle est employée pour l'exploration minière ou l'étude de l'activité sismique ou dans des applications médicales où le fait que ne soit pas une technique physiquement envahissant représente une considération importante (Daley, 2000). L'inversion de données a d'abord été introduite dans les sciences atmosphériques en météorologie et ces techniques ont ensuite été appliquées pour les études des aérosols à partir de la fin des années 80.

Initialement, en télédétection, les paramètres géophysiques liés aux aérosols étaient obtenus à travers des techniques d'inversions des observations. Ensuite, cette information pouvait être utilisée comme entrée dans la modélisation locale, régionale ou globale des aérosols (en plus de l'information in situ, de laboratoire, etc.). Toutefois, aujourd'hui l'effort est plus dans l'incorporation directe des observations dans les modèles par l'intermédiaire de techniques d'assimilation que par l'intermédiaire des techniques d'inversion (e.g. GEMS, 2004 ; Simmons et Gibson, 2000). Tant la technique d'inversion que celle de l'assimilation ont le même cadre mathématique qui est celle de la théorie inverse.

Dans cette section nous allons présenter les concepts généraux de l'assimilation de données et nous allons approfondir certains concepts dans le chapitre 2. Nous allons aussi essayer de faire la différence entre la technique d'inversion et celle d'assimilation.

1.3.1 Qu'est-ce l'assimilation variationnelle ?

La technique d'assimilation de données peut être définie comme le processus par lequel toute l'information disponible est employée afin d'estimer aussi exactement que possible l'état de l'atmosphère (Talagrand, 1997). A cette fin, plusieurs méthodes sont

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

employées. Parmi ces méthodes figurent les algorithmes d'interpolation spatiale, algorithmes de régression linéaire également connus sous le nom d'interpolation optimale, filtres de Kalman et assimilation variationnelle. Cette dernière technique minimise une mesure donnée de distance du modèle aux observations et à l'information a priori, alors qu'en même temps la solution satisfait des contraintes physiques explicites (Le Dimet et Talagrand, 1986).

Le but de l'assimilation variationnelle est de chercher un équilibre optimal entre les observations et l'information a priori par la minimisation d'une fonction coût. Cette fonction coût représente la « distance », au sens des moindres carrés, du modèle aux observations (y^o) et du modèle à l'information a priori (x^b) ou ébauche. Ceci peut être exprimé de la façon suivante :

$$J(x) = J_b(x) + J_o(x) = \frac{1}{2}(x - x^b)^T \boldsymbol{B}^{-1}(x - x^b) + \frac{1}{2}(y^\circ - \mathrm{H}[x])^T \boldsymbol{R}^{-1}(y^\circ - \mathrm{H}[x]) \quad (1.1)$$

où H est l'operateur des observations, $\boldsymbol{R}$ la matrice de covariance d'erreurs du vecteur des observations et $\boldsymbol{B}$ est la matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche x^b. Pour les équations de l'assimilation variationnelle, nous allons suivre tout au long de la thèse la notation proposée par Ide et al. (1997). Un exemple schématique d'assimilation variationnelle de données est présenté dans la Figure 1.3.

L'opérateur d'observation calcule les observations correspondantes à la variable de contrôle (x) en permettant sa comparaison avec la mesure. L'opérateur des observations est aussi connu comme le modèle direct. La matrice de covariance d'erreurs pour les observations, $\boldsymbol{R}$, inclut l'erreur instrumentale, l'erreur du modèle qui permet de relier le vecteur de contrôle au vecteur d'observations et l'erreur de représentativité (erreur de discrétisation qui empêche l'analyse d'être une image parfaite du vrai état de l'atmosphère). La matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche, $\boldsymbol{B}$, est déterminée à partir de l'erreur de l'état de l'ébauche, c'est-à-dire la différence entre le vecteur d'ébauche et le vrai état de l'atmosphère. Dans le cas limite d'une très mauvaise qualité des mesures ($\boldsymbol{B} << \boldsymbol{R}$), la solution ou l'analyse reste égale à l'ébauche. D'autre part, quand les observations ont une très haute qualité ($\boldsymbol{B} >> \boldsymbol{R}$), l'analyse est seulement déterminée par les observations et est égale aux x^o qui correspond à y^o. Dans tous autres cas, le minimum de la fonction coût va se situer pour un x quelque part entre x^b et x^o (Figure 1.4).

Dans l'assimilation variationnelle, le minimum de la fonction coût est trouvé grâce à l'adjoint du model direct (développé en plus de détail dans la section suivante et le chapitre 2). L'adjoint permet de calculer le gradient de la fonction coût et ainsi trouver la direction de descente vers la solution. Le problème commence par la définition d'une valeur initiale (x^0) qui souvent est choisie égale à l'ébauche. Ensuite, l'utilisation du modèle direct à partir de la valeur initiale nous permet d'obtenir la différence avec les observations ($y^o - y^m$). Cette différence est ajoutée comme entrée dans le modèle adjoint qui fournira comme résultat le gradient de la fonction coût par rapport à la valeur initiale. A partir

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

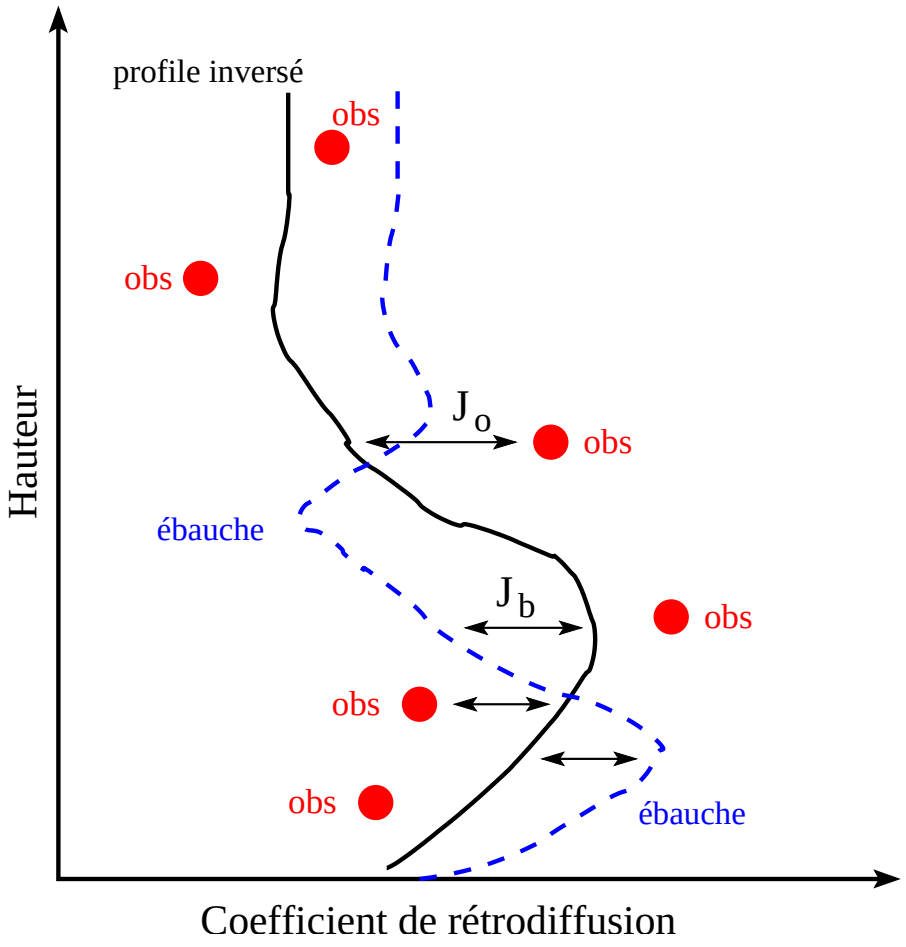


FIG. 1.3 – *Representation schématique de l'assimilation variationnelle de données en 1 dimension.*

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

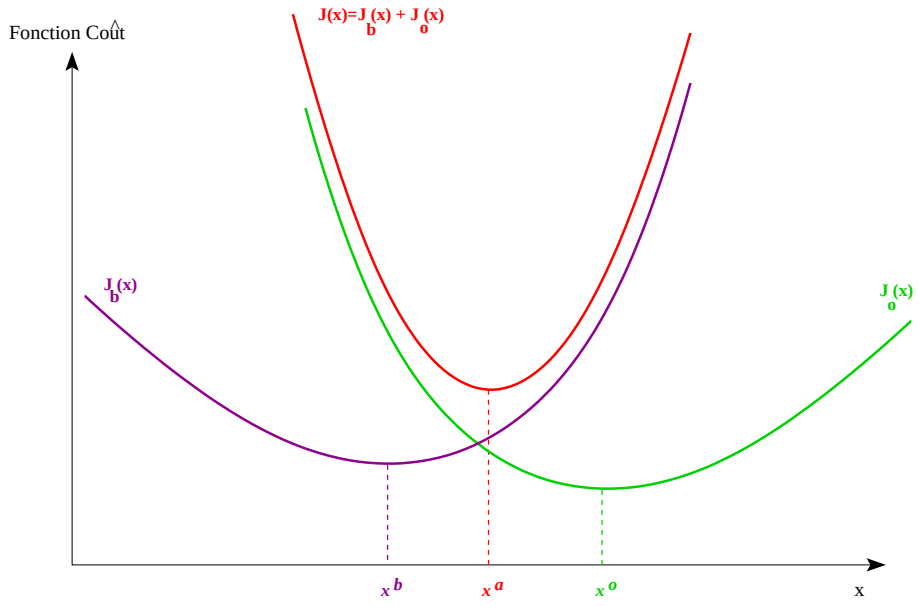


FIG. 1.4 – *Representation schématique de la fonction coût.*

du gradient et de la valeur initiale, nous pouvons commencer la minimisation, qui à son tour donnera une nouvelle valeur initiale de la variable de contrôle (x). Cette procédure peut alors être répétée jusqu'à ce que le minimum désiré de J soit obtenu (Huang et Yang, 1996).

L'inversion est l'outil pour lequel les paramètres géophysiques sont estimés avec une méthode mathématique de direction opposée à la causalité réelle. Certaines des techniques utilisées en assimilation de données peuvent aussi être utilisées dans l'inversion. En particulier, la technique d'assimilation variationnelle peut aussi être appliquée à l'inversion sous le nom d'inversion variationnelle. Toutefois, le facteur unique et déterminant qui marque la différence entre les deux techniques est leur but final. Si le résultat du processus est utilisé comme entrée d'un modèle nous sommes face à un processus d'assimilation. Dans le cas contraire, il s'agit d'un problème d'inversion.

1.3.2 Applications possibles d'un adjoint

L'adjoint permet d'obtenir des perturbations dans le domaine d'entrée du modèle direct à partir de perturbations dans le domaine de sortie du modèle direct. Toutes ses applications possibles peuvent être cataloguées comme dérivées de problèmes de sensibilité. Toutefois, pour illustrer ces multiples applications, nous allons présenter deux de ses principales applications (Errico, 1997).

La première d'entre elles correspond au cas classique des études de sensibilité, c'est-à-dire, l'étude de l'impact d'une perturbation dans un groupe de variables d'entrée sur une variable de sortie. Un exemple typique est l'étude des erreurs produites dans les

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

prévisions du temps, sur le champ de pression de surface par exemple. Supposons que le modèle de prévision échoue à prédire le développement intense d'un centre de basse pression. L'analyse de sensibilité cherche à trouver les conditions initiales ou les paramètres physiques du modèle à l'origine de l'erreur de la mauvaise prévision. La méthode la plus commune utilisée dans la météorologie est de simuler le phénomène en question deux fois. La première simulation correspond à la solution de contrôle, tandis que la deuxième correspond à cette dernière simulation mais avec une légère perturbation. La différence entre les deux sorties permet de quantifier la sensibilité du modèle par rapport à la perturbation introduite. Ceci permet de comprendre le pourquoi de l'erreur dans le pronostique (Talagrand, 1991). Le problème avec cette technique est qu'elle permet seulement l'etude de sensibilité d'une variable de sortie par rapport à une variable d'entrée. Une technique plus efficace pour analyser la sensibilité c'est l'utilisation de l'adjoint. Comme l'adjoint traduit une perturbation du champ de sortie en une perturbation dans le champ d'entrée, il a l'avantage de pouvoir déterminer en une seule exécution la sensibilité d'une variable de sortie par rapport à toutes les variables d'entrées.

Une seconde application correspond aux problèmes d'optimisation. Dans ce type de problème, on cherche la solution qui est mieux adaptée aux observations, en tenant compte des hypothèses effectuées et des caractéristiques des erreurs de toutes les données utilisées. Le meilleur exemple est l'assimilation de données présentée précédemment. L'adjoint permet de trouver la solution optimale de manière efficace, dans le cas contraire le problème d'optimisation dans l'assimilation de données ne pourrait pas être résolu en un temps raisonnable pour la prévision en temps réel (Errico, 1997).

Naturellement, l'application de l'adjoint a aussi ses limitations tant théoriques que pratiques. Dans le cadre théorique, les limitations sont liées avec les limites de prédictibilité et la nature chaotique de certains modèles et aussi par l'amplitude de la perturbation (Errico, 1997). Dans la pratique, pour obtenir l'adjoint d'un modèle, il est nécessaire que le modèle soit dérivable. Bien qu'il soit aussi nécessaire que le modèle soit continu, il existe des manières de gérer les discontinuités.

1.4 Plan de cette thèse

Cette thèse se propose de développer un algorithme d'inversion qui permet d'exploiter la synergie des instruments dans la constellation des satellites de l'A-train de manière à obtenir la distribution verticale des modes fin et grossier des aérosols. L'inversion simultanée de la luminance, mesurée par le radiomètre MODIS, et des profils du coefficient de rétrodiffusion atténué, mesurés par le lidar CALIOP, permettent d'obtenir les profils du coefficient d'extinction des modes fin et grossier et de leurs rayons modaux respectifs. Nous employons une approche variationnelle pour réaliser cette inversion et par conséquent nous avons développé les adjoints des modèles considérés. Après avoir présenté le rôle des aérosols dans le climat de la planète et l'importance de leur distribution verticale et de la granulométrie pour déterminer leur impact, nous allons présenter les modèles de transfert radiatif utilisés pendant la thèse ainsi qu'une description détaillée de

© 2007 Tous droits réservés. http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

notre schéma d'inversion et de la méthode appliquée pour obtenir notre adjoint. Ensuite, nous allons commencer par présenter les premières expériences d'inversion réalisées qui nous ont conduits à notre schéma définitif. Une fois développée l'inversion simultanée du signal lidar et de la luminance, nous l'avons soumis à différentes conditions d'inversion pour le tester et explorer ses limites. L'intention a été d'appliquer ce schéma d'inversion sur de vraies données, car toutes les expériences préliminaires sont conduites avec des données synthétiques. La partie concernant l'inversion simultanée du signal lidar et luminance finira par l'application du schéma d'inversion sur des donnés prises pendant une campagne de mesures réalisées au sud de la France. A la fin de la thèse, nous présenterons aussi des résultats préliminaires d'une autre application de la méthode variationnelle aux aérosols, à savoir l'estimation de l'intensité de source des aérosols à partir de l'assimilation de données satellitaires MODIS dans un modèle simplifié tridimensionnel du cycle des aérosols.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Chapitre 2

Description des outils utilisés dans la thèse

Dans ce chapitre nous présenterons les outils utilisés le long de la thèse et qui ont permis d'accomplir les objectifs de l'inversion variationelle présentés dans l'introduction. Ceux-ci sont le modèle simplifié de transfert radiatif, le modèle de transfert radiatif 6S, les algorithmes de minimisation M1QN3 et L-BFGS-B et le schéma d'inversion développé. Nous laissons pour le chapitre 6 la description et la validation du modèle LMDZ utilisé pour l'inversion de sources d'aérosols.

2.1 Modèles de transfert radiatif

Pendant la thèse, nous avons travaillé avec deux modèles de transfert radiatif. Le premier des deux était un modèle simplifié qui nous a servi pour tester notre schéma d'assimilation et explorer ses possibilités et ses limites. Nous avons travaillé ensuite avec un modèle plus détaillé, appelé «Seconde simulation du signal satellite dans le spectre solaire » (6S), qui nous a servi pour notre schéma d'inversion. D'abord, nous allons commencer par présenter le modèle simplifié et ensuite nous continuerons par une description générale du modèle 6S.

Tant dans le modèle simplifié comme dans 6S nous utilisons un modèle de Mie pour calculer les propriétés optiques des aérosols. Le modèle de Mie appliqué a été adapté par O. Boucher (1995) à partir des travaux de Kattawar et Plass (1967), Toon et Ackerman (1981) et Wiscombe (1980). La théorie de mie décrit les interactions entre le rayonnement et un ensemble de particules sphériques de différentes tailles. Sa validité est pour des particules d'une taille comparable à la longueur de l'onde incidente. Les propriétés optiques des particules dépendent de son indice de réfraction et leur taille, à travers du paramètre de taille x=2πr/λ où r correspond au rayon de la particule et λ à la longueur de l'onde incidente.

Nous nous intéressons aux propriétés de l'albédo de diffusion simple et fonction de phase. Cette dernière nous intéresse en particulier pour un angle de diffusion déterminé et

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

180° (rétrodiffusion). Nous supposons que la taille de l'ensemble de particules est décrite par une distribution de taille log normale. Cette distribution est définie par les variables de rayon médian et l'écart–type. Les variables d'entrée au modèle de Mie par conséquent sont, le rayon médian ou modale des aérosols, son écart–type et les composants réel et complexe de l'indice de réfraction.

2.1.1 Modèle simplifié

Le modèle de transfert radiatif décrit dans la présente section a été développé au début de la thèse. A ce moment, l'objectif principal du modèle était de permettre d'explorer et de nous familiariser avec l'outil de différentiation automatique TAPENADE (présenté ultérieurement) et développer le schéma d'inversion variationelle. Tout ceci est fait en gardant les cohérences physiques de l'interaction de la radiation avec les aérosols. Une fois ces objectifs accomplis, le modèle devrait servir à explorer les capacités et les limitations de l'inversion variationelle à partir de la synergie des deux sources d'observation. L'objectif de ces expériences préliminaires est de pouvoir, postérieurement, étendre les conclusions obtenues à l'inversion avec un modèle de transfert radiatif plus détaillé.

En résumé, le modèle devrait accomplir une double fonctionnalité, d'une part être le plus simplifié possible de telle sorte que la physique ne représente pas un problème au moment de la différentiation automatique et d'autre part avec une description cohérente de l'interaction du rayonnement et des aérosols de telle sorte que les résultats obtenus aient une signification physique.

En accord avec ce qui précède, nous considérons une atmosphère simplifiée, caractérisée seulement par la diffusion et l'absorption par les aérosols et une surface noire. Nous ignorons par conséquent l'absorption gazeuse, la diffusion de Rayleigh et la réflectivité de la surface. Nous négligeons également les effets de diffusion multiple et nous faisons l'hypothèse de diffusion simple pour le calcul de la luminance et du signal lidar (Figure 2.1). Quant aux aérosols, ils sont caractérisés par deux modes, à savoir un mode fin et un mode grossier. Ci-après les variables correspondant au mode fin seront indiquées par l'indice f tandis que le mode grossier sera désigné par l'indice c.

Pour pouvoir simuler l'inversion à partir de la synergie de mesures radiométriques de MODIS et du lidar CALIOP, le modèle simplifié calcule la luminance à six longueurs d'onde et simule le signal lidar à deux longueurs d'onde.

Grâce aux simplifications décrites précédemment, notre modèle peut être résumé par deux équations, une pour la luminance :

$$L(\lambda) = C_L[\omega_f(\lambda)\beta_{\Phi,f}(\lambda)\tau_f(\lambda) + \omega_c(\lambda)\beta_{\Phi,c}(\lambda)\tau_c(\lambda)]/(4\pi\mu) \tag{2.1}$$

et une autre pour le signal lidar :

$$\begin{aligned} SL(z,\lambda) = \quad & C_{SL}\ [\beta_f(\lambda)\omega_f(\lambda)\sigma_f(z,\lambda) + \beta_c(\lambda)\omega_c(\lambda)\sigma_c(z,\lambda)] \\ & \exp\left(-2\int_z^\infty [\sigma_f(z',\lambda) + \sigma_c(z',\lambda)]\,dz'\right) \end{aligned} \tag{2.2}$$

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

où $\omega(\lambda)$, $\beta(\lambda)$, $\beta_\Phi(\lambda)$, $\sigma(z,\lambda)$ et $\tau(\lambda)$ sont respectivement l'albédo de diffusion simple, la fonction de phase à 180° (rétrodiffusion), la fonction de phase pour un angle donné de diffusion Φ, le coefficient d'extinction et l'épaisseur optique, tous dépendants de la longueur d'onde λ. C_L et C_{SL} sont deux constantes d'étalonnage prises égales à un. Dans le modèle, l'équation du signal lidar est discrétisée sur les 10 niveaux z_i selon :

$$SL(z_k,\lambda) = C_{SL}\,[\beta_f(\lambda)\omega_f(\lambda)\sigma_f(z_k,\lambda) + \beta_c(\lambda)\omega_c(\lambda)\sigma_c(z_k,\lambda)] \exp\left(-2\sum_{i=k}^{k_{max}}[\sigma_f(z_i,\lambda)+\sigma_c(z_i,\lambda)]\,\Delta z_i\right) \tag{2.3}$$

où Δz_k est l'épaisseur de la k^{ieme} couche et k_{max} correspond au sommet de notre atmosphère simplifiée.

L'épaisseur optique et le coefficient d'extinction pour chacun des deux modes considérés, sont liés par :

$$\tau_{f,c}(\lambda) = \int_0^\infty \sigma_{f,c}(z,\lambda)dz \tag{2.4}$$

soit

$$\tau_{f,c}(\lambda) = \sum_{k=1}^{k_{max}} \sigma_{f,c}(z_k,\lambda)\Delta z_k \tag{2.5}$$

Notre atmosphère simplifiée est constituée de dix couches avec les aérosols formant un nuage distribué dans une ou plusieurs couches atmosphériques. L'angle de diffusion Φ est pris égal à 120°. Nous considérons que la distribution en taille des aérosols est constante dans toute la colonne atmosphérique. Les propriétés optiques telles que le coefficient d'extinction, la fonction de phase et l'albédo de diffusion simple sont prescrites et calculées *off line* en utilisant la théorie de Mie. Ces calculs sont conduits en faisant l'hypothèse d'une distribution en taille log-normale et en employant une valeur fixe pour le rayon modal, l'écart–type de la distribution et l'indice de réfraction complexe.

2.1.2 Seconde simulation du signal satellite dans le spectre solaire (6S)

Le modèle simule le rayonnement solaire réfléchi par le système surface-atmosphère, tel que mesuré par un capteur passif. La réflectance mesurée par le satellite dépend de la réflectance de surface et de la perturbation introduite par différents processus atmosphériques, à savoir l'absorption gazeuse et la diffusion par les molécules et les aérosols. Ces processus d'interactions des photons avec la surface et l'atmosphère sont simulés par une approche précise de l'absorption par les gaz atmosphériques et un traitement complet des processus de diffusion multiple, et finalement par la prise en compte des interactions entre ces deux processus.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

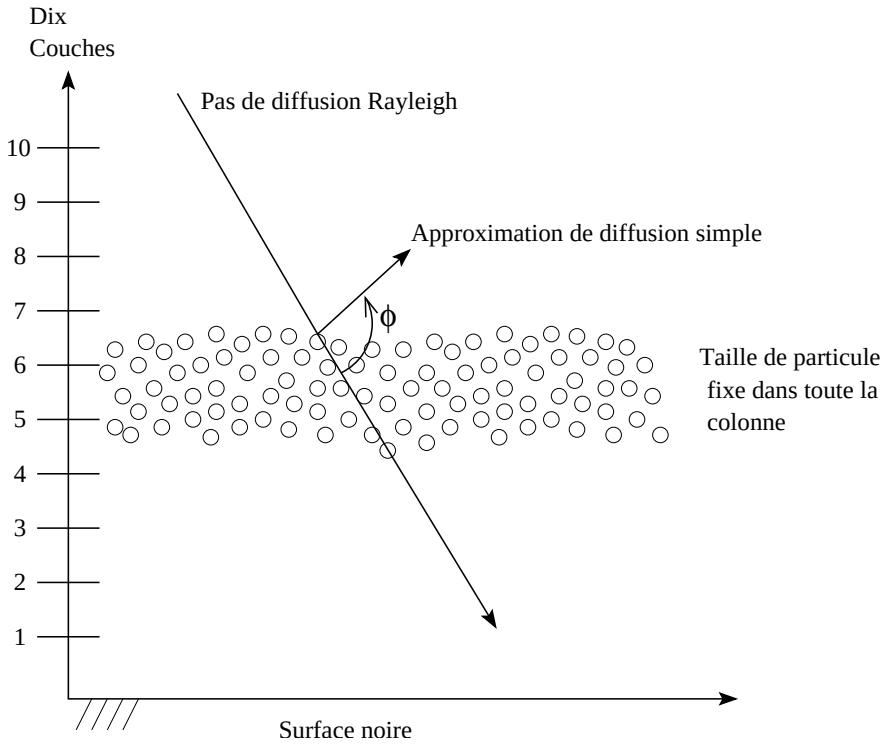


FIG. 2.1 – *Représentation schématique de l'atmosphère simplifiée simulée avec le modèle simplifié. ϕ représente l'angle de diffusion simple.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Dans le modèle 6S, la contribution de la surface à la réflectance au sommet de l'atmosphère est composée de quatre termes : les photons qui sont directement transmis du soleil à la surface et ensuite rétrodiffusés vers l'instrument, les photons diffusés par l'atmosphère, puis rétrodiffusés par la surface et finalement transmis directement vers l'instrument, ensuite les photons transmis directement à la surface mais diffusés par l'atmosphère pendant leur chemin vers l'instrument, et en dernier instance les photons qui ont eu au moins deux interactions avec l'atmosphère et une avec la surface. Les trois premières contributions sont calculées de manière exacte en utilisant le champ de rayonnement descendant comme celui donné par la méthode des ordres successifs. Par contre, le dernier terme est approximé en considérant que la réflectance de la cible est égale à l'albédo hémisphérique de la surface.

La description de 6S présentée dans ce chapitre est basée sur la combinaison d'un résumé du manuel original du modèle (Vermotte et al., 1997b) et l'article de Vermotte et al. (1997a). Le lecteur est renvoyé à ces travaux pour plus de détails sur le modèle et ses performances. Nous allons introduire quelques quantités physiques utilisées dans cette description. La géométrie d'observation est caractérisée par les angles zénithaux et azimuthaux, caractérisant les visées solaires, θ_s et ϕ_s, et du satellite, θ_v et ϕ_v (Figure 2.2). L'épaisseur optique est représentée par τ et la réflectance de surface par ρ_t. Les quantités sont mesurées en termes d'une réflectance équivalente ρ^*. Elle s'exprime en fonction de la luminance L selon la formule :

$$\rho^* = \frac{\pi L}{\mu_s E_s} \tag{2.6}$$

où E_s est le flux solaire au sommet de l'atmosphère et $\mu_s = cos(\theta_s)$.

Effets d'absorption

Dans le spectre solaire, l'absorption gazeuse est due principalement à l'oxygène (O_2), l'ozone (O_3), la vapeur d'eau (H_2O), le dioxyde de carbone (CO_2), le méthane (CH_4) et le protoxyde d'azote (N_2O). On suppose une distribution verticale uniforme pour O_2, CO_2, CH_4 et N_2O. A l'inverse pour H_2O et O_3, qui sont les gaz les plus importants dans le modèle, on suppose que la concentration présente une dépendance spatio-temporelle.

Pour tenir compte de l'absorption par ces gaz, le spectre solaire a été divisé en intervalles de largeur 10 cm^{-1} (en nombre d'onde) en utilisant la base de données HITRAN (de l'anglais HIgh-resolution TRANsmission molecular absorption, *www.hitran.com*). Cette largeur permet une bonne description des variations spectrales de la transmission et de la superposition entre bandes d'absorption des différents gaz. Ceci permet de prendre en compte suffisamment de bandes d'absorption pour que les modèles de transmission demeurent bien adaptés au problème.

Deux modèles de bande exponentielle aléatoire sont utilisés, une pour H_2O et une autre pour les autres gaz. Pour les bandes où l'absorption correspond à de multiples gaz, la transmission est obtenue comme le produit de chaque transmission.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

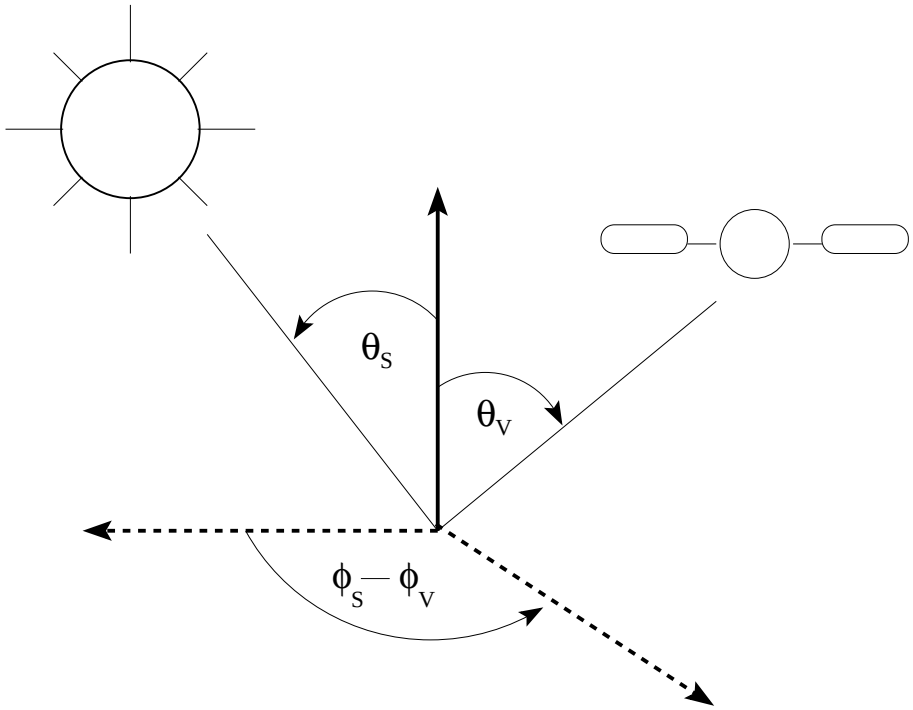


FIG. 2.2 – *Géométrie d'observation définie par les angles solaires, θ_s et ϕ_s, et du satellite, θ_v et ϕ_v.*

Effets de diffusion

L'illumination totale à la surface terrestre correspond à la combinaison d'un flux solaire direct descendant atténué par l'atmosphère (E_{sol}^{dir}), une irradiance diffuse descendante (E_{sol}^{diff}) indépendante des propriétés de la surface et un terme dû au mécanisme de piégeage. Ce dernier correspond aux diffusions successives entre la surface et l'atmosphère et dépend de l'environnement de la surface visée.

Cette illumination totale normalisée au niveau de la surface est :

$$\frac{T(\theta_s)}{1-\rho_t S} \tag{2.7}$$

où S est l'albédo sphérique de l'atmosphère donné par :

$$S = 1 - \int_0^1 \mu_s T(\mu_s) d\mu_s \tag{2.8}$$

et $T(\theta_s)$ la transmittance totale écrite comme :

$$T(\theta_s) = e^{-\tau/\mu_s} + t_d(\theta_s) \tag{2.9}$$

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

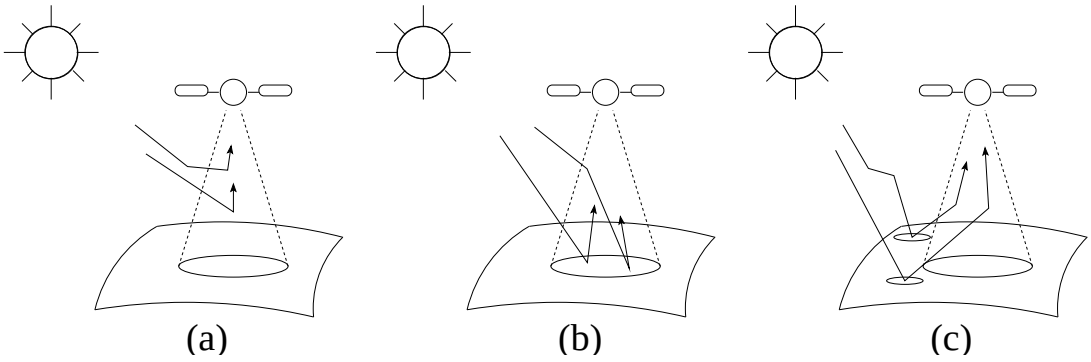


FIG. 2.3 – *Les différentes composantes du signal mesuré par un satellite. Reproduit à partir du manuel original du modèle 6S.*

avec $t_d(\theta_s)$ un facteur de transmittance diffuse défini comme :

$$t_d(\theta_s) = \frac{E_{sol}^{diff}(\theta_s)}{\mu_s E_s} \tag{2.10}$$

La luminance mesurée par le satellite correspond à la contribution de trois termes : la luminance intrinsèque de l'atmosphère exprimée en termes de réflectance ρ_a (Figure 2.3a), le rayonnement solaire total (direct et diffus) réfléchi par la surface et transmise directement à l'instrument où la transmission s'exprime par $e^{-\tau/\mu_v}$ avec $\mu_v = \cos(\theta_v)$ (Figure 2.3b) et finalement, le rayonnement total (direct et diffus) réfléchi par la surface et qui est diffusé au moins une fois avant d'atteindre l'instrument. Cette contribution est décrite par une transmittance diffuse de l'atmosphère $t'_d(\theta_v)$ (Figure 2.3c).

Selon ce qui précède, la réflectance apparente ρ^* au niveau de satellite s'exprime comme :

$$\rho^*(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) = \rho_a(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) + \frac{T(\theta_s)}{1 - \rho_t S}\left[\rho_t e^{-\tau/\mu_v} + \rho_t t'_d(\theta_v)\right] \tag{2.11}$$

Selon le principe de réciprocité, les fonctions de transmittance diffuse $t_d(\theta_s)$ et $t'_d(\theta_v)$ sont équivalentes et ρ^* peut être écrite comme :

$$\rho^*(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) = \rho_a(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) + \frac{\rho_t}{1 - \rho_t\ S}\ T(\theta_s)\ T(\theta_v) \tag{2.12}$$

avec $T(\theta_v) = e^{-\tau/\mu_v} + t_d(\theta_v)$

Réflectance atmosphérique intrinsèque

La réflectance atmosphérique intrinsèque observée au-dessus d'une cible noire est exprimée par l'addition de la contribution de Rayleigh (ρ_r) et des aérosols (ρ_{ae}). Cette

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

décomposition n'est pas valide pour les longueurs d'onde au-dessous de 0.45 μm ou pour de grands angles zénithaux solaire et satellitaire.

Dans le cas d'une diffusion isotrope et jusqu'à de fortes valeurs d'épaisseur optique, la réflectance atmosphérique (éq. 2.12) s'écrit :

$$\rho_a(\mu_s, \mu_v, \phi_v - \phi_s) = \rho_a^1(\mu_s, \mu_v, \phi_v - \phi_s) + (1 - e^{-\tau/\mu_s})(1 - e^{-\tau/\mu_v})\tau \qquad (2.13)$$

où $\rho_a^1(\mu_s, \mu_v, \phi_v - \phi_s)$ est la contribution de la diffusion simple et le deuxième terme correspond aux diffusions d'ordre supérieur. Ce premier terme équivaut au terme calculé par le modèle simplifié (équation 2.1) pour l'atmosphère simplifié décrite dans la section 2.1.1.

Les paramètres optiques des aérosols sont calculés en utilisant des modèles prédéfinis, tel que les modèles continental, maritime, urbain, désertique, ou stratosphérique ou par modèles définis par l'utilisateur, basés sur le mélange de 4 composantes : poussière désertique, aérosol océanique, hydrosoluble et suie. Le modèle 6S permet aussi à l'utilisateur d'utiliser ses propres modèles d'aérosols jusqu'à 4 composantes.

Le schéma utilisé pour calculer le système couplé aérosol plus Rayleigh est basé sur la méthode de diffusion des ordres successifs. Cette méthode calcule la luminance pour les photons qui subissent leur n^e diffusion à partir de la luminance des photons qui ont subi *n-1* diffusions. L'ordre *n=0* correspond au rayonnement direct qui n'a subi aucune diffusion (Boucher et Vesperini, 2005). Ce schéma a une précision meilleure que 10^{-4} en unité de réflectance. L'atmosphère a été divisée en 13 couches ce qui permet une simulation exacte des observations réalisées depuis un avion. Le champ de rayonnement descendant est calculé pour une quadrature de 13 angles gaussiens émergents, ce qui donne les variables d'entrée nécessaires pour la simulation de la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF en anglais).

Simulations depuis un avion

Pour les mesures prises depuis un avion, l'équation 2.12 est modifiée de la manière suivante pour une hauteur z :

$$\rho^*(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v, z) = T_g(\theta_s, \theta_v, z)\left[\rho_r(z) + \rho_{ae}(z) + \frac{\rho_t}{1 - S(z)\rho_t}T(\theta_v, z)T(\theta_s, z)\right] \qquad (2.14)$$

où $T_g(\theta_s, \theta_v$,z) est la transmission gazeuse. Pour l'absorption gazeuse, les calculs sont faits jusqu'au niveau de l'instrument. Pour les longueurs d'onde dans le visible, l'absorption par l'ozone O_3 est négligée parce que, dans la plupart des cas, l'ozone se trouve au-dessus de l'instrument. Par contre, l'absorption par la vapeur d'eau H_2O est très sensible à la hauteur de l'instrument jusqu'à 4 km. Si le canal utilisé est sensible à l'absorption par

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

la vapeur d'eau, il est recommandé de prendre le profil de vapeur d'eau adéquat pour l'inclure dans le calcul.

Pour le calcul de la réflectance et de la transmittance, l'approximation d'une atmosphère équivalente est utilisée, c'est-à-dire :

$$\rho_r(z) \cong \rho_r(z = \infty, \tau_r(0 \to z)) \tag{2.15}$$

$$T(\tau_r, \theta_v, z) \cong T(\tau_r(0 \to z), \theta_v, z = \infty) \tag{2.16}$$

Les calculs sont faits en considérant tout l'atmosphère mais avec une épaisseur optique équivalente à l'épaisseur optique entre la surface et l'instrument.

La hauteur de l'avion correspond à une des multiples couches utilisées dans les ordres successifs, ceci permet un calcul exact de la réflectance et de la transmittance pour un mélange réaliste entre aérosols et diffusion Rayleigh.

2.1.3 Signal Lidar

Le modèle de transfert radiatif nécessaire dans l'inversion doit livrer comme variable de sortie la radiance et le profil vertical du coefficient de rétrodiffusion. Jusqu'à présent nous avons seulement décrit l'outil qui permet le calcul de la radiance au moyen de la simulation des multiples interactions entre la radiation et les aérosols (le modèle 6S). Pour le calcul du profil de coefficient de rétrodiffusion, nous appliquons la même équation du signal lidar (éq. 2.3) présentée dans la section 2.1.1 mais avec quelques modifications. Dans le modèle simplifié, tant la fonction de phase à 180° que l'albédo de diffusion simple de l'équation du signal lidar étaient prescrits et calculés off line. Toutefois, le modèle 6S inclut le calcul des propriétés optiques au moyen de la théorie de Mie. En ajoutant ces variables dans la sortie du modèle 6S et en les incorporant dans l'équation 2.3, nous pouvons simuler le profil vertical du coefficient de rétrodiffusion en prenant compte de la diffusion Rayleigh des interactions des aérosols avec la radiation considérées en 6S.

2.2 Introduction aux outils de minimisation

Une des étapes dans l'inversion ou l'assimilation de données satellitaires est la minimisation d'une fonction coût choisie d'une manière appropriée pour chaque problème. La fonction coût peut inclure plusieurs termes comme un terme d'écart à l'ébauche et un terme d'écart aux observations. Dans ce cas, minimiser la fonction coût permet d'obtenir la valeur de la variable de contrôle qui représente le meilleur compromis entre observations et ébauche.

Pendant la thèse, nous avons utilisé deux algorithmes de minimisation. Nous avons d'abord commencé avec le logiciel M1QN3 développé par l'INRIA avant d'utiliser un algorithme de mémoire limitée pour les optimisations avec contrainte (L-BFGS-B). Bien qu'il

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

existe de multiples méthodes d'optimisation différentes, choisir l'une ou l'autre n'est pas toujours réalisé uniquement sur la base de critères objectifs. Dans notre cas, les principales raisons qui nous ont poussé à changer de M1QN3 à L-BFGS-B ont été d'une part que ce dernier algorithme a moins de paramètres à adapter pour obtenir la convergence, ce qui facilite son application, et d'autre part, que grâce aux collaborations que nous avons établies pendant la thèse, nous avons eu un plus grand soutien quant à son fonctionnement.

Dans ce chapitre, nous présenterons les deux algorithmes utilisés. Le logiciel M1QN3 sera présenté de manière brève tandis que pour L-BFGS-B, nous entrerons dans plus de détail. Nous avons utilisé le logiciel M1QN3 au début de la thèse, partie qui sera présentée dans les premières sections du chapitre 3. Le logiciel L-BFGSB, par contre, a été utilisé pendant la plus grande partie de la thèse, ce qui correspond aux sections 3.3 et suivantes.

Les deux algorithmes résolvent le problème de trouver un x_0 qui minimise au mieux la fonction coût, c'est-à-dire :

$$f(x_0) = \min(f(x) \ ; \ x \in \Re^n) \tag{2.17}$$

Cela est réalisé à l'aide d'une méthode quasi-Newton, c'est-à-dire, sans le calcul explicite de la matrice des dérivées secondes (le Hessien). A chaque itération, ces méthodes mettent à jour le Hessien avec l'utilisation des matrices de mémoire limitée. La grande différence entre les deux méthodes est alors qu'avec M1QN3, on ne peut résoudre que des problèmes non délimités, L-BFGS-B peut aussi être appliqué à des problèmes avec des solutions délimitées.

2.2.1 Module M1QN3

Cet algorithme a deux modes d'opération, apellés SIS (à partir de l'anglais *Scalar Initial Scaling*) et DIS (à partir de l'anglais *Diagonal Initial Scaling*). Le principe de fonctionnement est le même pour les deux modes. Toutefois, avec DIS on devrait obtenir de meilleurs résultats qu'avec SIS, aux dépenses d'un vecteur additionnel de stockage, car il utilise un préconditionnement plus sophistiqué qui améliore son algorithme (Gilbert et Lemaréchal, 1995).

A chaque itération k ($k \geq 1$), une direction d_k est déterminée vers le minimum de f autour de x_k. La direction de descente est définie comme :

$$d_k = -H_k g_k \tag{2.18}$$

où H_k^{-1} représente l'approximation du Hessien de f en x_k et g_k est le gradient de f en x_k. Ensuite, la taille du pas de progression ρ_k le long de d_k est calculée grâce à une procédure de recherche de ligne. La nouvelle valeur x_{k+1} est calculée comme

$$x_{k+1} = x_k + \rho_k d_k \tag{2.19}$$

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

2.2.2 Module L-BFGS-B

La description de l'algorithme de minimisation présentée ci-dessous est prise de Zhu et al. (1994) et Byrd et al. (1994). Pour chaque élément du vecteur de contrôle x_k on peut définir éventuellement une borne inférieure l_k et/ou une borne supérieur u_k. Au début de chaque itération k, l'algorithme de minimisation forme une approximation quadratique de la fonction à diminuer f autour x_k, qui s'exprime comme :

$$m_k(x) = f(x_k) + g_k^T(x - x_k) + \frac{1}{2}(x - x_k)^T B_k(x - x_k) \tag{2.20}$$

où x_k représente la valeur de la variable à minimiser lors de l'itération k, g_k le gradient de la fonction f et B_k correspond à l'approximation de mémoire limitée BFGS du Hessien. Cette approximation est mise à jour à chaque itération.i

L'algorithme minimise la fonction m_k sujette aux limites supérieure (u) et/ou inférieure (l) données en entrée au logiciel L-BFGS-B. Ceci est fait en deux étapes. D'abord, la méthode de projection du gradient est utilisée pour trouver un jeu de variables actives, c'est-à-dire, des variables qui seront tenues fixes à leurs limites. Ensuite, la fonction quadratique m_k est minimisée par rapport aux variables libres.

Pour commencer, on considère la fonction linéaire par morceaux linéaires

$$x(t) = P(z_k, l, u) \tag{2.21}$$

où $z_k = x_k - t\, g_k \ \forall k$. Cette fonction est obtenue par la projection de la direction de descente la plus rapide sur la région autorisée, où

$$P(x, l, u)|_i = \begin{cases} l_i & \text{si } x_i < l_i \\ x_i & \text{si } x_i \in [l_i, u_i] \\ u_i & \text{si } x_i > u_i \end{cases} \tag{2.22}$$

et l_i, u_i représentent les limites inférieures et supérieures de la composant x_i du vecteur x. Après, on calcule le premier minimum local, également appelé point généralisé de Cauchy x^c, de la fonction univariable et quadratique par morceaux

$$q_k(t) = m_k(x(t)) \tag{2.23}$$

Les variables dont la valeur à x^c est à la limite inférieure ou supérieure, comprenant le jeu de variables actives $A(x^c)$, sont tenues fixes. Finalement, le problème est réduit à la minimisation de la fonction quadratique suivante dans l'espace des variables libres :

$$\begin{aligned} &\min\{m_k(x) \text{ avec } x_i = x_i^c, \forall i \in A(x^c)\} \\ &\text{sujet à } l_i \le x_i \le u_i \ \forall i \notin A(x^c) \end{aligned} \tag{2.24}$$

On résout d'abord la minimisation en ignorant les limites des variables libres, et après on tronque le chemin vers la solution afin de satisfaire les limites. Une fois qu'une

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

solution approximée x'_{k+1} a été trouvée, on calcule la nouvelle valeur x_{k+1} au travers d'une recherche de ligne le long de $d_k = x'_{k+1} - x_k$ qui satisfait la condition de diminution suffisante :

$$f(x_{k+1}) \leq f(x_k) + \alpha \, \lambda_k \, g_k^T \, d_k \tag{2.25}$$

et qui essaye aussi d'imposer la condition de courbure suivante :

$$|g_{k+1}^T d_k| \leq \beta |g_k^T d_k| \tag{2.26}$$

où λ_k est la taille de pas et α, β sont des paramètres qui, dans le code, ont comme valeurs respectives 10^{-4} et 0.9. La direction de recherche est définie comme le vecteur entre la variable d'itération actuelle et la solution approximée x'_{k+1}. Finalement, on évalue le gradient en x_{k+1}, on calcule une nouvelle approximation du Hessien de mémoire limitée B_{k+1} et on peut commencer une nouvelle itération.

La routine de minimisation peut terminer son exécution soit parce que l'utilisateur force son arrêt à travers une instruction appropriée, soit par exemple que l'algorithme ne fait pas plus qu'un certain nombre d'itérations, soit parce qu'un des deux tests d'arrêt est actif. Le premier de ces tests est :

$$\frac{(f_k - f_{k+1})}{\max(|f_{k+1}|, |f_k|, 1)} \leq \kappa \, \varepsilon_{machine} \tag{2.27}$$

où $\varepsilon_{machine}$ représente la précision de la machine, produite automatiquement par le programme, et κ est un paramètre contrôlé par l'utilisateur. La valeur de ce paramètre donne à l'utilisateur le contrôle sur la précision de la solution, et indirectement sur le nombre d'itérations. La valeur typique pour κ sur une machine de 15 chiffres de précision en double précision est 10^{12} pour une faible précision, 10^7 pour une précision modérée et 10^1 pour une précision élevée. Si la valeur de κ est 0 le programme arrêtera son exécution seulement si la fonction reste constante après une itération. Le deuxième test est basé sur la projection du gradient. Le principe de ce test est que la projection du gradient sur l'espace tangent aux limites actives doit être 0 sur le minimum local du problème avec contrainte. Le programme s'arrête quand la norme infinie de la projection du gradient est suffisamment faible

$$\|proj \; g\|_\infty \leq \epsilon \tag{2.28}$$

où ϵ correspond à un paramètre contrôlé par l'utilisateur et il n'est pas conseillé qu'il soit plus petit que la racine carrée de la précision de la machine.

Les avantages de cet algorithme de minimisation sont : (i) il est simple d'utilisation et on n'a pas besoin de donner des informations sur le Hessien ou sur la structure de

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

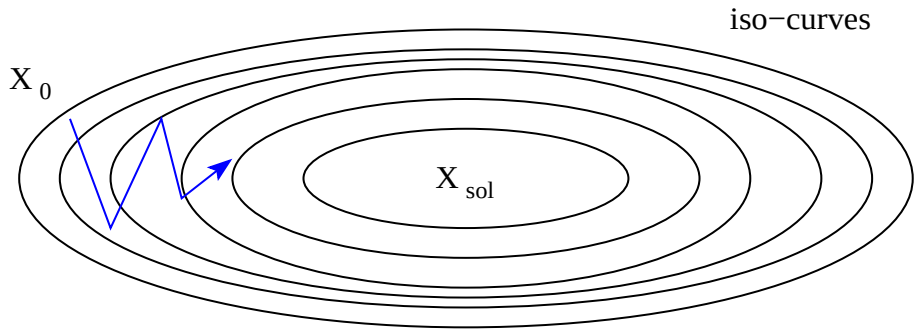


FIG. 2.4 – *Illustration des iso-courbes ou iso-surfaces de la fonction à minimiser et l'effet de vallée étroite sur la direction du gradient et l'impact sur l'efficacité de la minimisation. Figure reproduite de Bouttier and Courtier (1999).*

la fonction objective à minimiser, (ii) les besoins en mémoire sont modestes et peuvent être contrôlés par l'utilisateur et (iii) le coût de l'itération est faible et indépendant des propriétés de la fonction objective. Ceci permet à L-BFGS-B de résoudre de gros problèmes où la matrice Hessien est clairsemée ou difficile à calculer. Par contre, les inconvénients de cet algorithme sont : (i) il ne converge pas rapidement et pour des problèmes difficiles il peut nécessiter un grand nombre d'évaluations de la fonction objective pour converger, (ii) sur des problèmes fortement mal contraints il peut échouer à obtenir une précision élevée de la solution, et finalement (iii) il ne peut pas profiter de la connaissance de la structure du problème pour accélérer la convergence.

2.2.3 Préconditionnement

Dans notre schème d'inversion (décrit dans la section 2.4), nous récupérons deux variables avec différents ordres de grandeur. Ces variables sont le rayon modal d'aérosol et le coefficient d'extinction et leurs ordres de grandeur correspondants sont respectivement de 10^{-7} et 10^{-3}. Chacune de ces variables conditionnera la minimisation d'une manière différente. Ce n'est pas tellement leurs ordres de grandeur qui importent mais leurs variations qui affecteront la minimisation. Ces variations affecteront la forme des *iso-surfaces* de la fonction à minimiser. Dans le cas idéal où le problème est bien conditionné, les iso-surfaces se situent sur une sphère. Par contre, si une dimension de la variable de contrôle domine sur les autres, la sphère peut être déformée dans des ellipses étroites. Ce phénomène s'appelle l'effet de *vallée étroite*. En raison de l'ellipticité des iso-surfaces, le gradient de la fonction est dans la plupart des endroits presque orthogonal à la direction du minimum. Ceci ralentira la minimisation parce que l'algorithme gaspillera beaucoup d'itérations avant d'atteindre le minimum (Bouttier et Courtier, 1999) (Figure 2.4).

Un indicateur de l'ellipticité des iso-surfaces de la fonction à minimiser est le *nombre de conditionnement*. Il décrit la difficulté de trouver le minimum dû au gradient g_k qui ne se dirige pas exactement vers la solution (Bouttier et Courtier, 1999). Le nombre de

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

conditionnement est défini comme le rapport entre la valeur propre la plus grande et la valeur propre la plus petite du Hessien de la fonction à minimiser. Plus grand le nombre de conditionnement est, plus *mal contraint* le problème est. Dans le cas idéal où le nombre de conditionnement est 1, les iso-surfaces sont sphériques et la direction du gradient est dirigé directement vers le minimum et la solution peut être trouvée avec une seule itération (Bouttier et Courtier, 1999).

Le conditionnement du problème peut être amélioré, entre autres, par un changement de variable physique ou par l'adimensionnalisation de la variable de contrôle dans toutes ses dimensions. La première méthode consiste à redéfinir la fonction à minimiser sur la base de variables avec des ordres de grandeur comparables avec un changement de variable par example. La seconde méthode par contre, consiste à redimensionner la variable de contrôle sur la base d'un critère donné. Dans ce dernier cas, le meilleur preconditionnateur est le Hessien et, plus d'information il y a sur le Hessien, meilleur sera le préconditionnement (Yang et al., 1996). Par simplicité, nous avons choisi la deuxième méthode et nous allons la présenter avec plus de détail une fois appliquée.

2.3 Différentiation automatique

2.3.1 Différentes façons d'obtenir le gradient d'une fonction

Comme indiqué dans la section précédente, une étape importante de la minimisation d'une fonction F est le calcul de son gradient. Nous présentons maintenant deux méthodes pour obtenir le gradient. La première correspond au calcul de gradient par différences finies tandis que la deuxième correspond au calcul de gradient en utilisant l'adjoint. L'avantage de cette dernière technique par rapport à la première, et son plus grand atout, est l'économie de temps de calcul pour des vecteurs de grande dimension.

Obtention du gradient par différences finies

La méthode des différences finies est basée sur le fait que l'on peut approximer les dérivées partielles comme le rapport entre la perturbation dans les domaines de sortie et d'entrée. Soit x_i $(i = 1...n)$ les composantes du vecteur de paramètres d'entrée X. De la même manière, soit y_j $(j = 1...m)$ les composantes du vecteur de paramètres de sortie Y. Ces deux vecteurs sont liés par la fonction F :

$$Y = F(X) \tag{2.29}$$

Le jacobien de F, noté $F'(X)$ est formé des dérivées partielles $\partial y_j/\partial x_i$ à un point donné X. Pour obtenir la dérivée selon la direction x_1, c'est-à-dire $\partial y_j/\partial x_1$, il faut intégrer le modèle une fois à partir d'une valeur sans perturbation suivi d'une deuxième intégration où x_1 a été perturbé par une quantité Δx_1. La dérivée directionnelle $\partial y_j/\partial x_1$ peut être approximée par la différence finie $\Delta y_j/\Delta x_1$. Par conséquent, il faut deux intégrations du modèle pour obtenir une colonne de la matrice jacobienne. Plus généralement, il faut

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

$p+1$ intégrations du modèle pour obtenir p colonnes du jacobien. Cette méthode est utile tant que le nombre de directions pour lesquelles on a besoin de à déterminer la dérivée partielle reste petit, mais devient dans la pratique totalement inutilisable si p est grand (Talagrand, 1991).

Obtention du gradient en utilisant l'adjoint

Dans plusieurs applications, plutôt que de s'intéresser à la sensibilité d'un grand nombre de paramètres de sortie par rapport à un petit nombre de paramètres d'entrée (cas précédent), on s'intéresse au cas inverse, à savoir la sensibilité d'un petit nombre de paramètres de sortie par rapport à un grand nombre de paramètres d'entrée. Par exemple, comme dans l'assimilation variationnelle, l'intérêt peut être de déterminer l'état initial qui représente le meilleur compromis entre observations et ébauche. Pour ceci, on regarde la sensibilité d'un paramètre de sortie (l'écart du modèle aux observations) par rapport à toutes les variables d'entrée qui déterminent l'état initial. La méthode de l'adjoint est particulièrement utile pour ce type de problème. Une intégration du modèle suivie par une intégration du modèle adjoint produit les dérivées partielles d'un paramètre de sortie par rapport à toutes les variables d'entrée. Si les dérivées partielles par différences finies produisent les colonnes de la matrice jacobienne, les dérivées partielles par l'adjoint produisent les lignes de la même matrice. Ceci illustre le fait que l'adjoint correspond à la transposée du jacobien.

Pour donner un exemple de ce que l'on vient de mentionner, nous allons partir de l'équation 2.29. La perturbation δy_j sur le paramètre de sortie y_j par rapport à la variable d'entrée X est donnée par :

$$\delta y_j = \sum_{i=1}^{n} \frac{\partial y_j}{\partial x_i}\, \delta x_i \qquad j = 1..m \tag{2.30}$$

ou en notation matricielle

$$\delta Y = F' \delta X \tag{2.31}$$

où δY correspond au vecteur de sortie perturbé et F' est la matrice du jacobien au point X. On va appeler l'équation 2.31 l'équation tangente linéaire de l'équation 2.29 à un point X. Soit $Y \rightarrow C(Y)$ une fonction scalaire du vecteur de sortie Y. La dérivée partielle de C par rapport au paramètre d'entrée x_i est donnée par :

$$\frac{\partial C}{\partial x_i} = \sum_{j=1}^{m} \frac{\partial y_j}{\partial x_i} \frac{\partial C}{\partial y_j} \qquad i = 1..n \tag{2.32}$$

Ceci montre que le vecteur gradient de la dérivée partielle de C par rapport aux paramètres d'entrée (appelé $\nabla_X C$) est lié au vecteur gradient $\nabla_Y C$ des dérivées partielles de C par rapport aux paramètres de sortie par la matrice jacobienne F'. Mais, alors que

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

dans l'équation 2.30, la somme est sur l'indice d'entrée i, dans l'équation 2.32, elle l'est sur l'indice de sortie j. On peut réécrire l'équation 2.32 de manière matricielle :

$$\nabla_X C = F'^* \, \nabla_Y C \tag{2.33}$$

où F'^* représente la transposée du jacobien F'.

Les équations 2.31 et 2.33 montrent que F' transforme une perturbation d'entrée en une perturbation de sortie de premier ordre tandis que la transposée du jacobien, F'^*, transforme le gradient d'une fonction par rapport à la sortie vers un gradient de la même fonction mais par rapport à l'entrée. Le but de la méthode adjointe est de calculer le gradient $\nabla_X C$ non pas par une perturbation explicite des paramètres d'entrée mais grâce à l'équation 2.33. Cette équation est valide pour n'importe quelle fonction scalaire C. Dans cette thèse, la fonction C sera la fonction coût qui sera détaillée après.

2.3.2 Sensibilité du signal lidar

Les colonnes de la matrice tangente linéaire H donnent la sensibilité de chaque paramètre de sortie par rapport à un paramètre d'entrée tandis que les colonnes de la matrice de l'adjoint H^{T} donnent la sensibilité d'un paramètre de sortie par rapport à tous les paramètres d'entrée (section 2.3.1). Pour mieux expliquer ceci nous allons illustrer les colonnes de la matrice adjoint en prenant pour exemple l'équation lidar (éq 2.3). Par souci de simplicité, nous allons considérer un modèle d'aérosols composé d'un seul mode et nous allons supposer connu l'albédo de diffusion simple et le coefficient de rétrodiffusion. Dans cette analyse, nous allons seulement considérer l'impact du profil de coefficient d'extinction sur le signal lidar.

Chaque profil de la Figure 2.5 montre la sensibilité du signal lidar à un niveau donné par rapport à un profil du coefficient d'extinction d'une couche d'aérosol uniforme verticalement. Par souci de clarté, nous expliquons ces profils en prenant le signal lidar au niveau 5 comme exemple (courbe rouge). Cette courbe en particulier correspond à la sensibilité du signal lidar du niveau 5 par rapport au coefficient d'extinction à chaque niveau. La sensibilité nulle au-dessous du niveau 5 reflète simplement le fait que ces aérosols n'ont pas d'impact sur le signal mesuré à ces niveaux. Le signal lidar mesuré à n'importe quel niveau est une combinaison de la rétrodiffusion à ce niveau et de l'extinction par les niveaux au-dessus (éq. 2.3). La sensibilité positive au niveau 5 est due au terme de rétrodiffusion dans le signal lidar. Une augmentation du coefficient d'extinction au niveau 5 produit une augmentation de la rétrodiffusion de ce niveau et ainsi une augmentation du signal mesuré. Une augmentation du coefficient d'extinction dans n'importe quel niveau au-dessus du niveau 5 augmente l'extinction de l'atmosphère au-dessus de ce niveau et réduit ainsi le signal rétrodiffusé venant du niveau 5 perçu par le lidar. Chaque profil présente le même comportement : une sensibilité négative au-dessus du niveau donné, positive à ce niveau particulier et une sensibilité nulle en-dessous de ce niveau. Finalement, la sensibilité du signal lidar au coefficient d'extinction diminue avec des niveaux

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

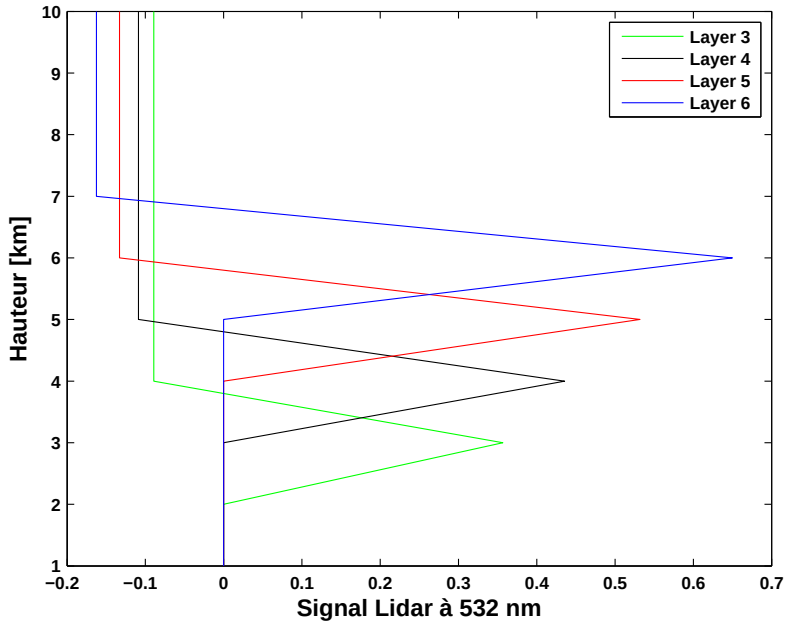


FIG. 2.5 – *Sensibilité du signal lidar à 532 nm pour le niveau 3 (vert), 4 (rose), 5 (rouge) et 6 (bleu) à une variation du coefficient d'extinction à différents niveaux. La sensibilité est évaluée autour d'un profil d'une couche d'aérosol uniforme verticalement.*

décroissants puisque chaque couche inférieure "voit" moins de signal que la couche du dessus.

2.3.3 Différentes façons d'obtenir un tangent linéaire et un adjoint

Avant le développement des logiciels de différentiation automatique (DA), la seule manière d'obtenir l'adjoint d'un modèle était de le développer à la main. Le grand nombre d'applications de la méthode de l'adjoint dans les études de sensibilité ou d'assimilation a contribué à la génération de multiples outils de DA, dont plusieurs sont disponibles sur le web (voir *http ://www.autodiff.com* ou *http ://www.autodiff.org*). Nous allons présenter dans cette section les deux méthodes en donnant plus de détails sur la DA qui est la méthode utilisée dans cette thèse. Nous allons baser cette section et la suivante sur le manuel d'utilisateur de TAPENADE (Hascoët et Pascual, 2004), ainsi que sur les références Araya-Polo et Hascoët (2004) et Hascoët (2004). Cependant, le lecteur est renvoyé aux documents sources pour plus d'informations.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Obtention de l'adjoint à la main

Pour illustrer l'obtention de l'adjoint à la main, nous allons suivre les *Lecture notes* de Marta Janiskova du CEPMMT et, en guise de simplicité, nous allons développer l'adjoint pour l'équation qui simule le signal lidar pour une atmosphère avec un seul mode d'aérosols de telle façon que l'équation 2.3 peut être réécrite de manière discrétisée comme :

$$SL_k = \eta\, \sigma_k\, exp\left(-2 \sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j\, \Delta z_j\right) \tag{2.34}$$

où $\eta = C\beta\omega$ réunit les termes constants et k_{max} représente le sommet de notre atmosphère décrite dans la section 2.1.1. La variable de contrôle dans ce cas sera le profil vertical du coefficient d'extinction σ_k à une longueur d'onde donnée sur les 10 niveaux de l'atmosphère.

Comme présenté dans la section 2.3.1, l'adjoint correspond à la transposée de la matrice jacobienne, par conséquent la première étape consistera à obtenir l'équation tangente linéaire et ensuite l'adjoint en transposant la matrice de l'équation tangente linéaire. Nous allons commencer par présenter le système d'équations non linéaire en sa version discrétisée. Notre système d'équations est composé par une équation du signal lidar et une équation avec l'identité du coefficient d'extinction par couche, donc le système a finalement une dimension de 20. Nous allons présenter l'obtention de l'adjoint pour un niveau k :

$$\begin{cases} \sigma_k = \sigma_k \\ SL_k = \eta\ \sigma_k\ \exp\left(-2 \sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j\ \Delta z_j\right) \end{cases} \tag{2.35}$$

On obtient le modèle tangent linéaire en différentiant l'équation 2.35 par rapport au coefficient d'extinction :

$$\begin{cases} \delta\sigma_k = \delta\sigma_k \\ \delta SL_k = \eta\ \delta\sigma_k\ \exp\left(-2 \sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j \Delta z_j\right) - 2\eta\ \sigma_k\ \exp\left(-2 \sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j\ \Delta z_j\right) \sum_{i=k}^{k_{max}}\ \delta\sigma_i\ \Delta z_i \end{cases} \tag{2.36}$$

Le système d'équations présenté ci-dessus peut être réécrit en forme matricielle à travers d'une matrice de dimension $2k_{max} \times 2k_{max}$. Les premières k_{max} lignes représentent l'équation perturbée d'identité pour le coefficient d'extinction à chaque niveau et les k_{max} lignes suivantes correspondent à l'équation perturbée du signal lidar pour chaque couche atmosphérique. L'équation 2.36 devient alors en forme matricielle :

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

$$\begin{pmatrix} \delta\sigma_1 \\ \vdots \\ \delta\sigma_k \\ \vdots \\ \delta\sigma_{k_{max}} \\ \delta SL_1 \\ \vdots \\ \delta SL_k \\ \vdots \\ \delta SL_{k_{max}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & 0 & 1 & 0 & \vdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 0 & \vdots & & \vdots \\ 0 & & \cdots & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \alpha^{11} & \cdots & \cdots & \cdots & \alpha^{1k_{max}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & 0 & \alpha^{kk} & \alpha^{kl} & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & \alpha^{k_{max}k_{max}} & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\sigma_1 \\ \vdots \\ \delta\sigma_k \\ \vdots \\ \delta\sigma_{k_{max}} \\ \delta SL_1 \\ \vdots \\ \delta SL_k \\ \vdots \\ \delta SL_{k_{max}} \end{pmatrix} \tag{2.37}$$

où α^{kl} est défini comme :

$$\alpha^{kl} = \begin{cases} \eta \ \exp\left(-2\sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j \Delta z_j\right) - 2\eta \ \sigma_k \ \Delta z_l \ \exp\left(-2\sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j \Delta z_j\right) & \text{si } k = l \\ -2\eta \ \sigma_k \ \Delta z_l \ \exp\left(-2\sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j \Delta z_j\right) & \text{si } k < l \end{cases} \tag{2.38}$$

Pour faire la différence entre les variables du système tangent linéaire et l'adjoint, nous allons suivre la notation du document cité précédemment. Les variables adjointes seront désignées avec une *. Le système adjoint sous forme matricielle s'obtienne en transposant la matrice de l'équation 2.37 :

$$\begin{pmatrix} \delta\sigma_1^* \\ \vdots \\ \delta\sigma_k^* \\ \vdots \\ \delta\sigma_{k_{max}}^* \\ \delta SL_1^* \\ \vdots \\ \delta SL_k^* \\ \vdots \\ \delta SL_{k_{max}}^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & \alpha^{11} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & & \vdots & & \ddots & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & 1 & \ddots & \vdots & \vdots & & \alpha^{kk} & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 0 & & & \alpha^{kl} & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 1 & \alpha^{1k_{max}} & \cdots & \cdots & & \alpha^{k_{max}k_{max}} \\ 0 & & \cdots & & 0 & 0 & & \cdots & & 0 \\ \vdots & & & & \vdots & \vdots & & & & \vdots \\ 0 & & & & 0 & 0 & & & & 0 \\ \vdots & & & & \vdots & \vdots & & & & \vdots \\ 0 & & \cdots & & 0 & 0 & & \cdots & & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\sigma_1^* \\ \vdots \\ \delta\sigma_k^* \\ \vdots \\ \delta\sigma_{k_{max}}^* \\ \delta SL_1^* \\ \vdots \\ \delta SL_k^* \\ \vdots \\ \delta SL_{k_{max}}^* \end{pmatrix} \tag{2.39}$$

ce qui donne comme équation pour une ligne k :

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

$$\begin{cases} \delta\sigma_k^* = \delta\sigma_k^* + \sum_{i=1}^{k} \alpha^{ik}\ \delta SL_i^* \\ \delta SL_k^* = 0 \end{cases} \tag{2.40}$$

En combinant les équations 2.38 et 2.40 nous obtenons le système d'équations du modèle adjoint de notre signal lidar :

$$\begin{cases} \delta\sigma_k^* = \delta\sigma_k^* + \eta\ \exp\left(-2\sum_{j=k}^{k_{max}} \sigma_j \Delta z_j\right) \delta SL_k^* - 2\eta\ \Delta z_k \sum_{i=1}^{k}\ \sigma_i\ \exp\left(-2\sum_{j=i}^{k_{max}} \sigma_j\ \Delta z_j\right)\ \delta LS_i^* \\ \delta SL_k^* = 0 \end{cases} \tag{2.41}$$

Si le système d'équations du tangent linéaire (équation 2.36) nous donne comme sortie la perturbation du signal lidar pour une perturbation d'entrée en coefficient d'extinction, les équations adjointes (équation 2.41) nous donnent, pour une perturbation du signal lidar, une perturbation du coefficient d'extinction.

Obtention de l'adjoint par différentiation automatique

La différentiation automatique (DA) est un outil informatique qui différentie les codes. Elle prend comme entrée un code P qui à partir d'un vecteur $X \in \Re^n$ calcule un vecteur $Y = F(X) \in \Re^m$. L'outil de DA crée deux nouveaux codes qui correspondent au tangent linéaire de F et à l'adjoint du tangent lineaire (Hascoët, 2004).

Les codes se composent d'une série d'instructions que l'on peut représenter comme :

$$P = I_1; I_2; ...; I_{p-1}; I_p \tag{2.42}$$

où chaque instruction correspond à une fonction élémentaire f_i, et la composition de ces fonctions forme le modèle mathématique :

$$F = f_p \circ f_{p-1} \circ ... \circ f_2 \circ f_1 \tag{2.43}$$

avec $F :\ X \in \Re^n \rightarrow Y \in \Re^m$ et $Y = F(X)$

Si on définit X_k comme les valeurs de toutes les variables après les instructions 1 à k, autrement dit, $X_0 = X$ et $X_k = f_k(X_{k-1})$, on obtient le jacobien F' de F par différentiation de chaque fonction élémentaire f_i :

$$F'(X) = f_p'(X_{p-1}) \cdot f_{p-1}'(X_{p-2}) \cdot ... \cdot f_1'(X_0) \tag{2.44}$$

Dans le code P', l'équation précédente se traduit en la séquence d'instructions suivante :

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

$$P' = I'_1; I_1; I'_2; I_2; ...; I'_{p-1}; I_{p-1}; I'_p \tag{2.45}$$

Dans la pratique, le jacobien F' est très coûteux à calculer et à garder en mémoire. En fait, dans l'équation 2.43, les multiplications comprennent des matrices de dimension $m \times n$. Quelques problèmes sont résolus en utilisant seulement quelques projections de $F'(X)$. On peut être intéressé seulement par les sensibilités $F'(X) \times \dot{X}$ dans une direction donnée $\dot{X}$ de l'espace d'entrée. A partir de l'équation 2.44, la sensibilité s'écrit comme :

$$F'(X) \times \dot{X} = f'_p(X_{p-1}) \times f'_{p-1}(X_{p-2}) \times ... \times f'_1(X_0) \times \dot{X} \tag{2.46}$$

ce qui est facilement calculé de droite à gauche grâce à la multiplication du vecteur $|\dot{X}|$ avec une matrice $|f'_k(X_{k-1})|$. Les produits $matrice \times vecteur$ sont moins coûteux à évaluer que les produits $matrice \times matrice$. Les derivées des intructions peuvent être intercalées avec les instructions de code originales. Ceci est le principe du mode tangent de la DA.

Plutôt que de calculer les dérivées directionnelles de F, pour des problèmes d'optimisation ou d'assimilation, on souhaite obtenir le gradient de F, c'est-à-dire $F'^*(X) \times \bar{Y}$. Le gradient est seulement défini pour une fonction scalaire, alors on definit la fonction scalaire $Y^* \times \bar{Y}$ où Y^* est la transposée du vecteur Y et $\bar{Y}$ un vecteur d'entrée du programme différentié. Le gradient de notre fonction scalaire, $Y^* \times \bar{Y}$, par rapport à X est $F'^*(X) \times \bar{Y}$ ou F'^* est la transposée du jacobien. A partir de l'équation 2.44, le gradient est :

$$F'^*(X) \times \bar{Y} = f'^*_1(X_0) \times f'^*_2(X_1) \times ... \times f'^*_{p-1}(X_{p-2}) \times f'^*_{p-2}(X_{p-1}) \times \bar{Y} \tag{2.47}$$

Pour les mêmes raisons que pour le mode tangent linéaire, l'équation 2.47 est plus facilement évaluée de droite à gauche.

2.3.4 TAPENADE : une courte description

TAPENADE est un logiciel de différentiation automatique (DA) développé par le groupe TROPICS (acronyme pour TRansformations et Outils Informatiques Pour le Calcul Scientifique) de l'Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA) de Sophia-Antipolis. L'outil a été créé à partir de la version 1.7 du logiciel ODYSSEE en janvier 2002. Etant donnée la source d'un programme original, TAPENADE produit un nouveau programme qui calcule la dérivée demandée. Les programmes peuvent être donnés en langage FORTRAN77 ou FORTRAN95. On a le choix d'obtenir un code en mode tangent ou en mode adjoint. Dans le mode adjoint, il y a des valeurs intermédiaires qui sont nécessaires pour calculer le gradient. Pour ceci, il existe deux stratégies qui peuvent être utilisées : *recompute all* (les valeurs intermédiaires sont recalculées quand on en a besoin) ou *store all* (les valeurs sont calculées dans un premier passage, enregistrées

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

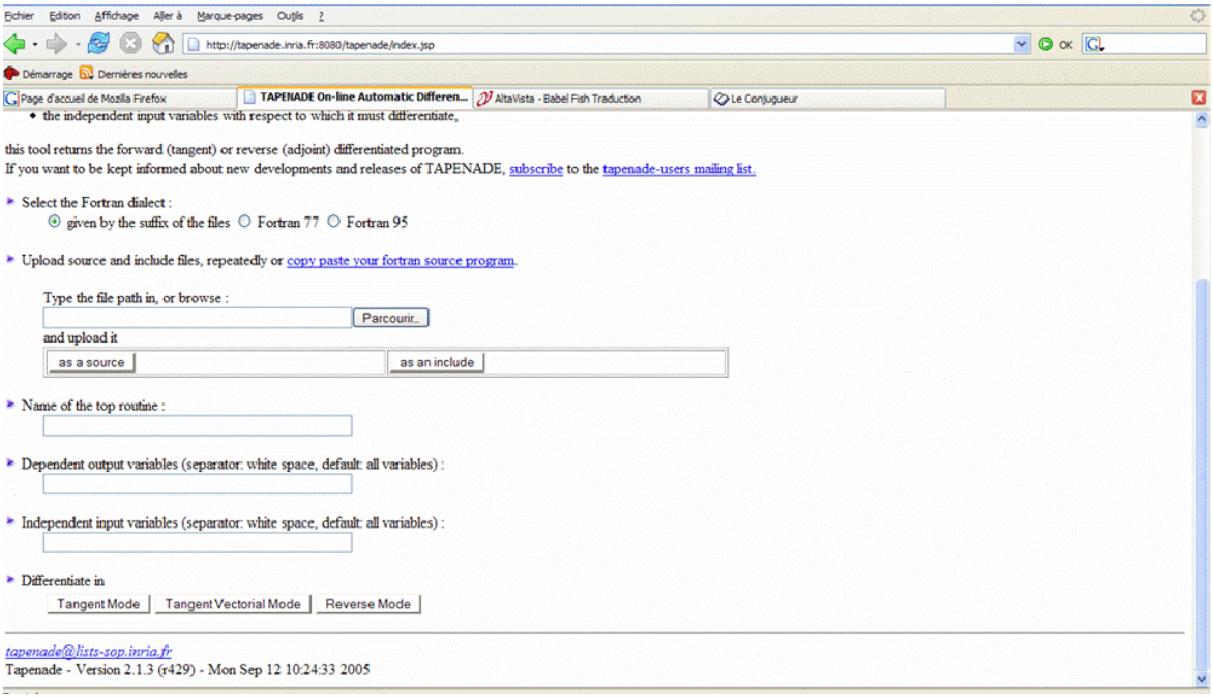


FIG. 2.6 – *Interface du logiciel de différentiation automatique TAPENADE*

et relues quand on en a besoin). TAPENADE se sert de cette dernière méthode pour traiter les valeurs intermédiaires. Il dispose de routines de sauvegarde (PUSH) et de lecture (POP) écrites en langage C qui permettent d'accomplir cette fonction pour des variables de différents types (réel, entier ou complexe) et précisions (simple ou double).

Comme les autres logiciels de DA, TAPENADE permet à l'utilisateur de limiter la différentiation à un certain nombre de variables de sortie Y, appelées les variables dépendantes, par rapport aux quelques variables d'entrée X, appelées variables indépendantes. Cette information est propagée dans le code de telle manière d'éviter que la différentiation soit faite par rapport à toutes les variables et ainsi obtenir un adjoint plus court et plus rapide.

TAPENADE dispose de deux options pour son utilisation, soit au travers de son serveur web, avec l'avantage d'avoir toujours la dernière version à sa disposition, soit comme un outil qui peut être téléchargé et utilisé à partir d'une ligne de commande ou d'un script Unix. L'avantage de cette dernière option est qu'elle permet d'économiser du temps si l'on s'en sert souvent. Les Figures 2.6 et 2.7 présentent l'interface de TAPENADE sur le site web. La Figure 2.6 correspond à l'interface pour entrer les routines du code qui vont être différentiées, ainsi que le mode de différentiation et les variables indépendantes d'entrée et dépendantes de sortie. La Figure 2.7 montre la sortie d'une différentiation, à gauche le logiciel montre le modèle direct et à droite sa version différentiée avec les

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

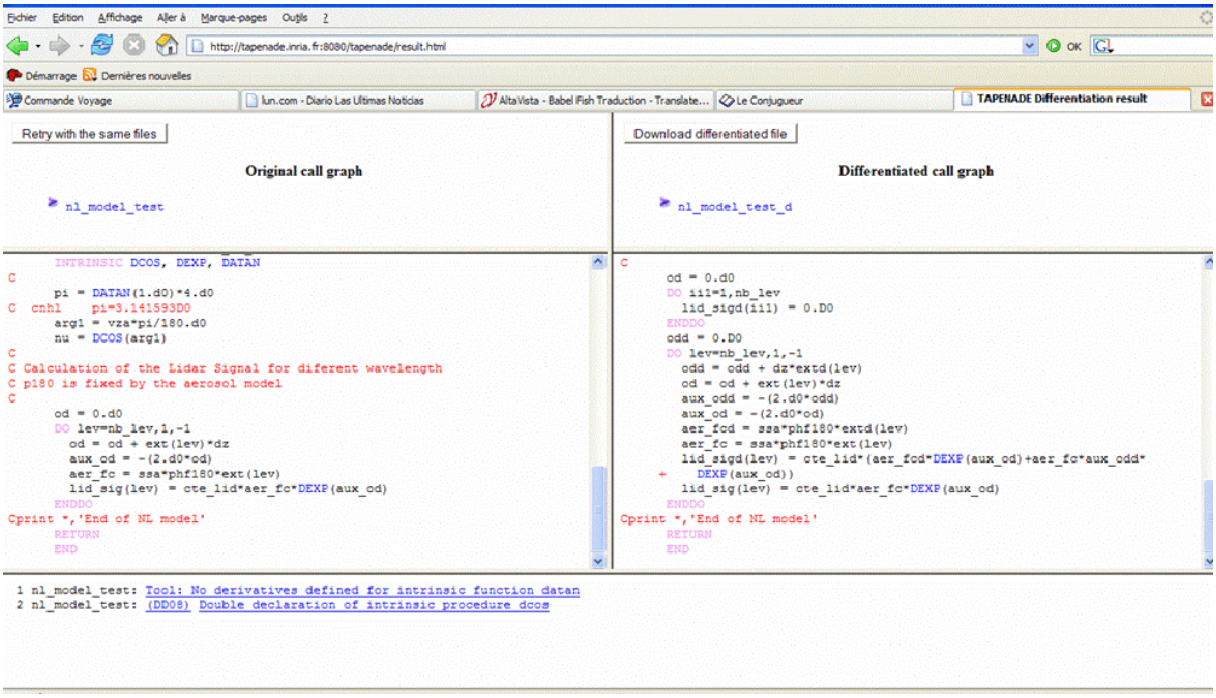


FIG. 2.7 – *Interface de la sortie de la différentiation en utilisant la version en-ligne de TAPENADE*

commentaires de la différentiation en bas.

Différentiation automatique avec TAPENADE

Nous allons présenter le résultat de TAPENADE pour le modèle du signal lidar défini par l'équation 2.3 dans la section 2.1.1. Nous avons obtenu les modèles tangent linéaire et adjoint à partir de la ligne de commande. Pour obtenir le modèle tangent linéaire, la commande et ses options sont :

```
tapenade -r8 -dr8 -inputlanguage fortran -d -outvars "lid_sig" -vars  "ext"
nl_model_test.f
```

et pour le modèle adjoint la commande correspondante est :

```
tapenade -r8 -dr8 -inputlanguage fortran -b -outvars "lid_sig" -vars  "ext"
nl_model_test.f
```

La seule différence entre ces deux lignes est l'option qui détermine le mode de dérivation. Dans le premier cas, la dérivée directionnelle est donnée par l'option `-d` alors que pour le dernier cas le mode inverse est contrôlé par l'option `-b`. Les autres options de la ligne de commande définissent la précision des variables à traiter (`-r8`), le langage de programmation qui peut être fortran, fortran90 ou fortran95 (`-inputlanguage`), les

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

variables dépendantes de sortie (`-outvars`) et les variables indépendantes d'entrée (`vars`). A la fin de la ligne, on ajoute la liste des programmes à différentier en mettant en d'abord la subroutine qui fait appel à toutes les autres.

Ensuite, nous allons présenter le code du modèle du signal lidar après avoir introduit celui du modèle tangent linéaire et celui de l'adjoint à la fin. Par commodité, dans tous les exemples, nous allons omettre les lignes de commande qui ne font pas partie du modèle.

```
od=0.0
do k=k_max,1,-1
   od=od+ext(k)*dz(k)
   lid_sig(k)=cte_lid*ssa*phf180*ext(k)*exp(-2*od)
enddo
end
```

Le modèle tangent linéaire :

```
od = 0.
DO ii1=1,k_max
   lid_sigd(ii1) = 0.0
ENDDO
odd = 0.0
DO k=k_max,1,-1
   odd = odd + dz(k)*extd(k)
   od = od + ext(k)*dz(k)
   arg1d = -(2*odd)
   arg1 = -(2*od)
   lid_sigd(k) = cte_lid*ssa*phf180*(extd(k)*EXP(arg1)+ext(k)*arg1d
   * EXP(arg1))
   lid_sig(k) = cte_lid*ssa*phf180*ext(k)*EXP(arg1)
ENDDO
END
```

Et finalement le modèle adjoint :

```
od = 0.
DO k=k_max,1,-1
   od = od + ext(k)*dz(k)
   CALL PUSHREAL8(arg1)
   arg1 = -(2*od)
ENDDO
DO ii1=1,k_max
   extb(ii1) = 0.0
ENDDO
odb = 0.0
```

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007


```
DO k=1,k_max,1
   tempb = cte_lid*ssa*phf180*lid_sigb(k)
   arg1b = ext(k)*EXP(arg1)*tempb
   odb = odb - 2*arg1b
   extb(k) = extb(k) + dz(k)*odb + EXP(arg1)*tempb
   lid_sigb(k) = 0.0
   CALL POPREAL8(arg1)
ENDDO
DO ii1=1,k_max
   lid_sigb(ii1) = 0.0
ENDDO
END
```

On retrouve là, sous une forme optimisée, le code correspondant à l'équation 2.41.

Test du tangent linéaire et adjoint

Parce que TAPENADE est un outil en cours de développement, il est indispensable de vérifier que les codes tangent linéaire et adjoint produits sont réellement ce qu'ils sont censés être. Nous avons pu constater pendant la réalisation de cette étude que ce n'était pas toujours le cas et nous avons interagi plusieurs fois avec l'équipe qui développe TAPENADE afin que certains «bugs » soient corrigés. Il existe différents tests que l'on peut appliquer aux modèles différenciés pour vérifier leur qualité.

Dans la thèse, nous avons validé systématiquement les codes tangents en vérifiant que

$$\lim_{\varepsilon \to 0} \frac{F(X + \varepsilon \delta X) - F(X)}{F'(\varepsilon \delta X)} = 1 \tag{2.48}$$

Nous avons validé l'adjoint en appliquant un test similaire. On calcule le rapport entre le produit scalaire de la sortie du tangent linéaire pour un vecteur quelconque δX avec un vecteur quelconque de l'espace de sortie Y et le produit scalaire entre la sortie de l'adjoint appliqué à Y avec le vecteur de l'espace d'entrée δX :

$$\frac{\langle F'(\delta X), Y \rangle}{\langle \delta X, F^* Y \rangle} = 1 \tag{2.49}$$

L'équation précédente doit être valable pour tout δX et Y. Nous demandons que le rapport entre les deux normes soit de l'ordre de la précision de la machine utilisée pour faire le calcul. Dans la pratique, de plus ou moins bons résultats sont obtenus selon la machine et le compilateur. Avec notre PC, il est arrivé que nous devions accepter des différences de normes supérieures à plusieurs milliers de fois la précision de la machine.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Bugs

L'obtention d'un adjoint avec TAPENADE à partir d'un modèle non linéaire est triviale. Cela prend seulement quelques secondes pour faire la différentiation automatique. Les complications viennent au moment de valider l'adjoint. La solution des problèmes rencontrés dans cette étape peuvent prendre des heures, des jours voire des semaines. Pendant la thèse, les problèmes rencontrés étaient produits, entre autres, par la syntaxe elle-même des modèles, le stockage et la lecture a posteriori des valeurs intermédiaires et des erreurs dans le passage d'information entre les subroutines. Toutefois, un nombre réduit d'erreurs ont été provoquées par des problèmes de l'outil de DA lui-même. TAPENADE est un logiciel qui évolue constamment et par conséquent on peut rencontrer de problèmes (bugs) avec le code différentié. Pendant la thèse, nous avons rencontré quelques bugs liés à l'initiation des variables auxiliaires créées par TAPENADE et non initialisées par le logiciel et aussi des erreurs de différentiation dans le modèle direct. A cause de ces bugs, nous avons interagi avec le groupe TROPICS qui fournit un support pour résoudre les problèmes que les utilisateurs peuvent trouver pendant l'application. La solution à ces problèmes a été inclue dans les versions postérieures de TAPENADE et nous avons donc contribué à l'amélioration de ce logiciel.

2.4 Description du schéma d'assimilation

Au cours de la thèse, nous avons effectué de multiples et différents exercices d'inversion. Tout au début, les exercices ont consisté à inverser séparément le signal lidar et les mesures radiométriques en utilisant des modèles de transfert radiatif simplifiés (cas décrits respectivement dans les sections 3.2 et 3.1). Au fur et à mesure des exercices, on a augmenté, soit la complexité du modèle de transfert radiatif, soit les conditions d'inversion. Vers la fin de la thèse, nous utilisons un modèle de transfert radiatif (appelé 6S et décrit dans la section 2.1.2) qui simule les multiples interactions entre le système surface-atmosphère et le rayonnement solaire et on réalise une inversion couplée du signal lidar et des mesures radiométriques. La description de l'évolution des exercices d'inversion depuis le début jusqu'à la fin de la thèse est décrite de manière plus détaillée à partir du chapitre 3.

Dans toutes les inversions effectuées, le schéma appliqué a été le même. La différence entre les différents cas réside dans les conditions d'inversion : choix des variables inversées, choix de la précision de l'inversion, nombre de longueurs d'onde utilisées, valeurs a priori de la variable de contrôle, définition des matrices de covariance d'erreurs, etc. Dans cette section, nous allons présenter le schéma d'inversion de la manière la plus générale qui soit et nous ferons une description plus détaillée du schéma lorsque chaque cas particulier sera présenté.

Le schéma d'inversion est présenté schématiquement dans la Figure 2.8. Il est composé par un modèle de transfert radiatif décrit dans la section 2.1, le calcul de la fonction coût et son gradient et une routine d'optimisation qui permet la minimisation de la fonc-

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

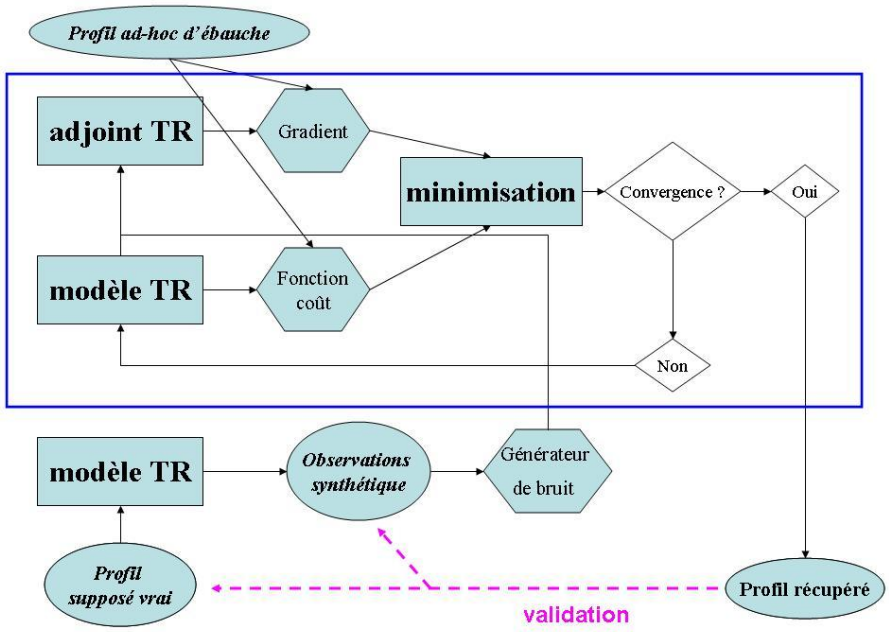


FIG. 2.8 – *Représentation schématique de l'inversion. Des observations synthétiques sont produites basées sur les propriétés d'aérosol. Le bruit est ajouté aléatoirement aux observations synthétiques.*

tion coût décrite dans la section 2.2. Nous allons consacrer cette section à la description du schéma d'inversion et de ses différentes composantes.

2.4.1 Calcul de la fonction coût et du gradient

Comme expliqué dans la section 1.3, le but de l'inversion variationnelle est de chercher un équilibre optimal entre les observations et l'information a priori. Notre fonction scalaire, à savoir la fonction coût, est définie comme l'écart d'une solution potentielle x et l'information a priori, x^b, et l'écart d'un vecteur donné d'observation, y^o, et les observations H$[x]$ correspondantes à x. Cette fonction est définie par l'équation suivante :

$$J(x) = \frac{1}{2}(x - x^b)^T B^{-1}(x - x^b) + \frac{1}{2}(y^\circ - H[x])^T R^{-1}(y^\circ - H[x]) \qquad (2.50)$$

où H est l'opérateur d'observation, $\boldsymbol{R}$ la matrice de covariance d'erreurs du vecteur d'observation et $\boldsymbol{B}$ la matrice de covariance d'erreurs du vecteur d'ébauche x^b. Dans notre cas, l'opérateur d'observation correspond au modèle de transfert radiatif, soit le modèle simplifié, soit le modèle plus complet 6S avec le calcul du signal lidar. Le vecteur d'observation, y^o, ainsi que le vecteur d'ébauche, x^b, et les matrices de covariance d'erreurs $\boldsymbol{R}$ et $\boldsymbol{B}$ seront détaillées dans les sections suivantes.

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

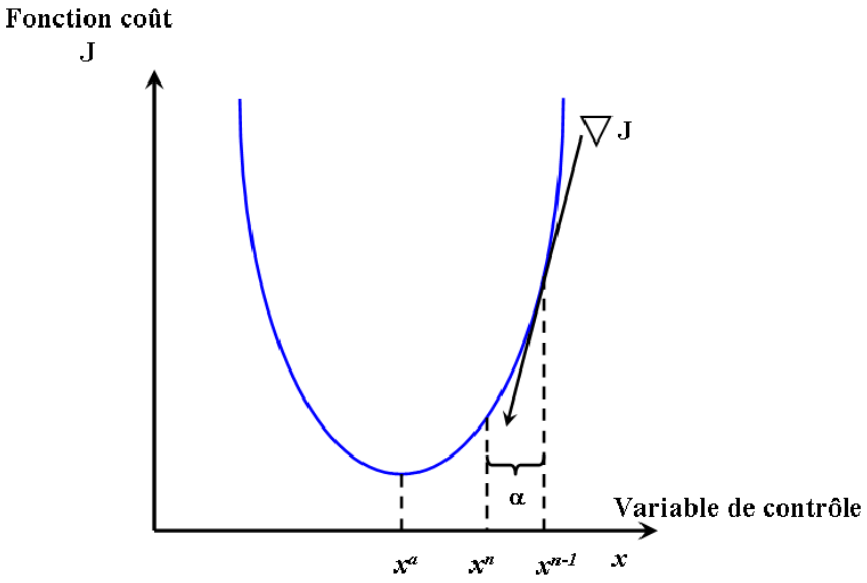


FIG. 2.9 – *Repésentation schématique du process itératif de convergence vers la solution.*

Si H est la version linéarisée de H et H^T l'opérateur d'adjoint de H, le gradient de la fonction coût peut s'écrire comme :

$$\nabla J(x) = B^{-1}(x - x^b) + \mathrm{H}^T R^{-1}(H[x] - y^\circ) \tag{2.51}$$

L'opérateur adjoint ou modèle adjoint H^T est obtenu grâce à la différentiation automatique de TAPENADE (section 2.3.4). Le gradient ou jacobien de la fonction coût (éq. 2.51) nous permet de minimiser la fonction coût (éq. 2.50) par l'application de l'algorithme de minimisation présenté dans la section 2.2.

L'inversion commence par la définition d'un point de départ de la variable de contrôle. Selon les cas, ce point de départ peut être la valeur d'ébauche, le vecteur nul ou un vecteur arbitraire. Ce vecteur initial permet de commencer la minimisation avec le calcul de la fonction coût et son gradient. A chaque itération, le vecteur de contrôle x est calculé comme :

$$x^n = x^{n-1} + \alpha \nabla J(x^{n-1}) \tag{2.52}$$

où ∇J représente le jacobien de la fonction coût et α est la longueur du pas de chaque itération (Figure 2.9). Le résultat final de la minimisation est la variable inversée (ou analyse) x^a. Selon le cas, la variable de contrôle peut inclure soit le profil du coefficient d'extinction (à 0.55 μm), soit le rayon modal de la distribution d'aérosols, soit les deux, et ceci pour un mode d'aérosols ou pour deux. La définition et la taille du vecteur de contrôle seront précisées dans chaque exemple d'inversion.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

2.4.2 Observations

En accord avec les objectifs de la thèse présentés dans l'introduction, nous avons considéré deux sources d'observations, à savoir le profil atmosphérique du signal lidar à deux longueurs d'onde (0.53 et 1.06 μm) et les luminances à six longueurs d'onde (0.53, 0.66, 0.86, 1.23, 1.65 et 2.13 μm). Les premières correspondent aux mesures faites par le lidar LEANDRE pendant la campagne de mesures FRENCH (chapitre 5) tandis que les secondes correspondent à celles effectuées par l'instrument MODIS à bord de la plateforme Aqua (section 1.2.3).

La thèse envisageait initialement d'appliquer le schéma d'assimilation aux données CALIOP et MODIS de l'Aqua-train, mais des retards réitérés ont empêché la mise en orbite de CALIPSO vers la fin 2004 comme il était prévu initialement. Le lancement a finalement eu lieu en avril de cette année. Face à l'impossibilité d'utiliser les données prévues pour la thèse et en raison de la complexité du problème, nous avons d'abord privilégié l'utilisation de données synthétiques avant d'utiliser de vraies observations. La décision précédente a été influencée par le fait que, bien que les applications de l'assimilation variationnelle soient nombreuses dans la météorologie, son utilisation est absente dans le domaine de l'inversion de propriétés optiques d'aérosols, ce qui est reflété par le peu de littérature sur le sujet.

Les mesures synthétiques ont été créées en utilisant le même modèle de transfert radiatif (décrit dans les sections 2.1.1 et 2.1.2) que celui utilisé dans le schéma d'inversion et en donnant des valeurs réalistes à la variable de contrôle. Pour la génération du signal lidar et des mesures du radiomètre, il faut fournir au modèle un profil du coefficient d'extinction et une distribution en taille des aérosols ainsi que son indice de réfraction pour chaque mode d'aérosols considéré dans l'assimilation.

Afin de reproduire l'erreur instrumentale, nous avons introduit du bruit dans les observations synthétiques. Un bruit gaussien est ajouté aux observations synthétiques pour simuler l'erreur de mesure de chaque instrument. Nous avons caracterisé le bruit des observations de deux manières différentes pendant la thèse. D'abord, nous avons considéré un bruit aléatoire de distribution normale avec un écart–type de 5 % du signal lidar mesuré et un écart–type équivalent à une erreur de 0.01 en épaisseur optique pour les mesures radiométriques. Cette caractérisation a été appliquée aux expériences présentées dans le chapitre 3. Ensuite, nous avons représenté l'erreur du radiomètre comme une erreur relative (Miura et al., 2000) et celui du signal lidar comme un combinaison de l'erreur d'étalonnage et d'un bruit de mesure (J. Pelon, communication personnelle).

L'erreur d'étalonnage s'applique uniformément sur la verticale et est parfois désignée comme biais mais on peut supposer une variation aléatoire d'une inversion à l'autre. A cette fin, dans le contexte de l'inversion variationnelle, ce biais peut être traité comme une erreur aléatoire mais avec une corrélation verticale. Cette erreur correspond au biais introduit dans les observations quand le signal mesuré est étalonné par rapport à la diffusion moléculaire. L'étalonnage est d'abord fait à 532 nm et correspond à un bruit de 5% du signal. A partir de données météorologiques livrées par un modèle, le coefficient de

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

rétrodiffusion est calculé en considérant seulement la diffusion moléculaire. Ceci est fait sur des niveaux supérieurs de l'atmosphère (∼40 km). Alors le coefficient d'étalonnage est déterminé en adaptant le signal mesuré pour coïncider avec le signal calculé. L'étalonnage à 1064 nm est effectué sur les nuages hauts en utilisant le signal normalisé à 532 nm et en supposant une fonction de transfert connue et égale à un. Cette procédure d'étalonnage introduit une forte corrélation dans l'erreur entre les deux longueurs d'onde. Toutefois, en raison d'une caractérisation insuffisante de cette corrélation et de l'absence d'une plus grande information à ce sujet, nous avons considéré une corrélation totale entre les deux longueurs d'onde.

L'erreur associée au bruit de la mesure dépend de paramètres comme l'élévation solaire et des paramètres de détection. Pour réduire ce type d'erreur, on peut moyenner le signal sur l'horizontale et la verticale. Pour le signal lidar à 532 nm, l'erreur correspond à 10 % de la mesure si on considère des données moyennes jusqu'avoir une résolution verticale 1 km et de 25 km dans l'horizontale. Pour le signal à 1064 nm par contre, l'erreur est de 20 % si on considère des données moyennées à une résolution verticale de 1 km et horizontale de 50 km.

Finalement, l'erreur du radiomètre est pris comme une erreur relative et égale à 2% à 530, 660 et 860 nm et égale à 3% à 1230, 1650 et 2130 nm. Cette erreur correspond à l'erreur due aux incertitudes d'étalonnage de la luminance (Miura et al., 2000).

Le vecteur de contrôle utilisé pour créer les observations synthétiques sera considéré comme étant le «vrai » état de l'atmosphère et nous allons le comparer avec la variable inversée et valider ainsi l'inversion.

2.4.3 Matrices de covariance d'erreurs

Les matrices de covariance d'erreurs pour les observations et de l'ébauche, respectivement $\boldsymbol{R}$ et $\boldsymbol{B}$, dans un système scalaire représentent simplement la variance, c'est-à-dire, la moyenne des carrés de l'écart à la moyenne. Dans un système multidimensionnel, les covariances d'erreurs sont des matrices carrées et symétriques où les éléments de la diagonale correspondent aux variances et les éléments hors de la diagonale correspondent aux covariances entre chaque paire de variables du modèle pour la matrice $\boldsymbol{B}$, ou covariances entre chaque paire d'observations pour la matrice $\boldsymbol{R}$ (Bouttier et Courtier, 1999).

La confiance assignée à la matrice $\boldsymbol{B}$ a varié dans les différents exercices, toutefois son poids dans la fonction coût a souvent été négligeable ou petit par rapport au terme correspondant aux observations. Des analyses de sensibilité effectuées pendant la thèse ont montré le rôle de la matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche sur les variables inversées. La matrice utilisée dans chaque cas sera présentée avec la description des différents cas d'assimilation effectués pendant la thèse. Toutefois, nous considérons que les termes de la variable de contrôle ne sont pas corrélés les uns aux autres et par conséquent la matrice $\boldsymbol{B}$ est une matrice diagonale (éq. 2.53). Elle peut par exemple prendre la forme suivante :

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

$$\boldsymbol{B} = \begin{pmatrix} B_{\sigma^1} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & & \vdots \\ \vdots & & B_{\sigma^m} & & \vdots \\ \vdots & & 0 & B_{r_f} & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & B_{r_C} \end{pmatrix} \tag{2.53}$$

où B_σ et B_r correspondent à l'erreur dans l'ébauche pour les coefficients d'extinction et pour le rayon, respectivement ; B_{r_f} correspond à l'erreur associée à l'ébauche du rayon des particules du mode fin, tandis que B_{r_C} est l'erreur associée à l'ébauche du rayon des particules du mode grossier.

La matrice $\boldsymbol{R}$ contient l'erreur instrumentale, l'erreur du modèle et l'erreur de représentativité. Cependant, dans les cas où nous employons des observations synthétiques dans l'inversion, nous ne considérons pas l'erreur du modèle dans notre expérience et non plus celle de représentativité.

La représentation de la matrice $\boldsymbol{R}$ change selon notre représentation de l'erreur instrumentale. Dans la section précédente, nous avons présenté l'évolution de cette erreur instrumentale pendant la thèse. Pour le premier cas, quand l'erreur des deux instruments est pris comme une bruit aléatoire de distribution normale, nous supposons que les erreurs d'observation ne sont pas corrélées les unes aux autres. Par conséquent, tous les termes non-diagonaux dans la matrice sont pris égaux à zéro (éq 2.54). Les termes diagonaux correspondent à une erreur de 5 % du signal atténué de rétrodiffusion pour le lidar et à une luminance équivalente à une épaisseur optique en aérosol de 0.01.

$$\boldsymbol{R} = \begin{pmatrix} R_{SL} & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & & & \vdots \\ \vdots & & R_{SL} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & R_L & & \vdots \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & R_L \end{pmatrix} \tag{2.54}$$

où R_{SL} et R_L correspondent respectivement à l'erreur intrumentale du lidar et du radiometre.

Par contre, quand l'erreur pour le lidar est représentée comme une combinaison d'un biais lié à l'étalonnage et un écart–type lié au bruit, il y a de fortes corrélations entre le signal à 532 nm et à 1064 nm. Ceci produit que les termes non-diagonaux de la partie de la matrice $\boldsymbol{R}$ correspondant au lidar soient différents de zéro (éq. 2.55).

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

$$\boldsymbol{R} = \begin{pmatrix} R_{SL} & & cov(SL) & 0 & \cdots & 0 \\ & & & & & \vdots \\ cov(SL) & & R_{SL} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & R_L & & \vdots \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & R_L \end{pmatrix} \tag{2.55}$$

où *cov(SL)* correspond à la corrélation des signaux lidar entre les longueurs d'onde et les niveaux.

Cette nouvelle définition des erreurs instrumentales, et par conséquent la nouvelle, matrice $\boldsymbol{R}$ aussi, a été appliquée au schéma d'inversion à partir du chapitre 4.

2.4.4 Outil d'inversion de matrice

Le calcul de la fonction coût (équation 2.50) et son gradient (équation 2.51) requiert l'inversion des matrices de covariance d'erreurs présentées dans la section précédente. Quand la matrice est diagonale, le calcul de son inverse est trivial et direct. Au contraire, quand les termes hors de la diagonale sont différents de zéro, déterminer l'inverse de la matrice devient une tâche plus compliquée. La documentation sur l'inversion de matrices est vaste ainsi que les programmes qui servent pour les inverser.

La matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche $\boldsymbol{B}$ a souvent été prise comme une matrice diagonale pendant la thèse. Toutefois, la définition de la matrice de covariance d'erreurs des observations $\boldsymbol{R}$ a été modifiée pendant la durée de ce travail. Jusqu'au chapitre 3, la matrice $\boldsymbol{R}$ a été considérée comme une matrice diagonale mais dans les chapitres suivants nous avons commencé à inclure les dépendances des erreurs entre les différentes variables, c'est-à-dire que les termes hors diagonale deviennent différents de zéro. Pour inverser la matrice $\boldsymbol{R}$, dans ce dernier cas, nous avons utilisé un module d'algèbre linéaire appelé LAPACK et disponible sur internet (*http ://www.netlib.org/lapack/*).

LAPACK est une librairie codé en Fortran 77 et qui sert à résoudre les problèmes numériques les plus communs en algèbre linéaire. Parmi ses applications, on trouve la résolution de systèmes d'équations linéaires, problèmes de valeurs propres, problèmes de valeur singulière, inversion de matrices etc. Ces routines sont applicables à des matrices réelles et imaginaires tant en précision simple qu'en double.

Pour inverser une matrice, le module LAPACK utilise la factorisation LU. Pour toute matrice inversable $A \in R^{n \times n}$, la matrice peut être exprimée comme $A = LU$, où L est une matrice unitaire triangulaire inférieure et U une matrice triangulaire supérieure régulière. Pour obtenir la matrice inverse de A, cette méthode inverse d'abord la matrice U et puis calcule l'inverse de A en résolvant le système d'équations $A^{-1}L = U^{-1}$.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Chapitre 3

Premiers tests du schéma d'inversion

Pendant la thèse, nous avons appliqué des ajustements progressifs au modèle de transfert radiatif jusqu'à l'obtention du schéma définitif d'inversion. Nous avons commencé par inverser les informations contenues dans les luminances et le profil de rétrodiffusion de manière séparée. Ensuite, nous avons combiné les deux observations pour réaliser une inversion conjointe du profil vertical du coefficient d'extinction et de la distribution en taille des aérosols. Le modèle de transfert radiatif a été modifié progressivement tant pour augmenter son niveau de complexité que pour étudier l'inversion de différentes variables.

Nous présentons dans cette section les expériences que nous avons mises en œuvre depuis le premier exercice d'inversion jusqu'aux exercices préalables à l'inversion simultanée du profil vertical du coefficient d'extinction et du rayon modal pour chaque mode. Nous avons laissé pour le chapitre 4 la description de cette inversion simultanée et pour le chapitre 5 la description de l'inversion en utilisant le modèle 6S. Comme nous l'avons déjà expliqué dans la section 2.4, le schéma d'inversion est le même dans tous les exercices : ce qui change sont les conditions d'inversion comme la ou les variable(s) inversée(s), les longueurs d'onde utilisées, les matrices de covariance d'erreurs, etc (voir tableau 3.1). Avant de réaliser l'inversion, nous avons testé l'adjoint pour chaque exercice de manière à vérifier s'il est ou non applicable. Le fait de présenter un cas d'assimilation veut dire que son adjoint remplit les conditions décrites dans le chapitre 2. En conséquence, nous omettons toute référence à la qualité du modèle adjoint dans ce chapitre.

Dans cette étape initiale et expérimentale de notre schéma d'inversion, nous avons éliminé le terme d'ébauche de la fonction coût en assignant une valeur importante aux termes diagonaux de la matrice de covariance de l'ébauche, $\boldsymbol{B}$. Ainsi, l'inversion n'est contrainte que par les observations (second terme de l'équation 2.50). Deux raisons ont motivé cette décision. Le premier est le peu d'information disponible pour définir l'erreur d'ébauche du profil de coefficient d'extinction et la deuxième est de maintenir la simplicité du schéma d'inversion. Les termes diagonaux de la matrice de covariance d'erreurs pour les observations, $\boldsymbol{R}$, sont définis par contre, à partir d'une erreur relative de 5 % des mesures

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

lidar observées à chaque niveau et une luminance correspondante à une épaisseur optique de 0.01. En fait le terme diagonal est pris égal au carré de l'erreur mais nous faisons un abus de langage en disant que le terme diagonal correspond à l'erreur. A moins qu'on indique le contraire dans une expérience particulière, cette définition des deux matrices d'erreur est partagée par toutes les expériences présentées dans ce chapitre.

Dans tous les cas présentés, la valeur initiale donnée à l'algorithme de minimisation correspond à l'ébauche.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

© 2007 Tous droits réservés.

TAB. 3.1 – Résumé des expériences effectuées pendant la thèse et présentées dans ce chapitre.

Expérience d'inversion	**Vecteur de contrôle**	**Dimension**	**Vecteur des Observations**	**Dimension**	**Longueur d'onde (nm)**	**Section**
Radiomètre	épaisseur optique	1	Radiance	1	550	3.1
Lidar	Coefficient d'extinction	10	Signal Lidar	10	532	3.2
Lidar et Radiomètre	Coefficient d'extinction	10	Signal Lidar et Radiance	11	532 et 550	3.3
Lidar et Radiomètre avec bruit	Coefficient d'extinction	10	Signal Lidar et Radiance	11	532 et 550	3.4
Inclusion de la fonction de phase	Coef. d'extinction et fonction de phase	11	Signal Lidar et Radiance	11	532 et 550	3.5
Deux mode d' aérosols	Coefficient d'extinction de chaque mode	20	Signal Lidar et Radiance	26	532 et 1064 530,670,865 1230,1650 et 2130	3.6
Modèles pré-définis d'aérosols	Coefficient d'extinction des deux modes	20	Signal Lidar et Radiance	26	532 et 1064 530,670,865, 1230,1650 et 2130	3.7
Combinaison de modèles d'aérosols	Coefficient d'extinction des deux modes	20	Signal Lidar et Radiance	26	532 et 1064 530,670,865 1230,1650 et 2130	3.8

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

3.1 Inversion des données radiométriques

Le première expérience correspond à l'inversion de mesures radiométriques pour obtenir l'épaisseur optique. Le modèle dans ce cas inclut l'équation 2.1 pour un seul mode d'aérosols. Nous supposons que l'albédo de diffusion simple et la fonction de phase à 120° sont constants. Les valeurs de ces variables sont prises respectivement égales à 1 et 0.1 pour l'albédo de diffusion simple et la fonction de phase. Nous avons fait l'inversion à une seule longueur d'onde. Contrairement au cas présenté dans la section suivante, le vecteur de contrôle n'est pas un profil de coefficient d'extinction mais l'épaisseur optique qui correspond à l'intégration verticale de ce même coefficient d'extinction. L'information offerte par la luminance n'est en effet pas suffisante pour obtenir un profil vertical de coefficient d'extinction. Il existe une infinité de profils qui pourraient produire la même luminance. Cela aurait été un problème mal contraint.

La Figure 3.1 présente le résultat de l'inversion pour des épaisseurs optiques entre 0.1 et 0.6 à des intervalles de 0.05. Le schéma réussit à récupérer le véritable état de l'atmosphère pour tous les cas.

Ce cas représente un exercice trivial d'inversion car tant notre vecteur d'observation que le vecteur de contrôle sont unidimensionnels, mais surtout parce que le modèle utilisé est linéaire. Le but de cette exercice était plutôt de se familiariser avec la différentiation automatique et développer le schéma d'inversion que de tester l'inversion sur des données radiométriques. Nous incluons cet exercice, malgré de sa simplicité, parce qu'il représente le point de départ du travail de thèse.

3.2 Inversion des mesures Lidar

Cette expérience a consisté à inverser les mesures lidar pour obtenir le profil vertical du coefficient d'extinction. Le modèle non linéaire dans ce cas inclut seulement l'équation lidar pour un mode d'aérosols (éq. 2.3). La fonction de phase à 180° et l'albédo de diffusion simple sont considérés connus et constants. Nous avons considéré que ces deux variables sont égales à un. Une seule longueur d'onde a été considérée dans cette inversion. Cette configuration correspond au cas le plus simple qui peut être défini comme le point de départ pour l'étude de l'inversion du signal lidar. En première instance, nous avons défini la matrice de covariance d'erreur, $\boldsymbol{R}$, selon la description donnée dans la section 2.4.3.

Le profil d'inversion obtenu est très proche du vrai profil mais présente quelques différences avec le vrai profil du coefficient d'extinction dans les limites supérieure et inférieure de la couche d'aérosols (Figure 3.2a). Puisque notre fonction coût est seulement définie en fonction de l'écart aux observations, la différence présentée dans le profil vertical du coefficient d'extinction entre le signal vrai et celui obtenu de l'inversion (Figure 3.2a) est seulement due à la différence observée entre le vrai signal lidar et celui correspondant au profil récuperé de l'inversion (Figure 3.2b). Cette figure montre une petite différence entre les deux signaux lidar, ce qui indique qu'il n'y a pas beaucoup de place pour améliorer

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

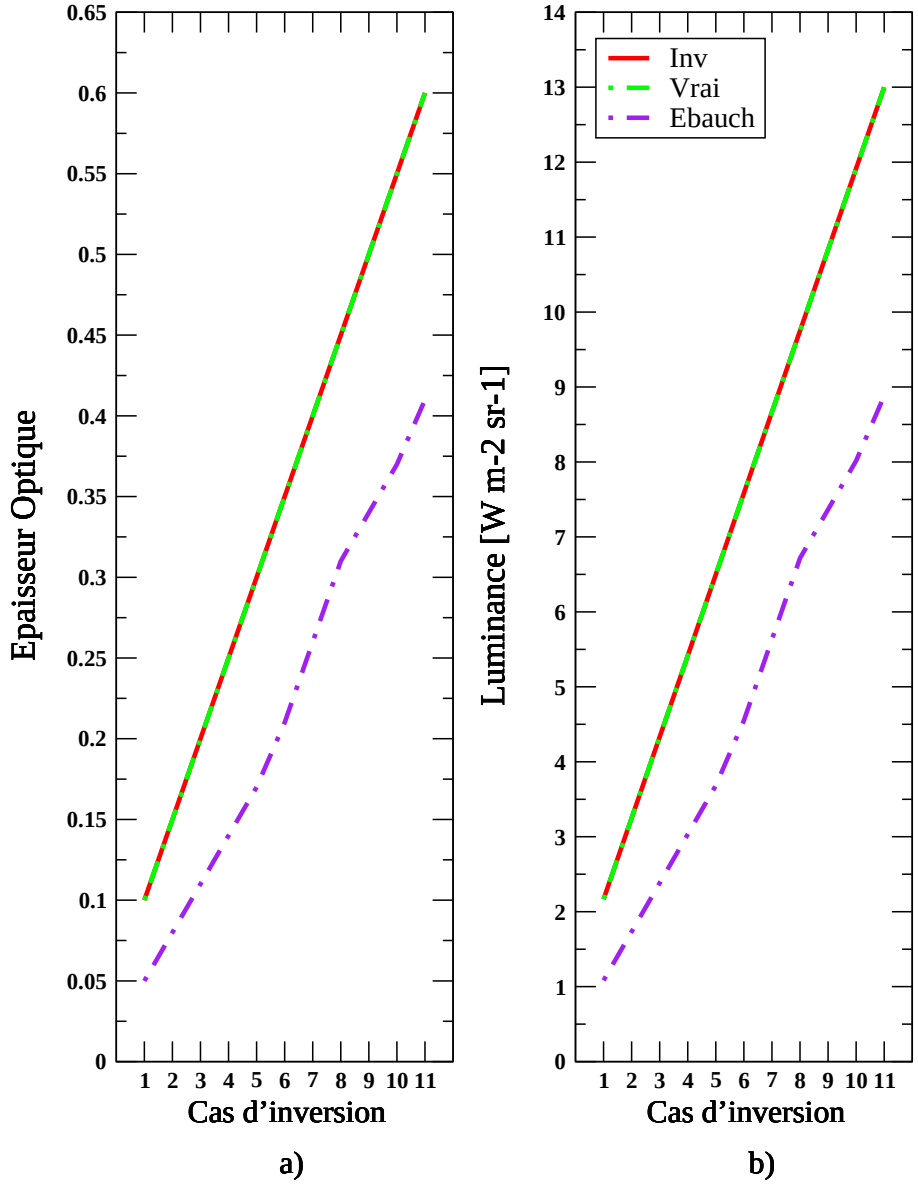


FIG. 3.1 – *Inversions de l'épaisseur optique en aérosols à partir des luminances spectrales. a) Valeurs d'épaisseur optique produit de l'inversion (en rouge), et valeurs d'épaisseur optique de l'ébauche (en bleu) et la vraie épaisseur optique (en vert). b) Luminances spectrales correspondant aux épaisseurs optiques inversées (en rouge), vrai (en vert) et de l'ébauche (en bleu).*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

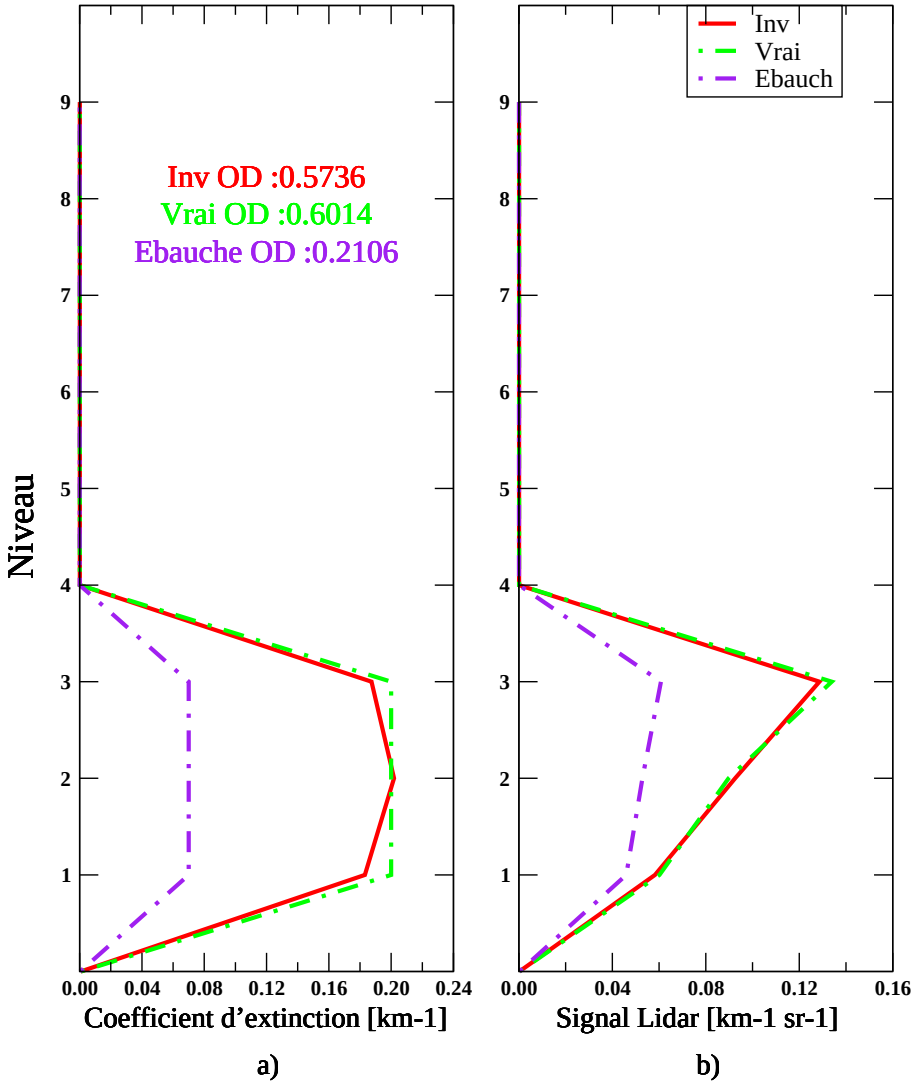


FIG. 3.2 – *a) Profil du coefficient d'extinction des aérosols produit par l'inversion du signal lidar (en rouge), correspondant à l'ébauche (en pourpre) et le vrai profil du coefficient d'extinction (en vert). Les valeurs inversées (rouge), vraies (vert) et de l'ébauche (pourpre) de l'épaisseur optique sont aussi présentées. b) Signal lidar correspondant au profil inversé (en rouge), celui de l'ébauche (pourpre) et le vrai profil du signal lidar (en vert). La matrice de covariance d'erreur des observations,* $\boldsymbol{R}$*, est définie comme une erreur relative de 5 % du signal lidar correspondant au vrai profil du coefficient d'extinction.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

la solution dans cette configuration. Nous avons étudié la sensibilité de la performance de l'inversion à la matrice $\boldsymbol{R}$. Pour ceci, nous avons défini les termes de la diagonale (de la matrice $\boldsymbol{R}$) correspondant au signal lidar constant et égal à 5 % du signal lidar pris au milieu de la couche d'aérosols. Dans les nouvelles conditions, le schéma d'inversion réussit à récupérer parfaitement le vrai profil du coefficient d'extinction (Figure 3.3).

La matrice $\boldsymbol{R}$ est dans le dénominateur du terme correspondant aux observations dans la fonction coût et gradient (respectivement éq. 2.50 et 2.51). Toute augmentation des valeurs de $\boldsymbol{R}$ dans une de ses dimensions se traduit dans une diminution du terme de la fonction coût et du gradient dans cette dimension. En définissant la matrice $\boldsymbol{R}$ avec des valeurs constantes et égales au signal lidar au milieu de la couche d'aérosols, on augmente sa valeur par rapport à la définition originale de $\boldsymbol{R}$ dans les niveaux au-dessus et en-dessous de la couche d'aérosols, puisque le signal lidar est plus grand dans la couche d'aérosols que au-dessus d'elle. Ce qui précède implique que les niveaux au-dessus et en-dessous de la couche d'aérosols perdent du poids par rapport aux niveau dans le nuage d'aérosols. La définition de la fonction coût et du gradient avec une matrice $\boldsymbol{R}$ constante est plus déterminée par les différences dans la couche d'aérosols que quand $\boldsymbol{R}$ est définie avec des valeurs variables et relatives à chaque niveau. Ceci permet de trouver le minimum d'une manière plus efficace et plus précise et explique les différences entre les Figures 3.2 et 3.3.

L'amélioration de l'inversion peut également être appréciée dans la réduction du nombre de simulations effectuées pour atteindre le minimum. Originellement, l'algorithme avait besoin de 26 itérations et 71 simulations de la fonction coût pour atteindre la solution. Avec la nouvelle définition de la matrice $\boldsymbol{R}$, l'algorithme n'a besoin que d'une itération et 14 simulations de la fonction coût.

3.3 Inversion conjointe des données lidar et radiométrique

L'étape suivante a consisté à combiner les deux expériences précédentes de telle manière à pouvoir inverser simultanément le signal lidar et la luminance. Le modèle non-linéaire dans ce cas inclut le calcul du signal lidar et de la luminance à partir des équations 2.1 et 2.3. L'épaisseur optique représente une variable intermédiaire qui est calculée à partir du profil vertical du coefficient d'extinction. La variable d'entrée pour le modèle conjoint (en d'autres termes notre vecteur de contrôle) est le profil du coefficient d'extinction des aérosols à la longueur d'onde de 550 nm. On a utilisé les mêmes valeurs d'albédo de diffusion simple et fonction de phase à 180° et à 120° que celles utilisées dans les exercices précédents. L'inversion des deux sources d'observations est effectuée seulement à une longueur d'onde et pour un mode d'aérosols. Le modèle qui est appliqué désormais à partir de cet exercice est expliqué en détail dans la section 2.1.1.

Nous avons testé l'inversion pour les deux définitions de la matrice $\boldsymbol{R}$ appliqué dans la section précédente, c'est-à-dire les termes de la diagonale associe au lidar sont définis

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

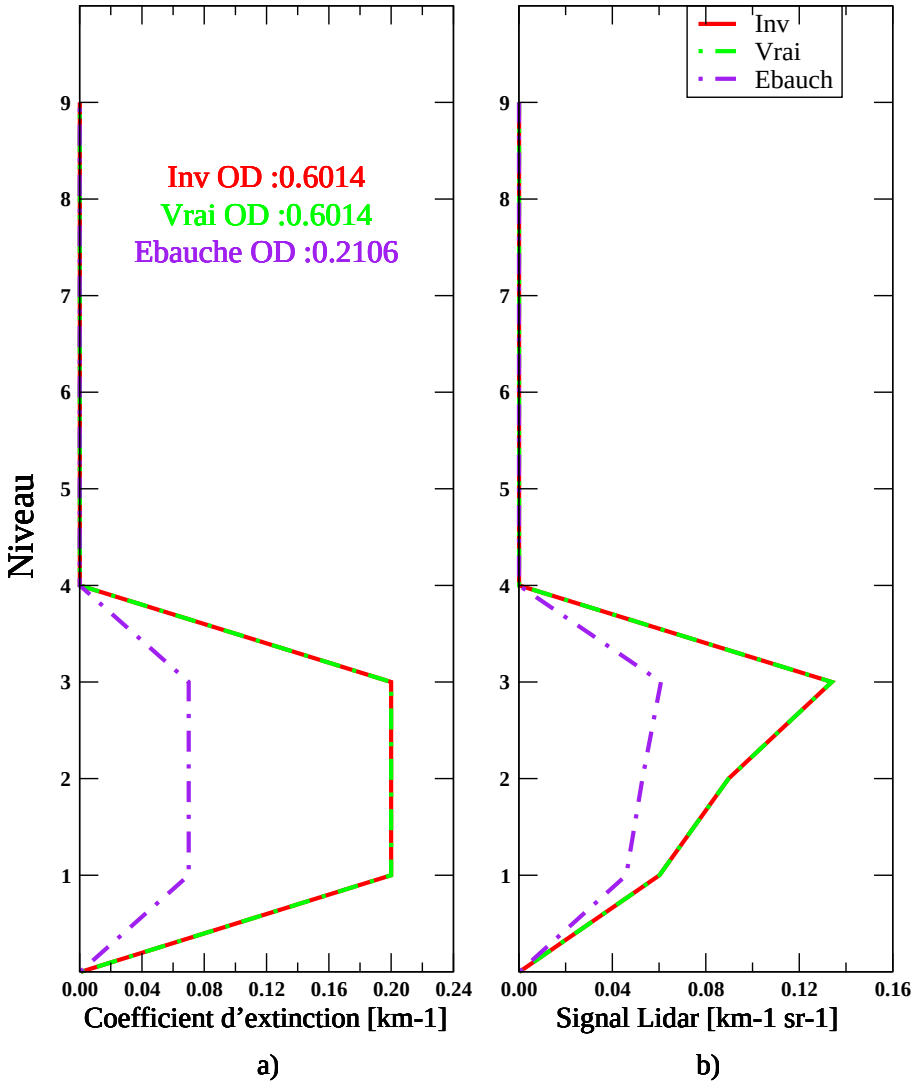


FIG. 3.3 – *Mêmes profils que pour la Figure 3.2 mais pour une matrice de covariance d'erreurs,* $\boldsymbol{R}$*, dont les termes diagonaux correspondent à une erreur de 5 % du signal lidar au milieu de la couche d'aérosol.*

© 2007 Tous droits réservés.

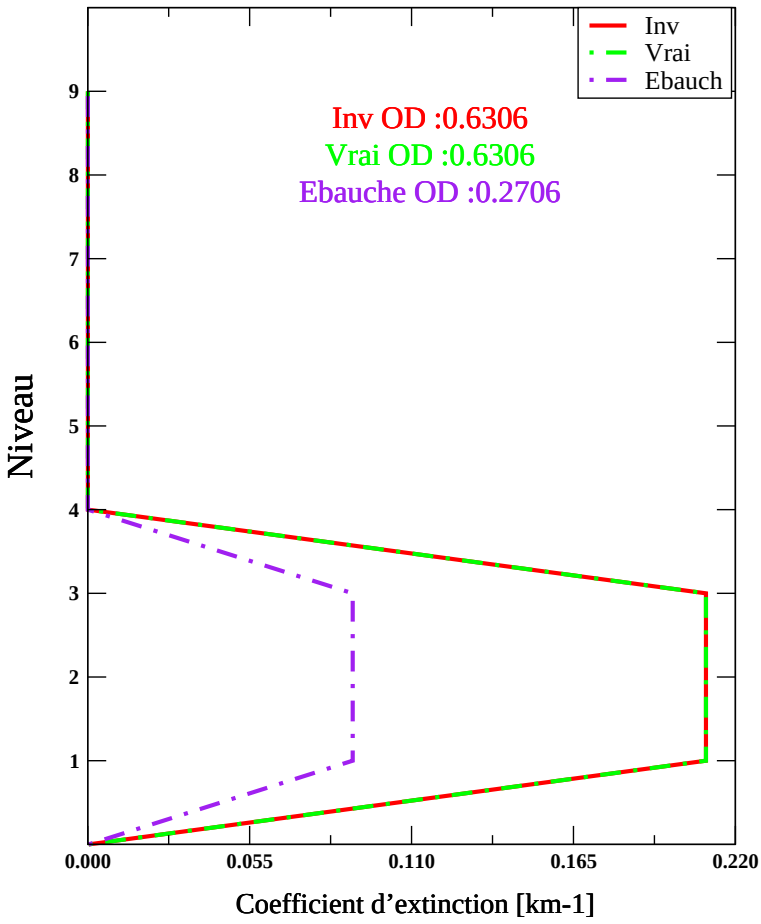


FIG. 3.4 – *Profil du coefficient d'extinction dérivé de l'inversion conjointe du signal lidar et des luminance (en rouge), profil correspondant à l'ébauche (en bleu) et le vrai profil du coefficient d'extinction (en vert). Les valeurs dans la diagonale de la matrice de covariance d'erreurs des observations,* $\boldsymbol{R}$*, sont définie comme 5 % du signal lidar correspondant au milieu de la couche d'aérosols. Les valeurs de la matrice* $\boldsymbol{R}$ *correspondant à la luminance équivalent à une luminance d'une épaisseur optique de 0.01.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

comme constant et égale au 5 % du signal lidar au milieu de la couche d'aérosols (Figure non présentée) et ils sont définis comme une valeur relative de 5 % du signal à chaque niveau (Figure 3.4). La valeur de $\boldsymbol{R}$ correspondant à la luminance n'est pas modifiée et la valeur de la matrice de covariance de l'ébauche, $\boldsymbol{B}$, est aussi la même. Elle est définie d'une manière telle que le terme d'ébauche ait un poids négligeable dans la fonction coût. Dans les deux cas l'algorithme réussit à récupérer le vrai profil de coefficient d'extinction et donc aussi l'épaisseur optique.

En combinant les deux sources d'observation dans l'inversion, de nouveaux termes ont été ajoutés au vecteur d'observation. L'inversion essaye maintenant d'adapter non seulement les profils verticaux avec le signal lidar, mais également le contenu total de la colonne à la luminance. Ceci se traduit par le fait que le terme que représente les observations dans la fonction de coût a maintenant deux composants : celui du signal lidar et celui de la luminance. Par rapport à l'inversion du signal lidar seulement, la combinaison du signal lidar ave la luminance ajoute une nouvelle contrainte à l'inversion plus importante que les différentes définitions de $\boldsymbol{R}$. Ceci explique la similitude de l'inversion pour les deux cas analysés précédemment.

Toutefois et comme dans le cas présenté dans la section 3.2, il y a une diminution du nombre d'évaluations de la fonction coût quand les valeurs de la diagonale de $\boldsymbol{R}$ sont définies comme constantes par rapport à quand elles sont définis selon la mesure à chaque niveau. Dans le premier cas, l'algorithme requiert 1449 évaluations de la fonction coût alors que dans le deuxième cas, l'algorithme n'a besoin que de 135 évaluations. Cette dernière définition de $\boldsymbol{R}$ donne la priorité à la minimisation pour les niveaux de la couche d'aérosols en assignant une erreur relative dans $\boldsymbol{R}$ plus petite à ces niveaux qu'aux niveaux hors de la couche d'aérosols. Cette augmentation d'efficacité se traduit par une réduction du nombre d'évaluations de la fonction coût. Nous pourrons aussi utiliser le nombre d'itérations comme indicateur de l'efficacité de l'algorithme de minimisation. Ce nombre reflète le nombre de fois que la routine de minisation a été exécutée tandis que le nombre d'évaluations de la fonction coût reflète le nombre de fois que le gradient a été calculé ce qui equivaut au nombre de fois où l'adjoint a été exécuté. Nous avons pu constater que dans notre schéma d'inversion, la partie qui détermine le temps d'exécution de l'inversion est le calcul avec le modèle adjoint. C'est la raison pour laquelle analyser le nombre d'évaluations de la fonction coût représente un plus grand intérêt que le nombre d'itérations.

La Figure 3.5 présente le développement de la fonction coût pendant la minimisation pour le cas présenté dans la Figure 3.4. Elle permet d'apprécier que la fonction coût atteint sa valeur finale bien avant la fin de la minimisation et que la grande majorité de la réduction de la fonction coût se produit lors de trente premières iterations. Chaque maximum local correspond à un changement de direction dans la minimisation. Nous avons aussi tracé le profil du coefficient d'extinction pour différentes évaluations de la fonction coût sur la Figure 3.6. Il y a une forte augmentation de la précision de la solution dans les premières 10 évaluations de la fonction coût. Une augmentation importante de la précision de la solution est déjà appréciable apres la deuxième évaluation. Le profil

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

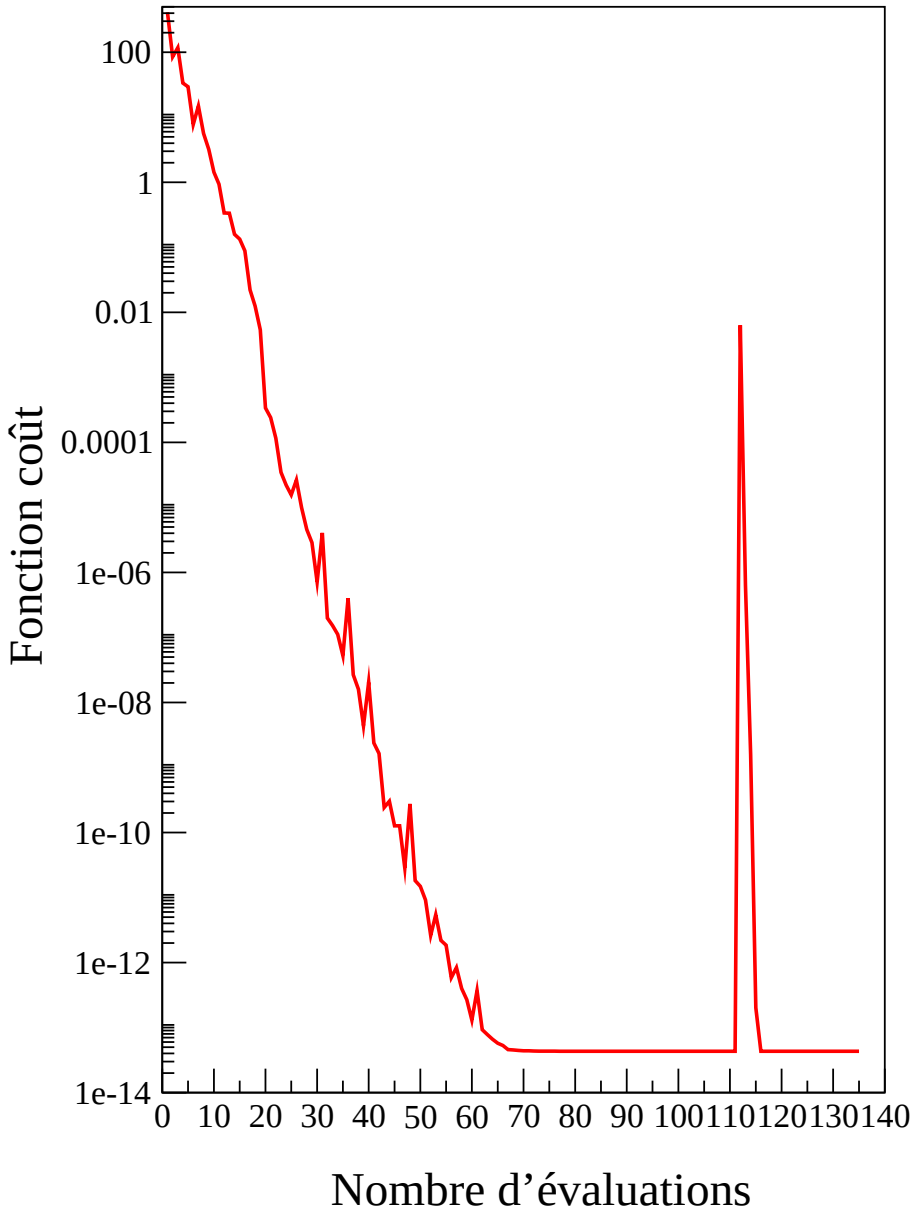


FIG. 3.5 – *Evolution de la fonction coût pendant l'inversion présentée dans la figure 3.4.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

du coefficient d'extinction à l'évaluation 18 de la fonction coût est déjà très proche du vrai profil de coefficient d'extinction. Les évaluations restantes améliorent la précision de la solution jusqu'à atteindre les critères d'arrêt de l'algorithme de minimisation. Cette considération acquiert une plus grande importance au fur et à mesure qu'augmente la complexité du modèle et son temps d'exécution car il nous faudra aussi optimiser le schéma du point de vue du temps de calcul.

3.4 Inversion conjointe des données lidar et radiométrique avec inclusion de bruit

Nous avons ensuite examiné l'effet de l'introduction de bruit dans l'inversion dans le but de se rapprocher d'un cas réel. L'exercice d'inversion du signal lidar et de la luminance a été répété après avoir introduit une perturbation sur les observations. Nous avons introduit un bruit aléatoire de distribution normale avec un écart-type de à 5 % pour le signal lidar et un écart-type équivalent à une erreur de 0.01 en épaisseur optique pour la luminance. Nous avons répété 1000 fois l'exercice d'inversion avec des observations bruitées et nous avons tracé le profil du coefficient d'extinction moyen avec son écart-type, et nous avons aussi tracé le profil du coefficient d'extinction obtenu quand on fait l'inversion avec des observations sans bruit.

La Figure 3.7 montre que quand on introduit le bruit dans les observations et que l'on répète l'inversion un grand nombre de fois, la solution sans bruit ne présente pas une différence appréciable avec la solution bruitée moyenne. Le schéma réussit à récupérer le vrai profil pour l'inversion avec bruit aussi bien que pour le cas des observations sans bruit. Une différence négligeable est observée dans l'épaisseur optique.

Bien qu'il n'y ait pas une plus grande différence dans les solutions des deux cas, on observe une diminution dans le nombre des itérations entre eux. Quand $\boldsymbol{R}$ est définie avec des valeurs constantes, l'algorithme a besoin d'environ 60 itérations en moyenne pour chaque inversion. Cependant, quand $\boldsymbol{R}$ est définie à partir de valeurs relatives, le schéma peut avoir besoin de plusieurs centaines d'itérations et même jusqu'à mille itérations. En moyenne, les deux définitions de la matrice $\boldsymbol{R}$ convergent vers la même solution. Toutefois, définir les éléments de la diagonale de $\boldsymbol{R}$ avec des valeurs constantes permet d'arriver à la solution de manière plus efficace. L'amélioration de la précision de la solution gagnée en définissant les éléments diagonaux de $\boldsymbol{R}$ avec des valeurs constantes est perdue quand du bruit est ajouté aux observations synthétiques.

3.5 Inclusion de la fonction phase dans l'inversion

L'étape suivante a consisté à ajouter la valeur de la fonction de phase de rétrodiffusion (à 180°, β) au vecteur de contrôle des variables inversées. Puisque l'inversion est réalisée pour un seul mode d'aérosols, le vecteur de contrôle a maintenant une dimension de 11,

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

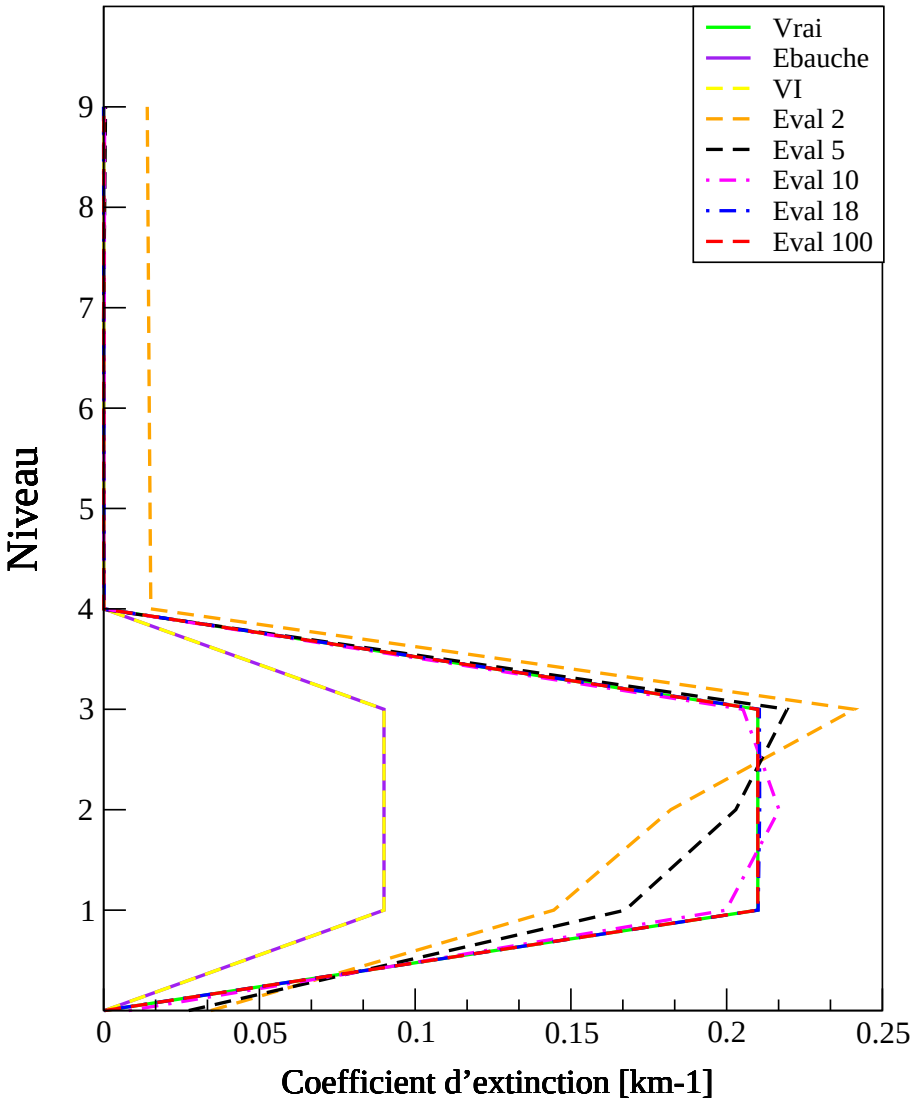


FIG. 3.6 – *Evolution du profil du coefficient d'extinction des aérosols pendant la minimisation. Les conditions de l'inversion correspondent à celles présentées dans la Figure 3.4.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

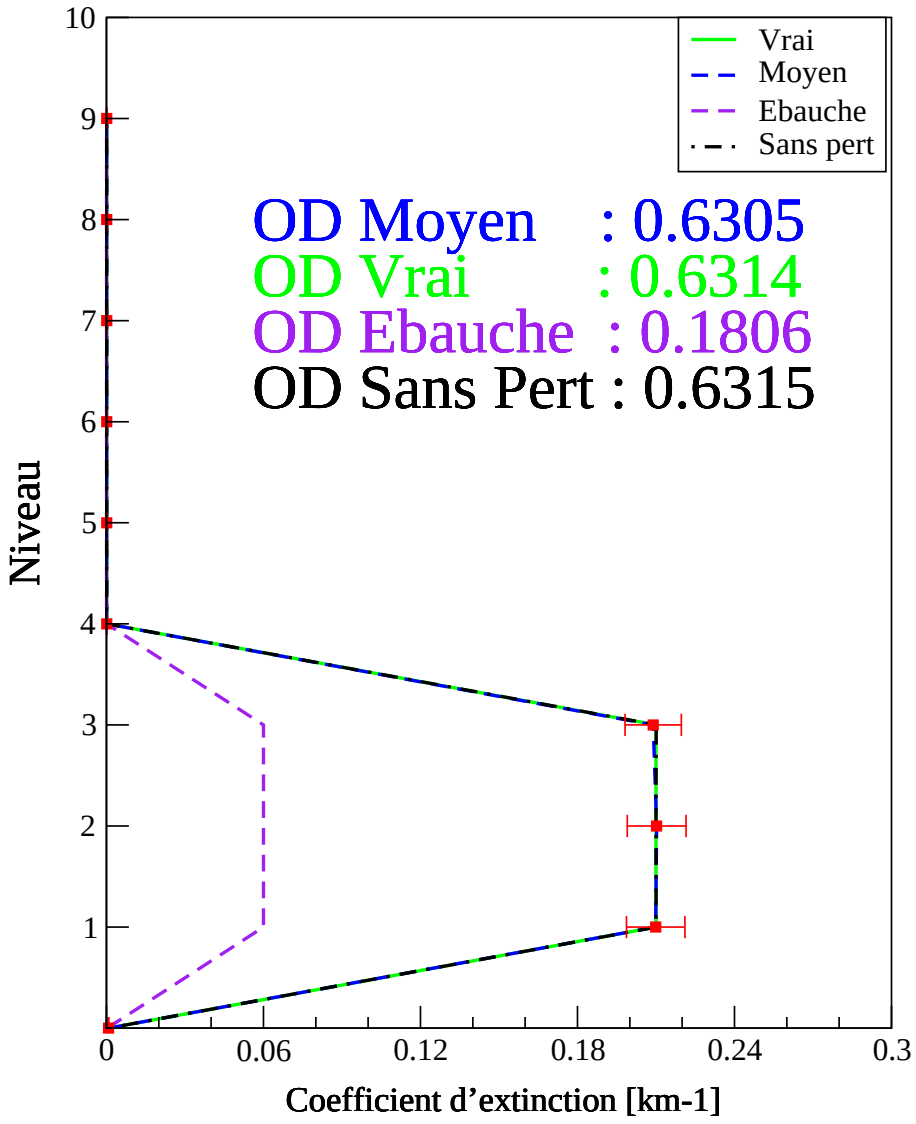


FIG. 3.7 – *Profil du coefficient d'extinction dérivé de l'inversion conjointe multiple bruitée du signal lidar et de la luminance (bleu) et son écart-type. Le profil correspondant à l'ébauche (en pourpre), le vrai profil du coefficient d'extinction (en vert) et celui inversé sans perturbation (en noir) sont aussi présentés. La matrice de covariance d'erreurs des observations,* $\boldsymbol{R}$*, est définie comme une erreur constant de 5% du signal lidar au milieu de la couche d'aérosols et une erreur en luminance équivalente à une luminance d'une épaisseur optique de 0.01.*

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

les premiers dix éléments correspondent au profil de coefficient d'extinction et un élément pour β. Le vecteur d'observations, par contre, continue à avoir une dimension de 11 comme dans l'exercice précédent, c'est-à-dire, dix éléments associés au signal lidar et un élément pour la luminance. Comme auparavant, nous avons répété 1000 fois l'inversion et tracé la valeur inversée avec et sans bruit. Nous avons appliqué la définition de $\boldsymbol{R}$ mentionnée dans l'introduction de ce chapitre et détaillé dans la section 2.4.3.

A partir de ce cas, nous avons commencé à utiliser l'algorithme de minimisation L-BFGS-B présenté dans le chapitre 2.2.

Le modèle réussit à récupérer simultanément β et le vrai profil du coefficient d'extinction, tant avec ou sans bruit dans les observations (Figure 3.8). Ceci, malgré l'incorporation d'une nouvelle dimension dans le vecteur de contrôle avec un ordre de grandeur différent de celui du coefficient d'extinction. La solution moyenne (bruitée) est égale à la solution sans perturbation tant pour le profil de coefficient d'extinction que pour β. Une différence négligeable est appréciable en épaisseur optique entre la solution moyenne et celle sans perturbation.

La variabilité de la solution moyenne autour du vrai profil de coefficient d'extinction est faible ce qui montre que l'inversion est robuste quant à la récupération du profil de coefficient d'extinction et de β sous les conditions d'inversions utilisées dans cette expérience. Comme le bruit au-dessus et au-dessous de la couche d'aérosols est negligeable, le vrai profil de coefficient d'extinction est le même que celui de l'ébauche. Ce qui implique que l'algorithme de minimisation agit seulement dans la couche d'aérosols. Ceci explique le variabilité négligeable de la solution qui est observée en dehors de la couche d'aérosols.

Nous avons supposé connu et constant la fonction de phase a 120° (β_Φ), d'une part parce que les observations que nous considérons dans cette expérience ne nous permettent pas de récupérer β et β_Φ en même temps. Pour ceci, il faudrait inclure au moins la luminance à différentes longueurs d'onde. D'autre part, nous voulions tester l'inversion en récupérant une variable additionnelle en plus du profil du coefficient d'extinction, tout en gardant la simplicité de schéma utilisé jusqu'à maintenant. Le fait d'inclure plusieurs longueurs d'ondes, oblige à utiliser le code de Mie et des propriétés des aérosols pour calculer l'épaisseur optique à différentes longueurs d'ondes. Nous avons laissié l'inversion avec plusieurs longueurs d'ondes pour la section suivante.

3.6 Inversion à plusieurs longueurs d'onde et deux mode d'aérosols

Dans cet exercice, nous allons inverser le signal lidar à deux longueurs d'onde (532 et 1064 nm) et la luminance à six longueurs d'onde (530, 670, 865, 1230, 1650 et 2130 nm). Par conséquent, le vecteur d'observations a une dimension de 26 : 2 fois 10 éléments avec le signal lidar à chaque longueur d'onde et 6 éléments avec la luminance. Ces observations nous permettent espérer obtenir le coefficient d'extinction pour deux modes d'aérosols,

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

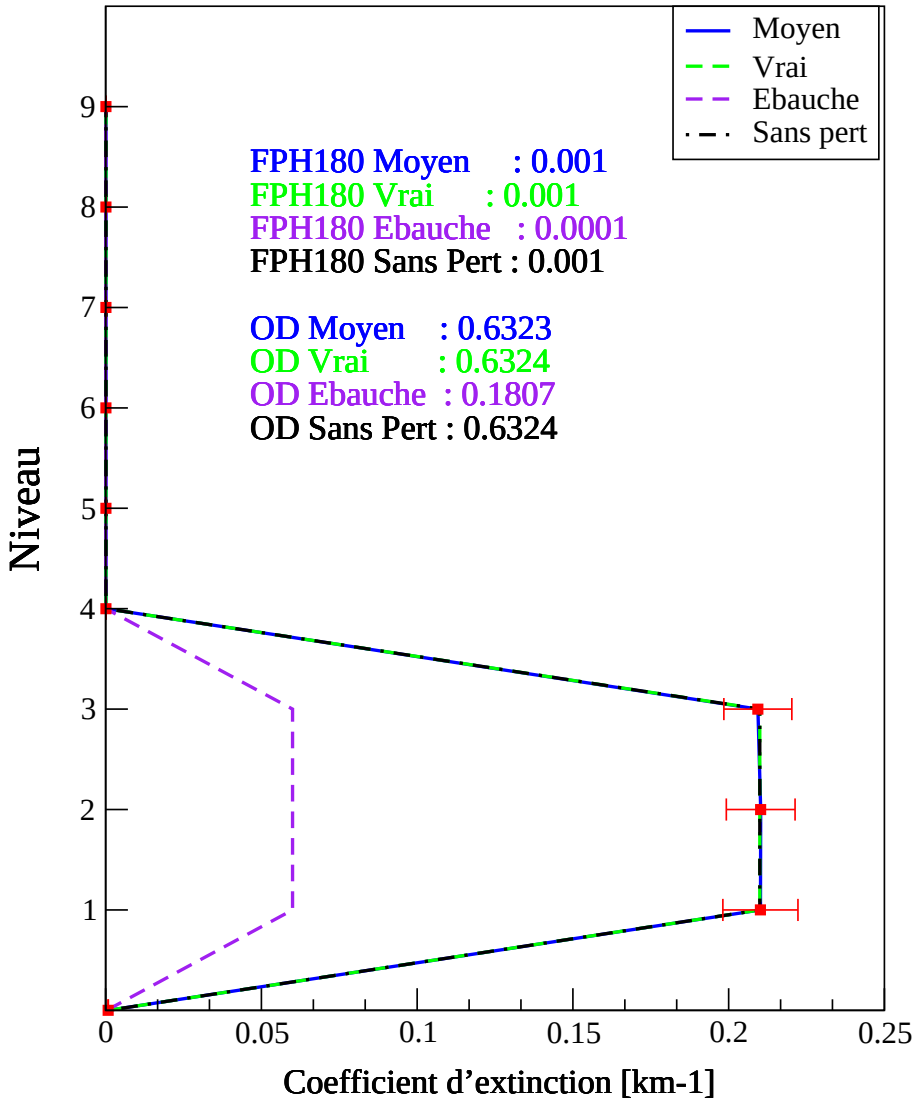


FIG. 3.8 – *Profil du coefficient d'extinction et fonction de phase de rétrodiffusion (FPH180) dérivés de l'inversion conjointe multiple bruitée du signal lidar et luminance (rouge) et son écart-type. Le profil correspondant à l'ébauche (en bleu), le vrai profil du coefficient d'extinction (en vert) et celui inversé sans perturbation (en noir) sont aussi présentés. La matrice de covariance d'erreurs des observations,* $\boldsymbol{R}$*, est définie comme une erreur relative de 5% du signal lidar correspondant au vrai profil du coefficient d'extinction et une erreur en luminance équivalente à une luminance d'une épaisseur optique de 0.01. La valeur récupérée de l'épaisseur optique est aussi présentée.*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

TAB. 3.2 – *Modèles des aérosols pour les modes fin et grossier des aérosols. R_g et σ_g sont respectivement le rayon médian et l'écart type pour une distribution en taille log normale. Les valeurs perturbées de l'indice de réfraction pour de la section 3.7 sont indiquées entre parenthéses. Les modèles d'aérosol sont pris de Remer et al. (2005).*

	$N°$	Refractive Index	R_g	σ_g	Commentaire
Mode Fin	1	1.45(1.40)-0.0035i	0.07	0.4	Petit
	2	1.45(1.40)-0.0035i	0.06	0.6	Moyen
	3	1.40(1.45)-0.0020i	0.08	0.6	Humide grand
	4	1.40(1.45)-0.0020i	0.1	0.6	Plus humide grand
Mode Grossier	1	1.45(1.49)-0.0035i	0.4	0.6	Type sel marin humide
	2	1.45(1.49)-0.0035i	0.6	0.6	Type sel marin humide
	3	1.45(1.49)-0.0035i	0.8	0.6	Type sel marin humide
	4	1.53(1.49)-0.0010i	0.6	0.6	Type poussière
	5	1.53(1.49)-0.0010i	0.5	0.8	Type poussière

mode fin et mode grossier, et donc les épaisseurs optiques conséquentes de chaque mode. Puisque nous récupérerons le profil de coefficient d'extinction pour chaque mode, notre vecteur de contrôle a 20 éléments, 10 pour le profil de chaque mode.

Nous utilisons le même modèle que celui appliqué dans les cas précédents. Contrairement aux autres cas, où les propriétés optiques des aérosols (la fonction de phase et l'albédo de diffusion simple) étaient fixes, ils sont calculés ici à partir des propriétés des aérosols. Ces propriétés, sont désormais obtenues à partir des modèles préexistants d'aérosols présentés dans Remer et al. (2005). Ces modèles contiennent l'indice de réfraction, le rayon modal (R_g) et l'écart-type (σ_g) de la distribution en taille pour cinq modes grossiers et quatre modes fins d'aérosols. Les distributions en taille sont approximées par la loi log-normale (Tableau 3.2). Cette sélection de modèles représente la variabilité des types d'aérosols, en termes de distribution de taille et d'indice de réfraction, trouvés dans l'atmosphère. Chaque mode représente donc un type d'aérosol, de la fumée sèche jusqu'à la pollution urbaine humide, des aérosols marins aux poussières désertiques avec les indices de réfraction correspondants (Kaufman et al., 2003). Ces modèles d'aérosols sont utilisés dans l'inversion des observations MODIS au-dessus des océans. Par souci de simplicité, nous ne considérons aucune dépendance en longueur d'onde pour l'indice de réfraction. Nous appliquons de manière cohérente cette simplification tant dans l'inversion que dans la génération des observations. Bien que cela puisse influencer les résultats, cela n'affecte pas nos conclusions. A partir de ces propriétés des aérosols, les tableaux de référence sont construits avec la théorie de Mie en supposant une distribution en taille log-normale pour chaque mode de particules.

Nous utilisons le même modèle d'aérosols, tant fin que grossier, pour l'inversion et pour la génération des observations. Nous utilisons le modèle 1 pour le mode fin, et le modèle 3 pour le mode grossier.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

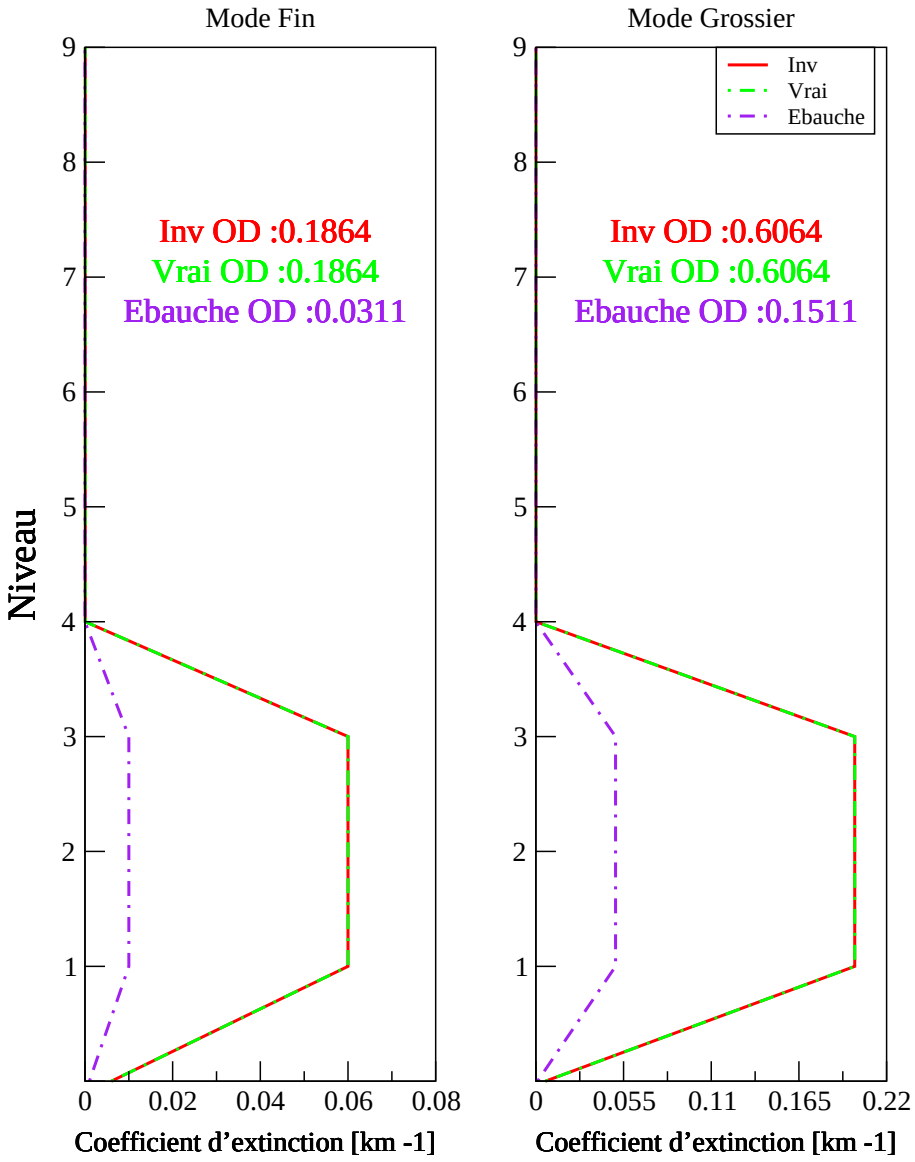


FIG. 3.9 – *Profils du coefficient d'extinction à 550 nm du mode fin (à gauche) et grossier (à droite) dérivés de l'inversion conjointe du signal lidar et des luminances (en rouge). Les profils correspondant à l'ébauche et le vrai profil du coefficient d'extinction sont indiqués respectivement en bleu et en vert.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Nous avons d'abord testé une inversion simple, c'est-à-dire une inversion sans bruit dans les observations et sans répétition. Le schéma réussit à inverser les observations et obtenir les vrais profils verticaux des coefficients d'extinction de chaque mode et par conséquent aussi les épaisseurs optiques (Figure 3.9). Nous avons ensuite répété 1000 fois cette inversion en conservant les mêmes caractéristiques mais après avoir introduit du bruit sur les observations. Comme dans le cas précédent de répétition multiple de l'inversion, le bruit est aléatoire avec un écart type de 5% pour le signal lidar et une erreur en luminance équivalente à une erreur de 0.01 en épaisseur optique. Nous avons calculé la solution moyenne et son écart-type à partir de ces multiples répétitions afin d'étudier le comportement de cette solution par rapport à la solution sans bruit (Figure 3.10).

Comme nous l'avons déjà vu pour ce cas, le schéma sans bruit réussit à inverser les profils de coefficient d'extinction de chaque mode. Les choses changent quand on perturbe les observations. La Figure 3.10 montre que la qualité de l'inversion est différente pour le mode fin et le mode grossier. On observe pour des niveaux de charge maximale en aérosols, une plus grande variabilité dans la solution pour le mode fin que pour le mode grossier. Les profils du coefficient d'extinction du mode grossier montrent aussi une meilleure qualité de restitution que ceux du mode fin, en particulier dans la première couche. L'écart entre le vrai profil et celui restitué pour le mode fin est dû a une réduction de la sensibilité du signal lidar par rapport aux couches supérieures, elle-même due au terme d'atténuation dans l'équation lidar (éq. 2.3). Mais au-dessus de ce niveau, la solution moyenne correspond à la valeur observée pour les deux modes. Il convient de souligner que l'expérience a été effectuée avec une prédominance d'aérosols grossiers par rapport aux aérosols fins (épaisseur optique du mode grossier plus grande que l'épaisseur optique du mode fin).

3.7 Inversion en contraignant la solution avec des modèles d'aérosols

Nous allons continuer l'expérience commencée dans la section précédente. Nous avons analysé le cas d'une inversion simple où les modèles d'aérosols utilisés sont les mêmes que ceux utilisés pour produire les observations. Dans cette section, nous allons analyser le cas où le modèle d'aérosol utilisé pour produire les observations est différent que celui dont on s'est servi pour l'inversion.

Pour cette expérience, nous avons continué à utiliser les mêmes modes pour l'inversion que ceux utilisés dans la section précédente, c'est-à-dire le mode fin 1 et le mode grossier 3. Les observations ont été construites à partir des mêmes distributions en taille mais avec des valeurs différentes de la partie réelle de l'indice de réfraction. Pour les modes fin et grossier, nous avons pris la partie réelle de l'indice de réfraction respectivement égale à 1.40 et 1.49.

Nous avons déjà montré dans la section précédente que quand l'inversion est réalisée avec les mêmes modèles d'aérosol que ceux utilisés pour produire les observations, le

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

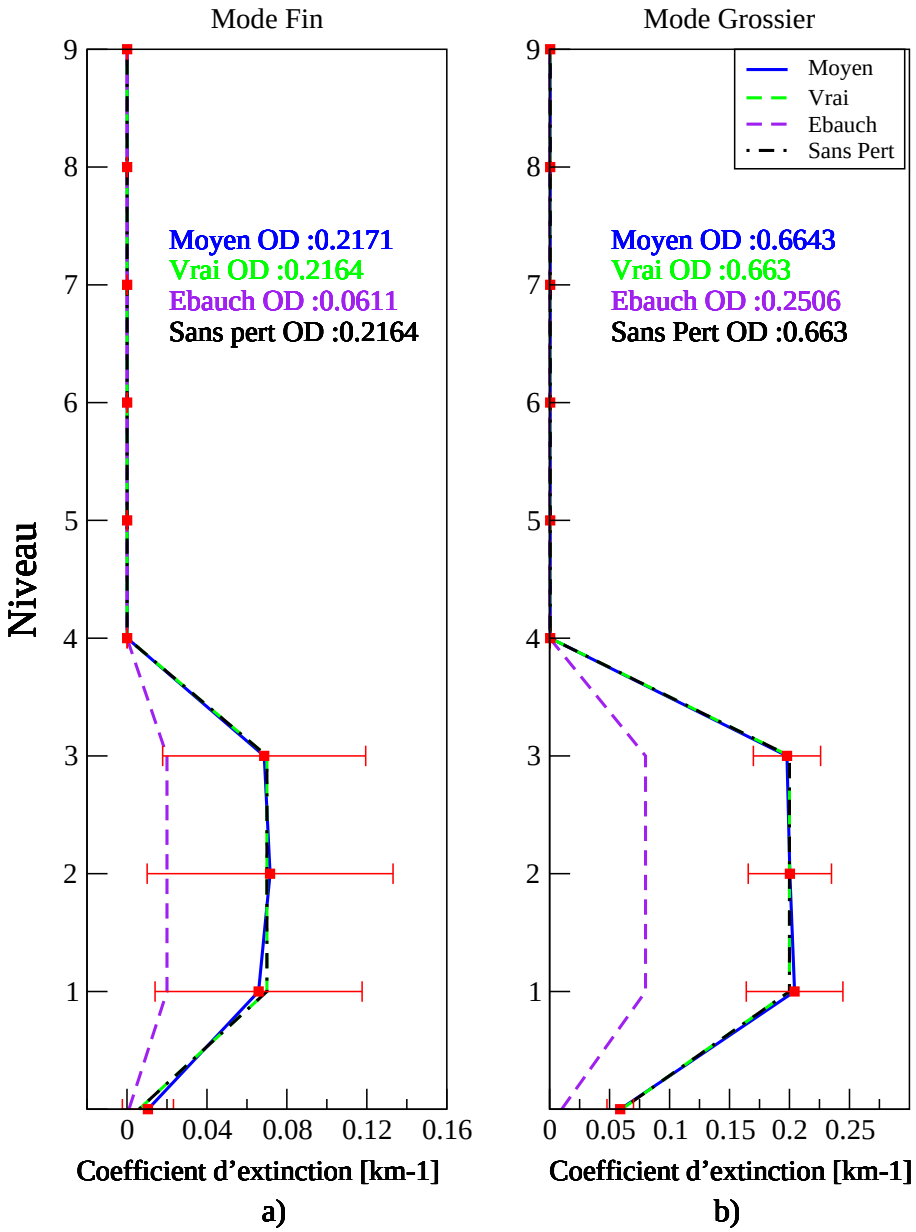


FIG. 3.10 – *Profils du coefficient d'extinction du mode fin (a) et grossier (b) dérivés de l'inversion conjointe multiple bruitée du signal lidar et luminance (en rouge) et son écart-type. Le profil correspondant à l'ébauche (en bleu), le vrai profil de coefficient d'extinction (en vert) et celui inversé sans perturbation (en noir) sont aussi présentés.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

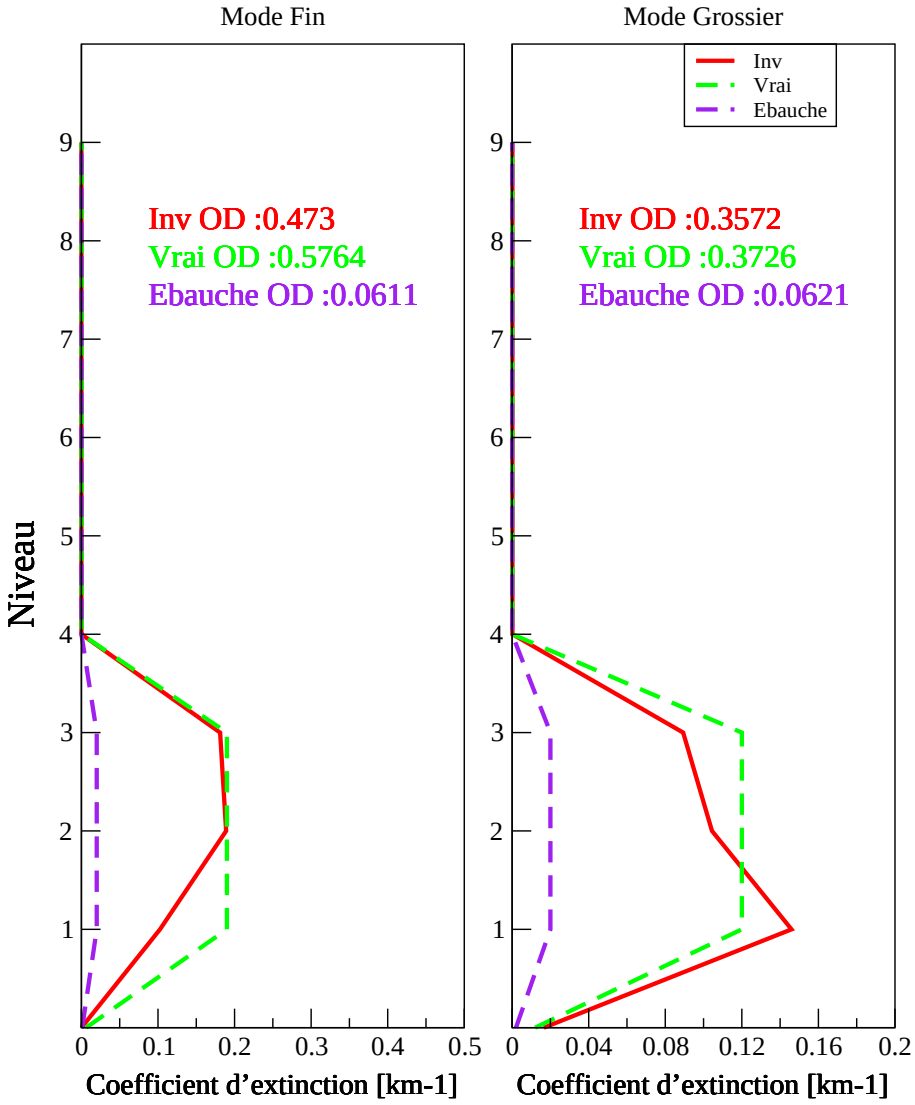


FIG. 3.11 – *Profils du coefficient d'extinction du mode fin (a) et grossier (b) dérivés de l'inversion conjointe du signal lidar à deux longueurs d'onde (532 et 1064 nm) et des luminances à six longueurs d'onde (530, 670, 865, 1230, 1650 et 2130 nm). Les propriétés physiques des aérosols, à partir desquelles nous calculons leurs propriétés optiques, sont prises d'un des modèles préexistants d'aérosols. Les observations sont produites avec des propriétés des aérosols différentes de celles utilisées dans le schéma d'inversion.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

schéma est capable de retrouver le vrai profil du coefficient d'extinction et l'épaisseur optique pour les deux modes (Figure 3.9). Il convient de mentionner que les exercices effectués jusqu'à présent coïncident avec ce cas, c'est-à-dire, les observations ont toujours été créées avec les mêmes propriétés optiques que celles utilisées dans l'inversion.

L'état de notre atmosphère idéale (section 2.1.1) est complètement déterminé pour chaque mode par un modèle d'aérosol. Puisque le même modèle de transfert radiatif est utilisé pour l'inversion et pour l'obtention des observations, et comme nous n'introduisons pas de bruit dans ces dernières, employer le même modèle d'aérosols dans l'inversion et pour produire les observations est équivalente à avoir une pleine connaissance de l'état de l'atmosphère. Dans ce cas, le vrai état de l'atmosphère est dans les états possibles donnés par l'inversion, et par conséquence le schéma réussit à récupérer avec succès le profil vrai pour chaque mode.

Au contraire, quand l'inversion est réalisée avec une information microphysique différente de celle utilisée pour produire les observations, autrement dit, avec des perturbations microphysiques, le schéma a plus de difficulté à récupérer le vrai profil du coefficient d'extinction pour chaque mode (Figure 3.11). Le schéma réussit à récupérer approximativement le coefficient d'extinction pour chaque mode. Ceci avec une meilleure précision dans le mode fin que le mode grossier. Toutefois, le schéma sous-estime le coefficient d'extinction pour le mode fin au premier niveau de la couche d'aérosols de 46% tandis que pour le mode grossier, il surestime le coefficient d'extiction pour le premier niveau de 21% mais le sous-estime pour les niveaux supérieurs de la couche de respectivement 13% et 26%. Le signal lidar dans chaque niveau a deux composantes (éq 2.3). Le premier d'entre eux correspond à la partie de la lumière rétrodiffusée dans chaque niveau et le deuxième correspond à l'extinction de la radiation par les niveaux supérieurs. Ce dernier terme dépend par conséquent de la transmission des couches supérieures, et à cause de la perturbation microphysique appliquée, introduit des erreurs dans le signal lidar. Le schéma essaye de compenser cette erreur surtout avec le coefficient d'extinction correspondant à la base de la couche d'aérosols où l'erreur est la plus grande.

3.8 Inversion en considérant une combinaison de modèles d'aérosols comme solution possible

Par la suite, nous avons répété l'inversion de la section précédente pour toutes les combinaisons possibles entre les 4 modes fins et 5 modes grossiers en considérant une de ces combinaisons pour produire les observations. Alors, nous réalisons 20 inversions à partir des 20 combinaisons possibles entre les 4 modes fins et les 5 modes grossiers. La solution sera la combinaison qui minimisera la fonction coût à la fin de l'inversion. Comme dans le cas précédent, cette expérience sera effectuée d'abord en considérant une des 20 combinaisons possibles pour produire les observations (Figure 3.12). Ensuite, les observations seront produites avec les mêmes modèles d'aérosols que dans le cas précédent mais la partie réelle de l'indice de réfraction de chaque mode sera perturbée (Figure 3.13).

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

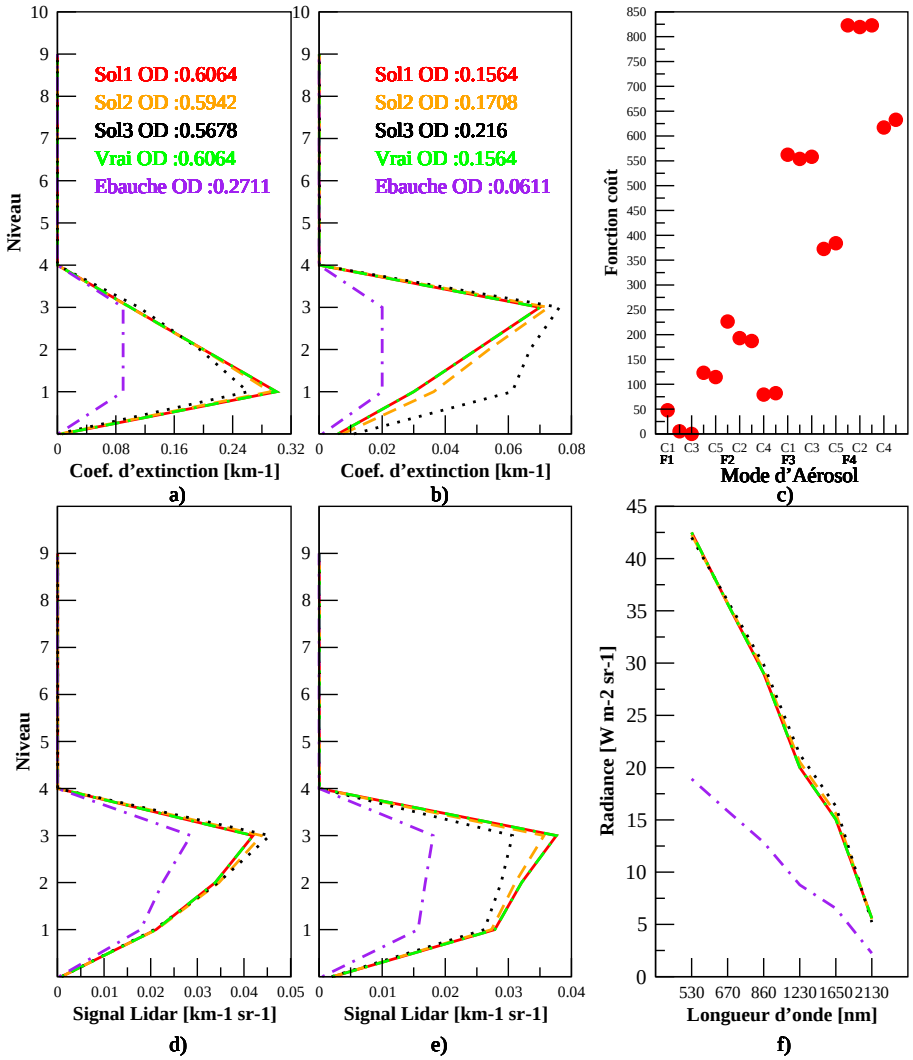


FIG. 3.12 – *Profils du coefficient d'extinction d'aérosol pour le mode fin (a) et le mode grossier (b). Les trois solutions de l'inversion avec les plus petites fonctions coût sont présentées (rouge, orange et noire) ainsi que le vrai profil (vert) pour chaque mode et l'ébauche (bleu). Les valeurs de profils du signal lidar à 532 nm (d) et 1064 nm (e) et luminances spectrales (f) correspondantes sont aussi montrées. Les observations synthétiques ont été produites avec le mode fin 1 et le mode grossier 3. Les valeurs de la fonction coût (c) sont présentées pour chaque combinaison possible des modes fin et grossier.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Les modèles d'aérosols utilisés dans cette section sont le mode fin 1 et le mode grossier 3. Les indices de réfraction perturbés considérés dans le deuxième cas sont respectivement 1.40 et 1.49 pour le mode fin et grossier. Nous n'avons pas considéré l'introduction de bruit dans la production des observations.

Pour chacune des expériences, les trois profils du coefficient d'extinction obtenus de l'inversion avec les plus petites valeurs de la fonction coût seront présentés. Les profils respectifs du signal lidar et de la luminance spectrale seront aussi présentés ainsi que la valeur de la fonction coût pour chacune des 20 inversions.

Quand les observations sont produites en utilisant une des 20 combinaisons de modèles d'aérosols possibles, le schéma d'inversion réussit à récupérer le vrai profil du coefficient d'extinction pour les deux modes (Figure 3.12 a et b). Cette solution correspond à la combinaison ayant la plus petite valeur de la fonction coût à la fin de la minimisation (S_1). Les solutions S_2 et S_3 dans la Figure 3.12 correspondent respectivement aux solutions avec la seconde et troisième plus petite valeur de la fonction coût. Celles-ci reproduisent les caractéristiques du vrai profil pour les deux modes mais n'arrivent pas à reproduire avec exactitude le coefficient d'extinction dans la couche d'aérosols. Les deux solutions sous-estiment le coefficient d'extinction du mode fin dans le sommet de la couche d'aérosols et le surestiment ensuite. Pour le mode grossier, tant la solution S_2 que la solution S_3 surestiment le coefficient d'extinction dans la couche d'aérosols (Figure 3.12b). Les différences de S_2 avec le vrai profil du coefficient d'extinction proviennent des différences sur la luminance et du signal lidar (Figure 3.12d-f). La solution S_3 présente une différence aux observations plus grande que la solution S_2 tant sur la luminance que dans le signal lidar, surtout à 1064 nm (Figure 3.12e).

Les valeurs de la fonction coût à la fin de la minimisation pour les trois solutions, S_1, S_2 et S_3 sont 1,5 10^{-10}, 3.1 et 7.8 respectivement. La solution S_1 correspond à la même combinaison de modèle d'aérosols que celle utilisée pour produire les observations, ceux-ci sont le mode fin n°3 et le mode grossier n°4 (Figure 3.12c). Les autres deux solutions analysées correspondent à la combinaison du mode fin n°3 et du mode grossier n°5 pour S_2 et mode fin n°4 et mode grossier n°4 pour S_3. Le schéma trouve la combinaison correcte comme première solution et pour les deux solutions qui le suivent le schéma se trompe seulement dans un des modes, ce qui est normal car il ne peut y avoir qu'une seule combinaison correcte. Pour S_2, le schéma trouve le mode fin et, pour S_3, le schéma trouve le mode grossier.

En définissant la solution comme la combinaison avec la plus petite valeur de la fonction coût, nous limitons la solution à une des 20 combinaisons possibles. Ceci équivaut à discrétiser et à restreindre notre espace de solution à seulement 20 solutions possibles. Puisque les observations sont construites à partir d'une des possibles solutions et celles-ci ne sont pas perturbées, le schéma réussit à récupérer avec une grande précision le vrai profil de coefficient d'extinction. Ceci se reflète dans la valeur de la fonction coût de S_1 et la différence, quant à des ordres de grandeur, en ce qui concerne les autres solutions, spécialement avec S_2 et S_3. Les deux solutions coïncident en un mode d'aérosols avec la

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

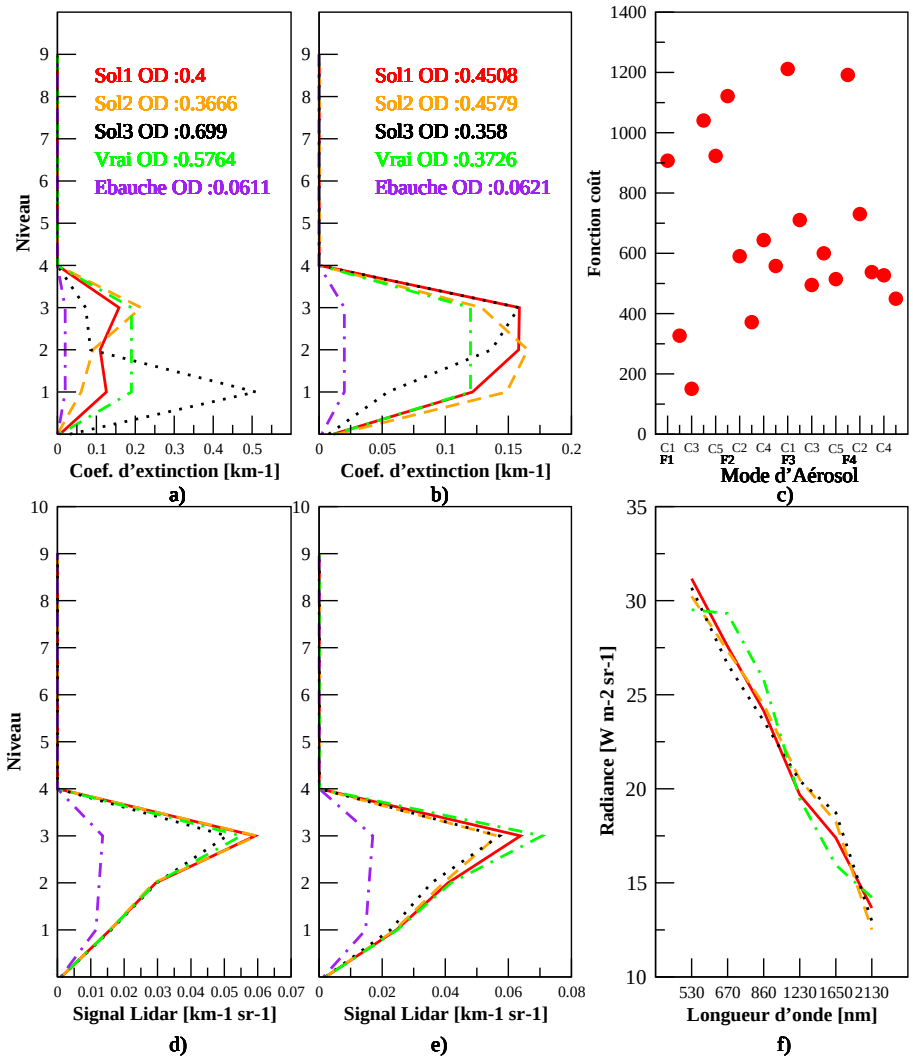


FIG. 3.13 – *Idem que la Figure 3.12 mais avec des propriétés des aérosols différentes dans le schéma d'inversion et dans la génération des observations.*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

solution et récupèrent le véritable profil du coefficient d'extinction avec des différences mineures, ils présentent toutefois de grandes différences quant à la fonction coût.

Quand les observations sont construites à partir des mêmes modes que dans le cas précédent mais en changeant les indices de réfraction, le schéma n'arrive pas à obtenir les vrais profils du coefficient d'extinction pour aucun des deux modes (Figure 3.13a et b). Le schéma se trompe tant pour la distribution verticale que pour la valeur du coefficient d'extinction. Les trois solutions analysées présentent des différences avec les vraies observations tant pour le signal lidar à 1064 nm (Figure 3.13e) que pour la luminance spectrale (Figure 3.13f). Les valeurs de la fonction coût sont respectivement 221.6, 228.6 et 248.8 pour S_1, S_2 et S_3. En ce qui concerne le cas précédent, il y a une augmentation dans la fonction coût pour les trois solutions analysées et la différence entre elles est petite. Le mode grossier 1 est dans les trois solutions tandis que le mode fin change entre elles. Pour S_1, le mode fin correspond au modèle 3, tandis que pour S_2, c'est le modèle 4 et le modèle 2 pour S_3.

Le fait d'introduire une perturbation microphysique dans les observations (changement de l'indice de réfraction) fait que la solution de l'inversion n'est pas dans les solutions possibles et le modèle n'arrive pas à reproduire les observations avec aucune combinaison de mode d'aérosols. Le nouvel indice de réfraction du mode fin fait partie des modèles 1 et 2 tandis que le nouvel indice de réfraction de 1.49 du mode grossier se trouve entre les valeurs de 1.45 et 1.53 utilisés par les modèles.

L'étude présentée dans cette section sera analysée en détail dans la premier section du chapitre 4.

3.9 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté les premières expériences d'inversion avec le modèle simplifié de transfert radiatif (voir tableau 3.3). D'abord, nous avons commencé par montrer que le schéma réussit à inverser la luminance et le signal lidar de manière séparée et ensuite nous avons présenté que le schéma d'inversion conjointe des deux observations est capable de récupérer le profil vertical du coefficient d'extinction pour un mode d'aérosols. Le schéma continue à récuperer avec succès le profil vertical de coefficient d'extinction quand on insère du bruit dans la simulation des observations. Nous avons aussi montré que le modèle est capable de récupérer le profil de coefficient d'extinction avec precision pour deux modes, fin et grossier, si les observations sont produites avec les mêmes modes que ceux utilisés dans l'inversion. Le schéma a plus de difficulté à trouver le vrai profil du coefficient d'extinction, surtout pour le mode grossier, quand des perturbations microphysiques sont introduites dans la production des observations. Toutefois, il faut souligner que dans cette dernière expérience, le schéma est capable de récupérer approximativement le profil du coefficient d'extinction du mode fin.

Nous avons exploré de manière brève la sensibilité de la performance de l'inversion à la définition de la matrice de covariance d'erreur des observations. Cette performance

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

est sensible à la définition de la matrice $\boldsymbol{R}$ pour l'inversion du signal lidar seulement. Une fois introduite la contrainte de la luminance, la sensibilité aux différentes définitions de $\boldsymbol{R}$ utilisées diminue et devient moins importante en terme de qualité de l'inversion. Nous avons exclu le terme de l'ébauche dans ce chapitre et ainsi son rôle dans l'inversion. L'impact de la matrice de covariance d'erreur de l'ébauche dans la performance de l'inversion sera exploré, aussi de manière brève, dans les prochains chapitres.

Finalement, nous avons aussi exploré la possibilité de récupérer simultanément le profil du coefficient d'extinction et la fonction de phase de rétrodiffusion à partir de l'inversion conjointe du signal lidar et la luminance, les deux à une longueur d'onde. Les réesultats ont montré que le schéma est capable de récupérer en même temps ces deux variable avec succès.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

TAB. 3.3 – Résumé des résultats des expériences effectuées pendant la thèse et présentées dans ce chapitre.

Expérience d'inversion	**Figures**	**Pages**	**Resultats**	**Section**
Radiomètre	3.1	57	Inversion réussie	3.1
Lidar	3.2 et 3.3	58 et 60 resp.	Performance sensible la définition de $\boldsymbol{R}$	3.2
Lidar et Radiomètre	3.4, 3.5 et 3.6	61, 63 et 65 resp.	Inversion réussie. Perte de sensibilité de la qualité de la solution aux définitions de $\boldsymbol{R}$ pris en compte.	3.3
Lidar et Radiomètre avec bruit	3.7	66	Inversion réussie.Pas de différence appréciable entre solution sans bruit et solution bruitée moyenne.	3.4
Inclusion de la fonction de phase	3.8	67	Inversion réussie.Pas de différence appréciable entre solution sans bruit et solution bruitée moyenne.	3.5
Deux mode d'aérosols	3.9 et 3.10	70 et 71 resp.	Inversion réussie pour cas sans bruit. Légère diminution de la performance avec bruit, surtout à la base de la couche daérosols.	3.6
Modèles pré-définis d'aérosols	3.11	73	Schéma n'arrive pas a restituer les vrais profils avec perturbations mycrophysiques	3.7
Combinaison de modèles aérosols	3.12 et 3.13	75 et 76 resp.	Inversion réussie pour le cas d'observations produites avec une des 20 combinaisons possibles. Le schéma échoue quand les observations sont produites avec des modèles qui ne font pas partie de 20 combinaisons possibles.	3.8

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Chapitre 4

Inversion de la luminance et du signal lidar avec le modèle simplifié

Dans le chapitre 3, nous avons présenté les premières expériences d'inversion avec le modèle simplifié. Nous avons montré que le schéma d'inversion est capable de récupérer le profil vertical du coefficient d'extinction pour un mode d'aérosol. Le schéma continue à récupérer avec succès le profil vertical de coefficient d'extinction quand on introduit du bruit dans la simulation des observations. Nous avons aussi montré que le modèle est capable de récupérer le profil du coefficient d'extinction pour deux modes, fin et grossier, quand les solutions sont limitées à une combinaison de quatre modes fins et cinq modes grossiers.

Dans la première section de ce chapitre, nous explorons en détail ces derniers résultats présentés de manière brève dans la section 3.8. Ils seront présentés au moyen d'un article intitulé « One-dimensional variational retrieval of aerosol extinction coefficient from synthetic LIDAR and radiometric measurements ». L'article a été accepté pour publication dans le *Journal of Geophysical Research*. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous présentons les expériences effectuées pour explorer l'inversion du signal lidar à deux longueurs d'onde et la radiance à six longueurs d'onde en utilisant le modèle simplifié (section 2.1.1). Le but de ces expériences est, d'abord, de tester la possibilité de récupérer simultanément aussi bien le profil de coefficient d'extinction que le rayon modal pour chaque mode, et ensuite examiner les contraintes de cette inversion. Mais ces expériences ont aussi comme but de préparer l'inversion avec le modèle de transfert radiatif 6S. Nous allons profiter du temps d'exécution plus rapide du modèle simplifié pour tester le schéma d'inversion sous différentes conditions et ainsi postérieurement généraliser les conclusions à l'inversion avec 6S.

Dans toute la deuxième partie de ce chapitre, le vecteur de contrôle sera composé du rayon modal des modes fin et grossier et les profils du coefficient d'extinction de chaque mode. La dimension finale du vecteur de contrôle dépend directement du nombre de couches de l'atmosphère. Ceci est à son tour fonction de la profondeur de l'atmosphère simulée et de la résolution du profil vertical du coefficient d'extinction. Le vecteur d'ob-

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

servations inclut les deux profils verticaux du coefficient de rétrodiffusion atténué et la réflectance à six longueurs d'onde. Comme pour le vecteur de contrôle, il dépend aussi de la profondeur de l'atmosphère et de la résolution verticale avec laquelle il est décrit. Ces deux paramètres vont changer au long de ce chapitre et donc aussi la taille du vecteur de contrôle. Nous laissons la présentation détaillée du vecteur de contrôle et d'observation pour chaque expérience.

4.1 One-dimensional variational retrieval of aerosol extinction coefficient from synthetic LIDAR and radiometric measurements

4.1.1 Abstract

The CALIOP lidar (onboard the CALIPSO platform) and the MODIS instrument (onboard the AQUA platform) will provide simultaneous measurements as part of the "AQUA-train", thus offering a unique opportunity to improve our knowledge on aerosol properties and their spatial distribution. Here we investigate to which extent both the vertical distribution of the aerosol extinction coefficient and the aerosol bimodal size distribution can be retrieved from a synergetic use of the vertically-resolved lidar signal and the spectral radiance measurements. To this effect a variational retrieval scheme based on a simplified radiative transfer model was developed. The extinction coefficient profile for fine and coarse mode aerosols was retrieved from synthetic observations of the profile of the attenuated backscatter lidar signal at two wavelengths and radiances at six wavelengths. Our method aims at minimizing a cost function which measures the departure of the solution to the observations. The adjoint method was applied to find the gradient of the cost function with respect to the input parameters. The retrieval scheme was tested under a realistic noise level and different microphysical perturbations. The retrieval of extinction coefficient profiles, for fine and coarse particles, is successful if there is a predominance of fine particles. If coarse particles dominate over fine ones, the scheme retrieves the profile of the total extinction coefficient with a higher confidence than that of the fine mode. When perturbations on the aerosol microphysical properties are introduced, thus simulating a more challenging case with incomplete information of the aerosol model present in the atmosphere, the scheme shows a very good performance in terms of total extinction coefficient retrieval but less success for individual modes. It retrieves the modal radii for both modes simulteneously but can not retrieve at the same time the refractive index and true mode radii for both modes. Results also reveal that there is some prospect for improvement in the quality of the retrieval by, either increasing the size of the predefined set of aerosol models or by including other sources of independent information such as POLDER like measurements.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

4.1.2 Introduction

The modeling of present-day climate forcing by aerosol has been mainly approached by means of chemical transport models (CTMs) and general circulation models (GCMs) (e.g., *Collins et al.*, 2001 ; *Reddy et al.*, 2005). These models include a representation of aerosols aimed at simulating the three-dimensional distribution of their physical and chemical properties such as concentration, size distribution, chemical composition and state of mixture. However it has been recently shown possible to estimate the aerosol direct radiative forcing from satellite observations only (*Bellouin et al.*, 2005 ; *Kaufman et al.*, 2005 ; *Yu et al.*, 2006). Such estimates are nevertheless accurate only for clear-sky conditions. Estimates of all-sky aerosol direct radiative forcing, as well as the aerosol indirect effects, depend critically on the aerosol vertical distribution. This is particularly the case for black carbon which can perturb the temperature profile and thus alter regional circulation and the hydrological cycle (*Ackerman et al.*, 2000 ; *Menon et al.*, 2002). The relative importance of the aerosol fine and coarse modes also matters. Fine particles can reduce cloud droplet size, increase cloud reflectance and reduce precipitation (*Rosenfeld*, 2000) whereas coarse particles can counteract some of these effects by allowing precipitation and by cleaning the atmosphere of fine particles (*Rosenfeld et al.*, 2002).

When calculating the aerosol radiative impact, both their vertical distribution and the split between fine and coarse particle are therefore important factors. Both these factors can now be addressed in a coherent manner thanks to important progresses made in the clear-sky observation of aerosols from space. Global daily satellite measurements allow retrieving optical thickness and Angström exponent (a signature of aerosol size) from polarized and directional measurements (*Deuzé et al.*, 2000, 2001). Radiometric measurements from the MODerate resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) permit to retrieve, among other relevant parameters, aerosol optical thickness and fine mode fraction based on seven channels with wavelengths in the range from 0.47 to 2.13 μm (*Remer et al.*, 2005). Measurements with light detection and ranging (lidar) systems have proven to deliver information on the vertical distribution of aerosols (e.g., *Stephens et al.*, 2001 ; *Müller et al.*, 2001 ; *Chazette*, 2003). The advent of the Cloud and Aerosol LIdar with Orthogonal Polarization (CALIOP) instrument onboard the Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations (CALIPSO), launched in April 2006, now provides profiles of attenuated backscattering coefficients of aerosol and clouds at 0.53 and 1.06 μm. It flies in formation with the Aqua satellite with MODIS onboard and the PARASOL (Polarization and Anisotropy of Reflectances for Atmospheric Sciences coupled with Observations from a Lidar) satellite with a POLDER-like instrument onboard. All these instruments allow to observe the same spot on ground with only a few minutes difference. Simultaneous lidar and radiometric measurements will generate datasets that can be used to combine information on the vertical distribution of aerosols from CALIOP and the detailed size information from MODIS and POLDER (*Kaufman et al.*, 2003 ; *Anderson et al.*, 2005).

Some exploratory studies on the inversion of aerosol fine and coarse mode profiles from the synergy of lidar and radiometric

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

measurements have already been conducted (*Kaufman et al.*, 2003; *Léon et al.*, 2003). They showed the ability to further improve the retrieval of aerosol properties by the combination of active and passive measurements using case studies with lidar measurements taken from an aircraft during different field campaigns. *Kaufman et al.* (2003) showed that the ambiguity in the inversion of the lidar data at two wavelengths can be removed using the MODIS spectral radiances as long as the solution lies within a small set of predefined aerosol models. According to their results, the inversion is robust with respect to noise in the lidar signal but more sensitive to possible calibration errors although they also argue that the calibration error could be corrected if the aerosol model is known.

Our study explores lidar-radiometer retrievals and revisits some of the conclusions of *Kaufman et al.* (2003) using a variational approach where a cost function is defined and minimised iteratively. The advantages of the method are that it is mathematically rigorous, it takes full account of observational and model errors, and it is easy to include extra constraints and observations. Our method bears some resemblance to that of *Stephens et al.* (2001) who used a nonlinear optimal estimation algorithm to solve the lidar equation (*Marks and Rodgers*, 1993). Here we use a 1D-Var technique and an adjoint to solve the lidar and radiometer equations. Adjoint methods are powerful modeling tools that allow solving a variety of problems in an efficient way. They are for instance used in 3D-Var or 4D-Var data assimilation in order to determine efficiently the optimal initial conditions and also in sensitivity studies to examine the sensitivity of all input parameters with respect to one output parameter (e.g., *Janiskova and Morcrette*, 2005). Adjoint models allow the computation of the gradient of one output parameter with respect to all input parameters through one single integration in contrast to the more standard approach of repeatedly integrating the direct model to obtain the sensitivity of all output parameters to perturbations in the input parameters (*Le Dimet and Talagrand*, 1986). It is our expectation that our method will then feed into variational data assimilation of aerosol information in three-dimensional atmospheric models.

In this study we retrieve the extinction coefficient profile and average size distribution of the fine and coarse aerosol modes from synthetic lidar and radiometric measurements. We explore the quality of the solution under different conditions of retrieval. The paper is organized as follows : the inverse problem is presented, together with the retrieval scheme in section 4.1.3, followed by the presentation of the methodology of our experiments. We present the results in section 4.1.5 and the conclusions in section 4.1.6.

4.1.3 Methodology

The retrieval mechanism is described in detail in this section and is presented schematically in Fig. 4.1. It includes the simplified radiative transfer model described in section 4.1.4, the calculation of the cost function and its gradient (section 4.1.3) through the adjoint model (section 4.1.4) and an optimization routine (section 4.1.3) that allows the minimization of the cost function. The optimization of the aerosol extinction coefficient and aerosol model is done sequentially rather than simultaneously, with the former being done with a variational approach and the latter in a

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

discrete manner (section 4.1.4). The retrieval of the aerosol extinction coefficient is repeatedly performed for a set of predefined aerosol models ; we retain as solution(s) the retrieval with the smallest residual cost function(s). The predefined aerosol models are presented in section 4.1.4.

Variational retrieval

The goal of variational retrieval is to seek an optimal balance between the observations and a priori information. The departure of a potential solution x to a given observation vector, y^o, and to an a priori, x^b, is expressed by a scalar function, namely the cost function, and defined as follows :

$$J(x) = \begin{array}{r} \frac{1}{2}(x-x^b)^T\mathbf{B}^{-1}(x-x^b)+ \\ \frac{1}{2}(y^o-\underline{\mathbf{H}}[x])^T\mathbf{R}^{-1}(y^o-\underline{\mathbf{H}}[x]) \end{array} \quad (4.1)$$

where $\underline{\mathbf{H}}$ is the observation operator, $\mathbf{R}$ the error covariance matrix of the observation vector and $\mathbf{B}$ the error covariance matrix of the a priori x^b.

At each iteration, computations of the cost function and its gradient are conducted and the model variable x can be iteratively computed as :

$$x^n = x^{n-1} + \alpha\nabla J(x^{n-1}) \quad (4.2)$$

where ∇J represents the gradient of the cost function and α is the step length of each iteration. We use the adjoint method to compute efficiently the gradient of the cost function. To minimize the cost function we use a quasi-Newton limited memory algorithm for bound constrained optimization called L-BFGS-B (*Byrd et al.*, 1994). We only bounded the solution by defining a lower bound of zero for the entire vector x, defined below. The minimization stops as soon as at least one of the two stopping criteria stipulated in the minimization code is met. The first criterion requires the reduction of the cost function to be smaller than a threshold. The second criterion requires the module of the projection of the gradient to be smaller than a defined value. Since computing time is not an issue in our case, we can afford to demand high accuracy in the solution. We therefore set the first stopping criteria to a reduction in the cost function to be smaller than 10 times the precision of the machine. We demand as second stoping criteria the slope of the projected gradient to be smaller than 10^3 in every direction.

If $\mathbf{H}$ is the linearized version of $\underline{\mathbf{H}}$ and $\mathbf{H^T}$ the adjoint of the $\mathbf{H}$ operator, described in the next section, the gradient of the cost function can be written as :

$$\nabla J(x) = \mathbf{B}^{-1}(x-x^b) + \mathbf{H^T}\mathbf{R}^{-1}(\underline{\mathbf{H}}(x)-y^o) \quad (4.3)$$

4.1.4 Simplified model and its adjoint

In this study the direct model $\underline{\mathbf{H}}$ corresponds to a simplified radiative transfer model that computes radiances at 6 wavelengths and simulates the lidar signal at two wavelengths. Two aerosol modes are considered in these computations, namely the fine and coarse modes. Hereafter variables corresponding to the accumulation mode will be indicated by an f as subscript whereas the coarse mode will be designated by a c as subscript. We consider a simplified

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

atmosphere characterized by aerosol scattering and absorption only. We consequently ignore gas absorption, Rayleigh scattering and surface reflectance. We also neglect the effects of multiple scattering and assume single scattering both for the lidar and radiance calculations. With these simplifications the lidar signal is simulated as :

$$LS(z,\lambda) = C_{LS}\,[\beta_f(\lambda)\omega_f(\lambda)\sigma_f(z,\lambda)+ \beta_c(\lambda)\omega_c(\lambda)\sigma_c(z,\lambda)]\cdot \exp\left(-2\int_z^{TOA}[\sigma_f(z',\lambda)+\sigma_c(z',\lambda)]\,dz'\right) \quad (4.4)$$

where $\omega(\lambda)$, $\beta(\lambda)$ and $\sigma(z,\lambda)$ are the wavelength-dependent single scattering albedo, phase function at 180° (backscattering) and extinction coefficient (also height dependent, z), respectively. C_{LS} is a calibration constant set to one. The radiance is simulated as :

$$L(\lambda) = C_L[\omega_f(\lambda)\beta_{f,\Phi}(\lambda)\tau_f(\lambda)+ \omega_c(\lambda)\beta_{c,\Phi}(\lambda)\tau_c(\lambda)]/(4\pi\mu) \quad (4.5)$$

where $\beta_\Phi(\lambda)$ is the phase function at the considered scattering angle (120° here), μ the cosine of the scattering angle, C_L a constant set to one and $\tau(\lambda)$ the aerosol optical depth which relates to the aerosol extinction coefficient through :

$$\tau(\lambda) = \int_0^{TOA}\sigma(z',\lambda)dz' \quad (4.6)$$

We define an atmosphere of 10 levels with the aerosols forming one cloud distributed in one or more atmospheric layers. We consider the radius of each aerosol mode (R_{gf} and R_{gc}) to be fixed throughout the atmospheric column. Eqn. 4.4 is discretised on the 10 vertical levels z_i as :

$$LS(z_i,\lambda) = C_{LS}\,[\beta_f(\lambda)\omega_f(\lambda)\sigma_f(z_i,\lambda)+ \beta_c(\lambda)\omega_c(\lambda)\sigma_c(z_i,\lambda)] \exp\left(-2\sum_{j=i}^{\mathrm{TOA}}[\sigma_f(z_j,\lambda)+\sigma_c(z_j,\lambda)]\,\Delta z\right) \quad (4.7)$$

where Δz is the layer thickness taken as 1 km throughout the atmosphere from the surface.

Optical properties such as the phase function (β) and single scattering albedo (ω) are prescribed and calculated offline using Mie theory. These calculations are conducted assuming a log-normal size distribution and using a prescribed modal radius (R_g), standard deviation (σ_0) and refractive index for each aerosol mode.

Our observation vector y^o contains the synthetic lidar signal profiles at two wavelengths (0.53 and 1.06 μm) for our ten layer atmosphere (eqn. 4.7) and the synthetic radiances at 6 wavelengths, namely 0.53, 0.66, 0.86, 1.23, 1.65 and 2.13 μm (eqn. 4.5). The observation vector y^o is therefore of dimension 26. The control vector x is composed of the extinction coefficient profiles for the fine (σ_f) and coarse (σ_c) aerosol modes for the same 10 layers at a reference wavelength of 0.55 μm (i.e., x is of dimension 20). The extinction coefficient at other wavelengths can be deduced from the aerosol model and the extinction coefficient at 0.55 μm. The modal radii for each mode (R_{gf} and R_{gc}) are not retrieved directly and consequently not included in the control vector.

This study represents an exploratory work on how to best exploit the synergy between MODIS radiances and CALIOP lidar backscattering profiles. While this model is

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

highly simplified, it nevertheless fits the purpose of this study which is to investigate how much information on the aerosol vertical profile and size distribution can be inferred from combined lidar and radiometric satellite observations. In light of these simplifications, the information content retrieved from these academic simulations should be seen as the maximum achievable from real observations.

The adjoint model is derived using an automatic differentiation algorithm called TAPENADE (*Hascoët and Pascual*, 2004). The advantage of the adjoint method is that it allows an exact calculation of the Jacobian and is numerically cheap thus reducing the computational burden compared to other methods that would calculate numerically the gradient of the direct model from finite differences (*Le Dimet and Talagrand*, 1986). In this study, however, computing time is not a limiting factor and the use of the adjoint technique obeys more to the interest in studying the quality of the retrieval and its limitations with a view to apply this method in three-dimensional models using a more complex and realistic radiative transfer model.

Synthetic observations

In the present study we test the retrieval scheme using synthetic observations. These are generated by running our simplified model defined above with given vertical profiles of the aerosol fine-mode and coarse-mode extinction coefficient, as well as prescribed size distribution and refractive index for each aerosol mode. The defined profile of extinction coefficient is taken within a realistic range. This information will be considered as the "true" state of the atmosphere to which the retrieval will be eventually compared.

Aerosol properties are taken from the MODIS aerosol models presented by *Remer et al.* (2005). These models consist of the refractive index, modal radius (R_g) and standard deviation (σ_0) for five coarse mode and four fine mode log-normal size distributions. These models are expected to be representative of the actual variability in aerosol size distribution and refractive index found in the real world. Each mode represents a typical aerosol type, from dry smoke to wet urban pollution, salt and dust with refractive indices assigned accordingly (*Kaufman et al.*, 2003). They are used in the MODIS lookup tables for aerosol retrieval over ocean. The properties of these fine and coarse modes are presented in Table 4.1. For simplicity we do not consider any wavelength dependence for the refractive index. This assumption, even though it influences our results, should not induce any loss of generalities in our final conclusions as it is applied consistently for generating the synthetic observations and for running our retrievals.

In order to reproduce the instrumental error we have introduced noise into the synthetic observations. A Gaussian noise is added to synthetic observations to simulate the measurement error of each instrument. For the radiance the standard deviation of the noise is taken as 2% of the true radiance at 0.53, 0.66 and 0.86 μm and 3% at 1.23, 1.65 and 2.13 μm. This error corresponds to the calibration uncertainties of the radiometer (*Miura et al.*, 2000). The error in the lidar signal is a combination of the instrument noise and a calibration noise. The calibration noise applies uniformly over the vertical and is sometimes referred to as a bias but can be assumed to vary randomly from

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

one retrieval to the next. Therefore in the context of 1D-Var it can be treated as a random error but with vertical correlation. The instrument noise is simulated with a standard deviation of the noise of 10% at 0.532 μm and 20% at 1.064 μm. This corresponds to the expected noise from CALIOP after averaging the signal to a resolution of 1 km in the vertical and 25 km in the horizontal (J. Pelon, personal communication, 2006). Calibration is performed in the 0.532 μm channel considering molecular scattering at high altitudes ($\sim$40 km) and is transferred to the 1.064 μm channel using a reflective target such as a high-level cloud, which introduces a strong correlation between the two calibration errors. Due to a poor understanding of the spectral correlation of the calibration error we assume a standard deviation of the calibration noise for both wavelengths of 5% of the signal and a full correlation between the two lidar wavelengths (J. Pelon, personal communication, 2006).

Kaufman et al. (2003) based their sensitivity tests to observational errors with errors of similar magnitude. They considered a random noise of 10% and 20% for the 0.53 and 1.064 μm lidar wavelengths, respectively, and calibration errors of 5% or 10%. While 5% and 10% calibration errors introduced 20% and 40% error in the optical thickness they argued that the random noise in the observations did not systematically affect the retrieval. It should be noted though that in contrast to the variational method presented here their method would not treat the different sources of errors consistently. In contrast, we present in this paper a more systematic analysis of the impact of observational errors on the retrieval.

For each experimental setup (described below) we consider an ensemble of 25 realizations of synthetic observations perturbed with noise. We only report the mean and standard deviation of the retrieved profiles for each of these ensembles. Sensitivity tests (not discussed here) with up to 150 realizations instead of 25 have shown that 25 members in the ensemble were sufficient.

Error covariance matrices

The error covariance matrix for the observations, $\mathbf{R}$, usually combines the instrumental and the model errors. However since we use synthetic observations which are generated using the same model as used in the inversion, the only model errors would be of numerical nature and these are expected to be negligible as compared to the instrumental errors. The diagonal terms for the lidar signal correspond to the combination of the instrument and calibration errors described in the previous section. The non-diagonal terms represent the vertical and spectral correlations in the calibration error of the lidar signal. The diagonal terms for the radiance terms correspond to 2% of the true radiance at the three walengths between 0.53 and 0.86 μm and 3% for the remaining three wavelengths. We assume the radiance measurement errors to be uncorrelated with each other. We also assume the radiance and lidar signal errors to be uncorrelated to each other. In summary the $\mathbf{R}$ matrix can be expressed as

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} R_{\mathrm{lid}}^{1\,1} & & R_{\mathrm{lid}}^{ji} & 0 & \cdots & 0 \\ & \ddots & & \vdots & \vdots & \\ R_{\mathrm{lid}}^{ij} & & R_{\mathrm{lid}}^{20\,20} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & R_{\mathrm{rad}}^{1} & 0 & 0 \\ \vdots & & \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & R_{\mathrm{rad}}^{6} \end{pmatrix} \tag{4.8}$$

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

where $R_{\rm lid}^{ij} = (\delta^{ij}\ n_\lambda^2 + c_\lambda^2)\ LS^i\ LS^j$, both superindex i and j span the vertical and spectral ranges for the lidar signal, δ^{ij} is 1 if $i = j$ and 0 otherwise, n_λ and c_λ are the percentage magnitude of the random and calibration errors, respectively, as previously defined in section 2.4.3.

Since we have limited and unreliable knowledge on the a priori information, we neglect the a priori term from the cost function (eqn. 4.1) and define it solely as the observation term. Therefore there is no need to define an error covariance matrix for the background.

Retrieval scheme

We initialize the retrieval from a first-guess profile of the extinction coefficient at 0.55 μm. Tests have shown that there is no sensitivity of the results to the choice of the first guess. The cost function and the corresponding gradient are evaluated according to eqn. 4.1 and eqn. 4.3 described above. We do not attempt to retrieve the aerosol model directly in the variational retrieval. Consequently the control vector does not include aerosol size and refractive index. However we follow *Kaufman et al.* (2003) and indirectly retrieve the aerosol model from the pre-selected set of aerosol models shown in Table 4.1. We do so by splitting the retrieval in two successive steps. First, we run the retrieval –for each member of the ensemble of noise-perturbed synthetic observations– for each of the 20 possible combinations out of the 4 fine and 5 coarse mode aerosol models. Then, we retrieve the combination of aerosol models and extinction coefficient profiles by retaining only those with the smallest residual cost function. By limiting the solution of the aerosol models to the predefined models we decrease the dimension of the aerosol model space and thus avoid complications associated with the inclusion of explicit Mie calculations into the adjoint model.

We conducted three sets of experiments. In the first one (Exp 1) we took the aerosol properties as presented in Table 4.1, while in the second (Exp 2) and third (Exp 3) ones we perturbed the real and imaginary part of the refractive index, respectively, when generating the observations. We conducted this last two experiments in three different ways, first perturbing only the fine mode refractive index (Exp 2a and 3a), then only the coarse mode refractive index (Exp 2b and 3b) and finally perturbing the refractive indices from both modes (Exp 2c and 3c) (Table 4.1). The rationale of these experiments with microphysical perturbation was to investigate how the retrieval would behave if the observations were built from an aerosol model which does not belong to the set of aerosol models used for the retrievals.

We can now summarize the experimental setup. In each experiment we considered in turn each possible pair of unmodified (Exp 1) or modified (Exp 2 and Exp 3) fine and coarse mode and two different splits of an aerosol optical depth of 0.5 between the two aerosol modes (either the fine mode or the coarse mode is taken as dominant with a 4 :1 ratio in optical thickness). For each of these 40 cases, an ensemble of 25 synthetic observations was generated using random noise, as described above. For each resulting set of observations we conducted the retrieval for each one of the 20 possible pairs of fine and coarse aerosol models. We retain the combination with the smallest residual cost function. We present average results for the ensemble of 25 synthetic obser-

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

vations with noise. The final products of the minimization therefore consist of the average retrieved extinction coefficient profiles and the average aerosol optical properties. In order to evaluate the quality of the retrieval we compare i) the retrieved extinction coefficient profiles with the "true" state of the atmosphere, ii) the simulated observations using the retrieved profiles with the synthetic observations and iii) the average retrieved aerosol properties (size and refractive index) with those of the "true" aerosol models.

4.1.5 Results

Experiment 1

The results for Exp 1 are summarized in Table 4.2 and two cases (out of 40) are illustrated in Figs. 4.2 and 4.3. We consider the true combination to be retrieved when the percentage of successful retrieval in the first minimum for each ensemble is larger or equal than 50%. For the case of an aerosol load with fine mode predominating over the coarse mode, the true combination is retrieved whenever the observations are generated with fine mode 1 and 2 and for observations generated with fine mode 4 and coarse mode 3. For the case of coarse mode aerosols predominating over fine mode aerosols, the true combination is found whenever the observations are generated with fine mode 1 and 4. It is noteworthy that most of the time the true combination is found among the best three solutions. For both aerosol loads analyzed, a large fraction of the time the unsuccessful retrievals are explained by a failure in retrieving the correct fine mode model.

Under a predominance of fine aerosol, successful retrieval of the aerosol models also implies the retrieval of the true profiles of extinction coefficient (Fig. 4.2). However, the conclusion does not necessarily hold when $\tau_f < \tau_c$ (see Fig. 4.3). For all successful retrievals except for observations generated with fine mode 1 and coarse mode 3, the average vertical profile of the extinction coefficient for the fine mode does not reproduce on average the exact shape of the true profile. This is in spite of the retrieval of the true combination of aerosol models. Still, the vertical distribution of the total extinction coefficient corresponding to the retrieved profiles follows very closely the true vertical distribution (Fig. 4.3c). This means that under real conditions and a predominant coarse mode we would have more confidence in retrieving the total aerosol extinction coefficient than that of the fine mode. For observations generated with fine mode 1 and coarse mode 3 and a predominance of coarse aerosols, the scheme retrieves the true profiles. Whether the fine or coarse mode predominates, the quality of the retrieval for most of the cases is independent of the success of finding the true combination.

Even though there is a good agreement between the observations and the model output in both cases analyzed with a small standard deviation (Figs. 4.2d-f and 4.3d-f), a large standard deviation is observed in the vertical profile of the extinction coefficient (Fig. 4.2a-b and 4.3a-b). The large sensitivity to the introduced noise is due to the fact that several vertical distributions of the fine mode can provide the same match to the lidar observations. This appears to be caused by compensating effects between the backscatter and attenuation terms due to the fine mode in the lidar equation. The large standard deviation shown in Fig. 4.3a reflects the fact that

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

certain solutions of the ensemble attribute some of the coarse mode extinction coefficient to the fine mode. Finally, a smaller standard deviation than the fine and coarse mode is observed for the total extinction coefficient in both cases (Fig. 4.2c and 4.3c). This reflects that the scheme retrieves better individually the total extinction coefficient than those of the fine and coarse mode.

Similar results are obtained when considering either the fine mode aerosol layer above the coarse mode aerosol layer or the opposite case (figures not shown). When repeating Exp 1 only with instrumental noise, the results don't differ with the ones just presented (Tables and figures not shown). This reflects the ability of the retrieval scheme to compensate for calibration error.

Experiment 2

The results of Exp 2 are presented in Tables 4.3 to 4.12 while Figs. 4.4 and 4.5 illustrate two cases from Exp. 2c. We examine the retrieved non perturbed aerosol model (Exp 2a and 2b) and the averaged retrieved value of the real part of the refractive index and radius of the perturbed aerosol model (Exp 2a, 2b and 2c). These values are constructed as the average of the best solution from each of the 25 members of the ensemble of synthetic observations.

When only the real part of the fine mode refractive index is perturbed (Exp 2a), the correct coarse mode is retrieved most of the time if it predominates over the fine mode, whereas in the opposite case the "true" coarse mode is only found in some cases (Table 4.3). Because the actual fine-mode aerosol model used to produce the synthetic observations is not in the set of aerosol models used for the retrieval, we cannot expect the scheme to "retrieve" simultaneously the fine mode refractive index and modal radius. We can see from Tables 4.4 and 4.5 that most of the time either one of these two parameters can be retrieved exactly or to a reasonable accuracy. There are however cases (e.g. fine mode 2 for $\tau_f > \tau_c$) where neither the refractive index nor the modal radius of the fine mode are retrieved. The frequency of successful retrieval of the true coarse mode keeps no relation with the average "retrieved" refractive index and mode radius of the fine mode.

When only the real part of the coarse mode refractive index is perturbed (Exp 2b) the percentage of successful retrieval decreases for $\tau_f < \tau_c$ with respect to Exp 2a in terms of finding the true unperturbed fine mode as the first minimum (Table 4.6). The real fine mode is retrieved all the time only for fine mode 1 and any given coarse mode when $\tau_f > \tau_c$. When $\tau_f < \tau_c$ the true fine mode is found only for isolated cases. The exact perturbed refractive index is never retrieved but several cases present solutions fairly close to the perturbed value. Even though the true coarse mode is not within the predefined aerosol models, it is noteworthy that for a few observation cases such as those created using coarse mode 4 and fine modes 2 to 4, the scheme is able to retrieve approximately the perturbed refractive index and the modal radius simultaneously.

Finally, in Exp. 2c, the true state of the atmosphere is defined by a combination of two aerosol models, none of which forms part of the set of aerosol models used for the retrieval. The way we examine the performance of the retrieval is through the average aerosol properties, as done previously, and the comparison of the retrieved and inversed profiles with the truth. Compared

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

to the results of Exp 2a, the scheme shows an improvement in the retrieval of the fine mode radius (see Tables 4.5 and 4.11) and a slightly better retrieval of the fine mode refractive index (Tables 4.4 and 4.9). Both improvements occur when $\tau_f < \tau_c$, while for the case of $\tau_f > \tau_c$ no change is observed between Exp 2a and 2c. On the other hand, a decrease in the number of successful retrieval of modal radii (Tables 4.8 and 4.12) and refractive index (Tables 4.7 and 4.10) of the coarse mode is observed. Again, this is stronger when $\tau_f < \tau_c$. The scheme is able to retrieve simultaneously the modal radii of both aerosol modes for observations generated with fine mode 1 and coarse mode 5 when $\tau_f > \tau_c$ and fine mode 1, coarse mode 2 to 4 and fine mode 3, coarse mode 2 when $\tau_f < \tau_c$ (see Tables 4.11 and 4.12). However, for none of the possible set of generated observations, the retrieval scheme is able to find the refractive index of the coarse mode, neither when $\tau_f > \tau_c$ nor when $\tau_f < \tau_c$. Furthermore, the scheme is unable to simultaneously retrieve the refractive index and modal radii of both modes. Fig. 4.4 presents the retrieved profiles of extinction coefficient for the fine mode (Fig. 4.4a) and coarse mode (Fig. 4.4b) and total extinction coefficient (Fig. 4.4c) for the case of a predominance of fine mode aerosols. The lidar signal at 0.532 and 1.064 μm (Fig. 4.4d and 4.4e, respectively) and spectral radiances (Fig. 4.4f) corresponding to the retrieved profiles are also presented. The retrieved profiles of both modes capture the main features of the true vertical distribution. While the fine mode underestimates the true extinction coefficient, the coarse mode overestimates the true profile most of the time. Yet, the retrieved true profile remains within the variability of the true retrieved coarse mode. Furthermore, the profile of total extinction coefficient is also underestimated, due to the underestimation in the fine mode. The difficulty in retrieving the correct vertical profile is explained by the error in simulating the spectral dependence of the radiance. In most of the cases the lidar signal at both wavelengths is well simulated, however the lidar signal at 0.532 μm corresponding to the retrieved profiles simulates slightly better the true profile than the one at 1.064 μm. In the rest of the cases the main differences with the true profile are observed at 1.064 μm, which shows a higher tendency to overestimate the true lidar signal. The opposite case of $\tau_f < \tau_c$ presents more difficulties in retrieving the true profile of extinction coefficient for the fine mode but improves the retrieval of the coarse mode (Fig. 4.5a and 4.5b). It underestimates the fine mode and overestimates the coarse mode, but shows an improvement in the retrieval of the total extinction coefficient profile (Fig. 4.5c). Errors in the retrieval are due to the misfit in simulating the true lidar signal at both wavelengths (Figs. 4.5d and 4.5e) and the spectral dependance of the radiance (Fig. 4.5f). The misfit to the spectral radiance is significantly larger than the measurement error thus suggesting some inconsistency in our 1D-Var system. This is not surprising of course because of the large perturbation in the aerosol mycrophysical properties. There is therefor some prospect of improvement by increasing the size of the predefined set of aerosol models.

Experiment 3

In contrast to Exp 2, when the imaginary part of the refractive index is perturbed, a higher success rate in the retrieval of the unperturbed aerosole mode is observed in Exp 3a and 3b. In Exp 3a the true

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

coarse mode is retrieved most of the time when $\tau_f > \tau_c$ and always when $\tau_f < \tau_c$. In Exp 3b the scheme has a higher success rate (as compared to Exp 3a) in the retrieval of the correct fine mode when $\tau_f > \tau_c$ but a lower success rate when $\tau_f < \tau_c$. A higher retrieval rate of the modal radius is also observed in both experiments. With respect to Exp 3c, the same conclusion as in Exp 2c is valid, with the only difference being the higher retrieval rate as compared to Exp 2c (Tables and Figures not shown).

4.1.6 Conclusions

An exploratory study on variational retrieval was conducted in order to investigate how to best exploit the synergy between MODIS radiances and CALIPSO lidar attenuated backscattering profiles. A joint retrieval should combine information on the vertical distribution of aerosols from the lidar and information on size from the radiometer. The retrieval scheme was applied to a simplified radiative transfer model to retrieve the extinction coefficient profile of fine and coarse aerosol modes. Synthetic observations were constructed from an aerosol model and vertical profile, taken as the truth, in order to mimic the lidar and radiometric measurements. Noise was introduced into the synthetic observations in order to reproduce the instrumental and calibration error. Experiments were conducted for a constant aerosol load but varying from a predominant fine mode to a predominant coarse mode. Different degrees of perturbation to the real part of the refractive index were also introduced in some of the experiments. For the ideal case when the true aerosol model belongs to our set of predefined aerosol models used in the retrieval, the scheme shows an equivalent success rate in retrieving the true aerosol combination for both cases of aerosol loads analyzed. For the case of fine mode predominating over the coarse mode, the true profile is successfuly retrieved for both modes and the for total extinction coefficient. For the opposite case of predominant coarse aerosol model, the scheme manages to retrieve the true profile of extinction coefficient of the coarse mode but is not able to retrieve exactly the true profile of the fine mode even when the correct aerosol models are found. It nevertheless retrieves accurately the profile of the total extinction coefficient. Interestingly, the success of the retrieval for most of the cases is independant of finding the true combination. This reflects the fact that retrieving the correct profile does not represent an indicator of success in the retrieval of the true aerosol combination. The standard deviation of the total extinction coefficient is smaller than those of the fine and coarse modes. This implies that the scheme retrieves better individually the total extinction coefficient than the fine and coarse ones, but shows the same performance for the ensemble. Equivalent results are observed when Exp 1 is repeated without calibration noise, revealing the ability of the scheme to compensate for errors in the calibration. Similar conclusion can be drawn with a vertical distribution of aerosols with the fine mode layer above the coarse mode layer and vice versa.

For the more challenging case when the true aerosol model does not belong to our set of predefined aerosol models used in the retrieval, the scheme has difficulties in retrieving the true profile for fine and coarse mode. It underestimates the extinction coefficient of the fine mode and overstimates that of the coarse mode. However, when the coarse mode predominates over

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

the fine mode, the scheme shows an improvement in the retrieval of the total extinction coefficient. The errors in the retrieval when $\tau_f > \tau_c$ are mainly due to the misfit in reproducing the spectral dependence of the radiance, whereas when $\tau_f < \tau_c$ the differences between retrieved and true profile are also due to the misfit in the lidar signal at both wavelengths. The scheme is able to obtain the modal radii of both modes simultaneously, but it is not able to obtain simultaneously the perturbed aerosol refractive indices and the true mode radii for both modes. All in all the scheme shows a better retrieval of aerosol properties, both refractive index and modal radii, for a predominance of coarse mode aerosols.

When perturbing the imaginary part of the refractive index similar results to Exp 2 are found. The main difference between these experiments is an increase in the retrieval rate when compared to result obtained by perturbing the real part of the refractive index.

The MODIS wavelengths are more sensitive to the coarse mode than to the fine mode (*Kaufman et al.*, 2003). This may explain the general improvement in the retrieval when both modes are perturbed and $\tau_f < \tau_c$ and the successful retrieval of the fine mode extinction coefficient profile when $\tau_f > \tau_c$.

The results and conclusions of Exp. 2 rely strongly on the definition of the aerosol models. These models serve the purpose of reducing the solution space and avoid including explicit Mie calculations in the retrieval scheme. We would like to highlight the fact that in many cases with perturbed microphysics, the residual error in the fit between the observed and simulated radiance and lidar signal is larger than the observational error. This means that synthetic observations have not been exploited to their full potential and there is therefore prospect for achieving better retrievals by including more aerosol models in our predefined set.

While this model is highly simplified, it nevertheless fits the purpose of this study which is to investigate how much information on the aerosol vertical profile and size distribution can be inferred from combined lidar and radiometric satellite observations. In light of these simplifications, the retrieved information content from these academic simulations should be seen as the maximum achievable for the current set of predefined aerosol models. This simplified model can also be used to test enhanced synergies between instruments or the improvement that a third channel in a spaceborne lidar would bring. Future work will consist to adapt this retrieval scheme to accurate radiative transfer models and apply it to actual aircraft and satellite data. Further constraints to the retrieval could be achieved by including other sources of observations such as POLDER which could help to better characterize fine mode aerosol models (*Herman et al.*, 2005) and thus improve the retrieval for case of predominance of coarse mode aerosols.

4.1.7 Acknowledgments

This work forms part of NH PhD which is supported by the Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) and the Region Nord-Pas-de-Calais. OB was supported by the Climate Prediction Programme of the UK Department for Environment, Food, and Rural Affairs and the GEMS project of the European Commission. The authors are grateful to Frédéric Chevallier, Angela Benedetti and Laurent Labo-

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

notte for their useful comments. Laurent Hascoët and the TROPICS team are acknowledged for their technical assistance in automatic differentiation. TAPENADE can be downloaded from http ://www-sop.inria.fr/tropics/tapenade.html.

The authors would like to pay tribute to Yoram Kaufman whose huge contribution to satellite aerosol retrieval has formed the background for this study.

4.1.8 References

1. Ackerman, S., O. B. Toon, D. E. Stevens, A. J. Heymsfield, V. Ramanathan, and E. J. Welton (2000), Reduction of tropical cloudiness by soot, *Science*, *288*, 1042-1047.
2. Anderson, T. L., R. J. Charlson, N. Bellouin, O. Boucher, M. Chin, S. A. Christopher, J. Haywood, Y. Kaufman, S. Kinne, J. A. Ogren, L. A. Remer, T. Takemura, D. Tanré, C. R. Trepte, B. A. Wielicki, D. M. Winker, and H. Yu (2005), A-Train strategy for quantifying direct climate forcing by aerosols, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, *86* (12), 1795-1809.
3. Bellouin, N., O. Boucher, J. Haywood, and M.S. Reddy (2005), Global estimate of aerosol direct radiative forcing from satellite measurements, *Nature*, *438*, 1138-1141.
4. Byrd, R.H., P. Lu, J. Nocedal, and C. Zhou (1994), A limited memory algorithm for bound constrained optimization, Technical report NAM-08, Northwestern University, Evanston, USA.
5. Collins, W.D., P.J. Rasch, B.E. Eaton, B.V. Khattatov, J.-F. Lamarque, and C.S. Zender (2001), Simulating aerosols using a chemical transport model with assimilation of satellite aerosol retrievals : Methodology for INDOEX, *J. Geophys Res.*, *106*, 7313-7336.
6. Deuzé, J.-L., P. Goloub, M. Herman, A. Marchand, G. Perry, S. Susana, and D. Tanré (2000), Estimate of the aerosol properties over ocean with POLDER, *J. Geophys Res.*, *105*, 15329-15346.
7. Deuzé, J.-L., F.-M. Bréon, C. Devaux, P. Goloub, M. Herman, B. Lafrance, F. Maignan, A. Marchand, F. Nadal, G. Perry, and D. Tanré (2001), Remote sensing of aerosols over land surfaces from POLDER-ADEOS-1 polarized measurements, *J. Geophys Res.*, *106*, 4913-4926.
8. Chazette, P. (2003), The monsoon aerosol extinction properties at Goa during INDOEX as measured with Lidar, *J. Geophys Res.*, *108* (D6), 4187, doi :10.1029/2002JD00274.
9. Hascoët, L., and V. Pascual (2004), TAPENADE 2.1 User's guide, Technical report, Sophia-Antipolis, France. [url http ://www-sop.inria.fr/tropics]
10. Herman, M., J.-L. Deuzé, A. Marchand, B. Roger, and P. Lallart (2005), Aerosol remote sensing from POLDER/ADEOS over the ocean : Improved retrieval using a nonspherical particle model, *J. Geophys. Res.*, *110*, D10S02, doi :10.1029/2004JD004798.
11. Janiskova, M., and J.-J. Morcrette (2005), Investigation of the sensitivity of the ECMWF radiation scheme to input parameters using adjoint technique, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, *131*, 1975-1996.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

12. Kaufman, Y.J., D. Tanré, J.F. Léon, and J. Pelon (2003), Retrievals of fine and coarse aerosols using lidar and radiometric space measurements, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, *41*, 1743-1754.

13. Kaufman, Y. J., O. Boucher, D. Tanré, M. Chin, L. A. Remer, and T. Takemura (2005), Aerosol anthropogenic component estimated from satellite data, *Geophys. Res. Lett.*, *32*, L17804, doi :10.1029/2005GL023125.

14. Le Dimet, F. X., and O. Talagrand (1986), Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations : Theoretical aspects. *Tellus*, *38A*, 97-110.

15. Léon, J.-F., D. Tanré, J. Pelon, Y.J. Kaufman, J.M. Haywood, and B. Chatenet (2003), Profiling of a Saharan dust outbrake based on a synergy between active and passive remote sensing, *J. Geophys. Res.*, *108* (D18), doi :10.1029/2002JD002774.

16. Marks, C., and C. Rodgers (1993), A retrieval method for atmospheric composition from limb emission measurement, *J. Geophys Res.*, *98*, 14939-14953.

17. Menon, S., J. Hansen, L. Nazarenko, and Y. Luo (2002), Climate effects of black carbon aerosols in China and India, *Science*, *297*, 2250-2253.

18. Miura, T., A.R. Huete, and H. Yoshioka (2000), Evaluation of sensor calibration uncertainties on vegetation indices for MODIS, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, *38*(3), 1399-1409.

19. Müller, D., K. Franke, F. Wagner, D. Althausen, A. Ansmann, and J. Heintzenberg (2001), Vertical profiling of optical and physical particle properties over the tropical Indian Ocean with six-wavelength lidar : 2. Case studies, *J. Geophys. Res.*, *106* (D22), 28,577-28,595.

20. Reddy, M.S., O. Boucher, N. Bellouin, M. Schulz, Y. Balkanski, J.-L. Dufresne, and M. Pham (2005), Estimates of global multicomponent aerosol optical depth and direct radiative perturbation in the Laboratoire de Météorologie Dynamique general circulation model, *J. Geophys. Res.*, *110*, D10S16, doi :10.1029/2004JD004757.

21. Remer, L.A., Y.J. Kaufman, D. Tanré, S. Mattoo, D.A. Chu, J.V. Martins, R.-R. Li, C. Ichoku, R.C. Levy, R.G. Kleidman, T.F. Eck, E. Vermote, and B.N. Holben (2005), The MODIS aerosol algorithm, products and validation, *J. Atmos. Sci.*, *62*, 947-973.

22. Rosenfeld, D. (2000), Suppression of rain and snow by urban and industrial air pollution, *Science*, *287*, 1793-1796.

23. Rosenfeld, D., R. Lahav, A.P. Khain, and M. Pinsky (2002), The role of sea spray in cleansing air pollution over ocean via cloud processes, *Science*, *297*, 1667-1670.

24. Stephens, G.L., R.J. Engelen, M. Vaughan, and T.L. Anderson (2001), Toward retrieving properties of the tenuous atmosphere using space-based lidar measurements, *J. Geophys Res.*, *106*, 28143-28157.

25. Yu, H., Y. J. Kaufman, M. Chin, G. Feingold, L. A. Remer, T. L. Anderson, Y. Balkanski, N. Bellouin, O. Boucher, S. Christopher, P. DeCola, R. Kahn, D. Koch, N. Loeb,

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

TAB. 4.1 – Aerosol models for the aerosol fine and coarse modes. R_g, σ_0 and R_{eff} are, respectively, the median radius (in μm), standard deviation of the log-normal size distribution and the effective radius (μm). The perturbed values of refractive index for experiment 2 are given in parentheses. The aerosol models are from *Remer et al.* (2005).

		Refractive Index	R_g	σ_0	R_{eff}	Comments
Fine Mode	1	1.45(1.40)-0.0035i	0.07	0.4	0.10	Small Fine
	2	1.45(1.40)-0.0035i	0.06	0.6	0.15	Intermediate Fine
	3	1.40(1.45)-0.0020i	0.08	0.6	0.20	Wet large fine
	4	1.40(1.45)-0.0020i	0.1	0.6	0.25	Wetter large fine
Coarse Mode	1	1.45(1.49)-0.0035i	0.4	0.6	0.94	Wet sea salt type
	2	1.45(1.49)-0.0035i	0.6	0.6	1.48	Wet sea salt type
	3	1.45(1.49)-0.0035i	0.8	0.6	1.98	Wet sea salt type
	4	1.53(1.49)-0.0010i	0.6	0.6	1.48	Dust like type
	5	1.53(1.49)-0.0010i	0.5	0.8	2.50	Dust like type

M. S. Reddy, M. Schulz, T. Takemura, and M. Zhou (2006), A review of measurement-based assessment of aerosol direct radiative effect and forcing, *Atmos. Chem. Phys.*, *6*, 613-666.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

TAB. 4.2 – Percentage of successful retrievals for each possible combination of fine and coarse modes used to generate the observations in experiment 1. Solutions with the three smallest residual cost functions are shown. As an example, when the fine mode dominates in optical depth and the synthetic observations are constructed using fine mode 1 and coarse mode 1, this particular combination is retrieved 92% of the times with the smallest cost function, 4% of the times with the second smallest cost function and 4% of the times with the third smallest cost function. Numbers in bold correspond to cases presented in Figs. 2 and 3.

			$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
		Minima	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Fine Mode	1	Min 1	92	64	**96**	80	72	**72**	48	88	60	64
		Min 2	4	36	4	20	24	20	4	4	20	20
		Min 3	4	0	0	0	4	0	8	0	8	4
	2	Min 1	64	64	88	72	64	28	36	40	44	28
		Min 2	20	28	8	20	32	20	16	12	16	28
		Min 3	16	0	4	4	0	40	44	48	36	44
	3	Min 1	44	20	28	36	36	24	24	4	16	0
		Min 2	32	16	28	20	12	48	48	76	40	64
		Min 3	4	32	16	12	8	16	12	12	20	24
	4	Min 1	44	48	52	40	20	64	60	68	60	60
		Min 2	40	28	24	16	36	4	16	16	28	8
		Min 3	16	12	20	20	28	24	12	16	8	4

TAB. 4.3 – Percentage of successful retrieval of the coarse mode aerosol model when the fine mode is perturbed (Experiment 2a). Only retrievals with the smallest cost function are considered.

		$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Fine Mode	1	0	0	72	0	100	8	100	100	96	80
	2	0	0	100	0	0	100	100	4	60	0
	3	0	0	100	0	0	100	100	4	60	0
	4	0	0	100	0	0	100	96	0	60	0

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

TAB. 4.4 – Retrieved fine mode refractive index (real part) for experiment 2a averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Underlined numbers correspond to cases where the true refractive index was retrieved within ± 0.01 of the perturbed value.

Perturbed ref. index			$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
			1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Fine Mode	1	**1.40**	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.43	1.40	1.40	1.41
	2	**1.40**	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.43	1.40	1.40	1.42	1.41
	3	**1.45**	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.43	1.40	1.40	1.42	1.41
	4	**1.45**	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.43	1.40	1.40	1.42	1.41

TAB. 4.5 – Retrieved fine mode modal radius (μm) for experiment 2a averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Underlined numbers correspond to cases where the modal radius was retrieved within ± 0.005 μm

Radius			$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
			1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Fine Mode	1	**0.070**	0.070	0.070	0.070	0.070	0.070	0.072	0.084	0.1	0.099	0.095
	2	**0.06**	0.070	0.070	0.070	0.070	0.070	0.08	0.1	0.1	0.088	0.093
	3	**0.08**	0.070	0.070	0.070	0.070	0.070	0.084	0.1	0.099	0.088	0.093
	4	**0.1**	0.070	0.071	0.070	0.070	0.070	0.081	0.1	0.1	0.086	0.092

TAB. 4.6 – Percentage of successful retrieval of the fine mode aerosol model when the coarse mode is perturbed (Experiment 2b). Only retrievals with the smallest cost function are considered.

		$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Fine Mode	1	100	100	100	100	100	100	96	0	92	52
	2	0	0	0	0	0	0	16	0	4	4
	3	0	0	0	0	0	0	24	24	0	0
	4	8	8	0	4	0	0	84	80	4	4

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

TAB. 4.7 – Retrieved coarse mode refractive index (real part) for experiment 2b averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Underlined numbers correspond to cases where the true refractive index was retrieved within ± 0.02 of the perturbed value.

Perturbed ref. index		$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
				1.49					**1.49**		
Fine Mode	1	1.50	1.50	1.47	1.53	1.53	1.45	1.45	1.45	1.53	1.53
	2	1.45	1.45	1.45	1.46	1.46	1.45	1.45	1.45	1.50	1.51
	3	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.50	1.51
	4	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.50	1.51

TAB. 4.8 – Retrieved coarse mode modal radius (μm) for experiment 2b averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Underlined numbers correspond to cases where the modal radius was retrieved within ± 0.05 μm.

Radius		$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
		0.4	**0.6**	**0.8**	**0.6**	**0.5**	**0.4**	**0.6**	**0.8**	**0.6**	**0.5**
Fine Mode	1	0.63	0.63	0.72	0.51	0.5	0.58	0.6	0.8	0.6	0.53
	2	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.4	0.6	0.61	0.6	0.6
	3	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.4	0.6	0.61	0.6	0.6
	4	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.4	0.59	0.6	0.6	0.6

TAB. 4.9 – Retrieved fine mode refractive index (real part) for experiment 2c averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Numbers in bold italic correspond to cases presented in Figs. 4 and 5. Underlined numbers correspond to cases where the true refractive index was retrieved within ± 0.01 of the perturbed value.

Perturbed ref. index			$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
			1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Fine Mode	1	***1.40***	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.43	1.45	1.44
	2	***1.40***	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.42	1.40	1.45	1.45
	3	***1.45***	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.42	1.40	1.45	1.45
	4	***1.45***	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.41	1.40	1.44	1.45

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

TAB. 4.10 – Retrieved coarse mode refractive index (real part) for experiment 2c averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Numbers in bold correspond to cases presented in Figs. 4 and 5. Underlined numbers correspond to cases where the true refractive index was retrieved within ± 0.02 of the perturbed value.

Perturbed ref. index		$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
				1.49					**1.49**		
Fine Mode	1	1.52	1.52	1.52	1.52	1.53	1.45	1.45	1.45	1.45	1.46
	2	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45
	3	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45
	4	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45

TAB. 4.11 – Retrieved fine mode modal radius (μm) for experiment 2c averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Numbers in bold correspond to cases presented in Figs. 4 and 5. Underlined numbers correspond to cases where the modal radius was retrieved within ± 0.005 μm.

Radius			$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
			1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Fine Mode	1	**0.07**	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07
	2	**0.06**	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.081	0.098	0.070	0.071
	3	**0.08**	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.082	0.094	0.07	0.068
	4	**0.1**	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.088	0.095	0.072	0.068

TAB. 4.12 – Retrieved coarse mode modal radius (μm) for experiment 2c averaged from the 25 members of the ensemble of synthetic observations constructed from each combination of fine and coarse modes. Numbers in bold correspond to cases presented in Figs. 4 and 5. Underlined numbers correspond to cases where the modal radius was retrieved within ± 0.05 μm.

Radius		$\tau_f > \tau_c$ Coarse Mode					$\tau_f < \tau_c$ Coarse Mode				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
		0.4	**0.6**	**0.8**	**0.6**	**0.5**	**0.4**	**0.6**	**0.8**	**0.6**	**0.5**
Fine Mode	1	0.55	0.52	0.54	0.52	0.5	0.6	0.6	0.8	0.6	0.75
	2	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.42	0.6	0.74	0.6	0.62
	3	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.41	0.6	0.74	0.6	0.62
	4	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.4	0.6	0.73	0.6	0.62

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

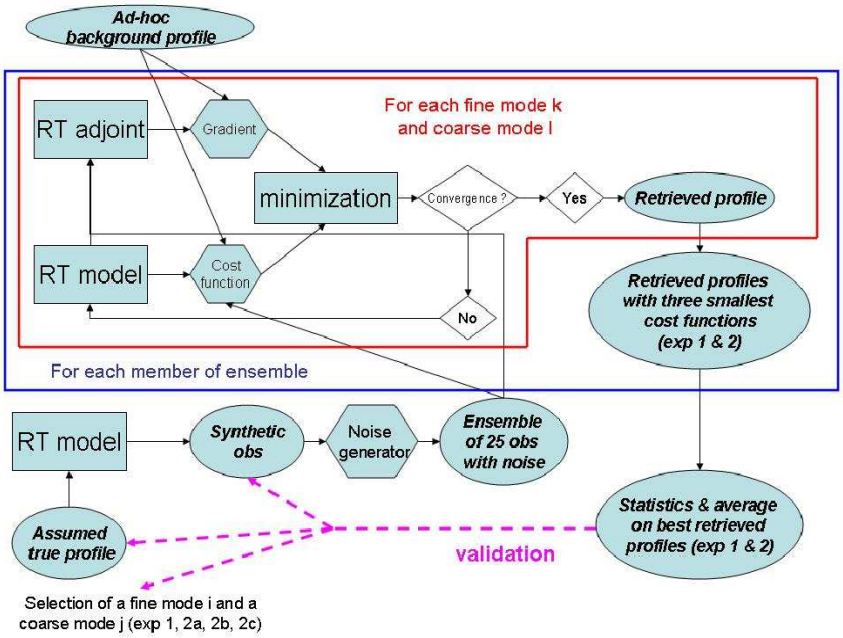


FIG. 4.1 – *Schematic representation of retrieval scheme. Synthetic observations are generated from one pair of aerosol models of fine mode (i) and coarse mode (j). Noise is added randomly to these synthetic observations and a 25-member ensemble of synthetic observations is created. For each of these member a retrieval is conducted for each possible pair of fine (k, k=1-4) and coarse modes (l, l=1-5). We retain the retrievals with the three smallest (exp 1) or the smallest (exp 2) cost functions.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

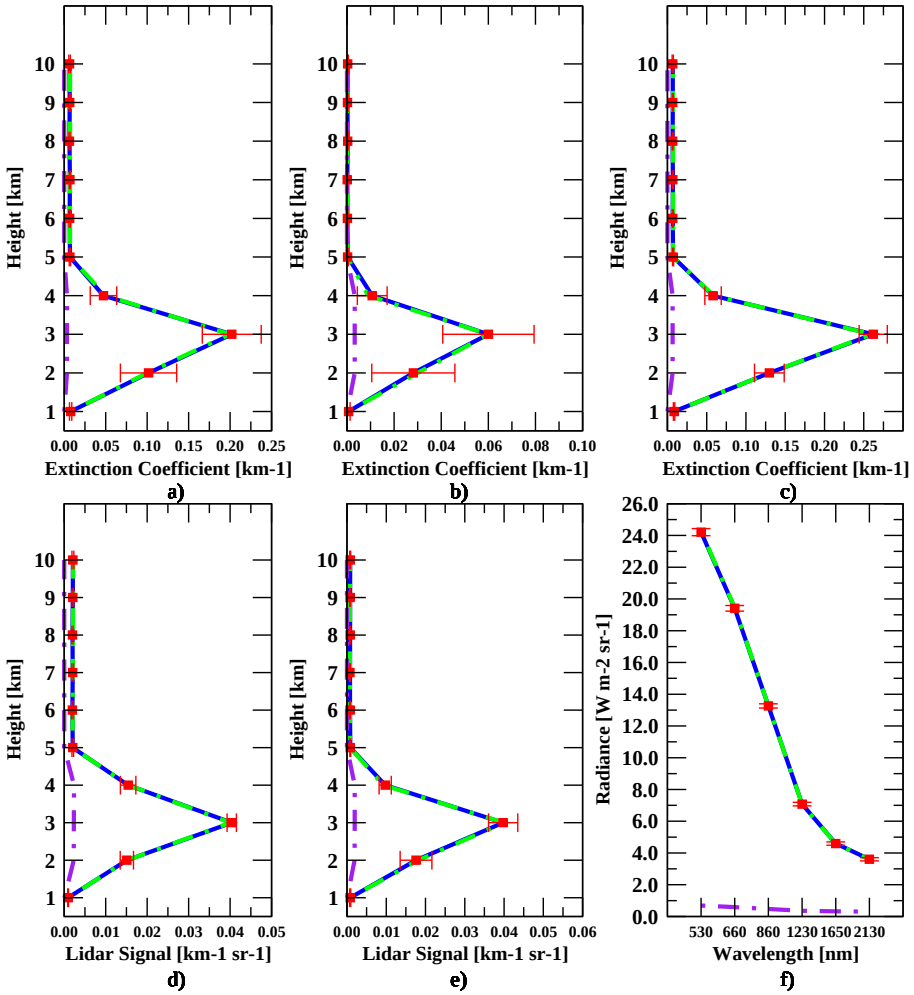


FIG. 4.2 – *Profiles of the aerosol extinction coefficient for (a) the fine mode, (b) the coarse mode and (c) total extinction coefficient. Profiles of the lidar signal at (d) 0.532 µm and (e) 1.064 µm and (f) spectral radiances. Each panel shows the first guess (purple), the values treated as truth (green) and the retrievals (blue). The plots are for exp 1 with synthetic observation generated with fine mode 1 and coarse mode 3 and the aerosol load of the fine mode larger than that of the coarse mode. The error bars for the retrievals show the standard deviation around the mean for the 25 member retrievals.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

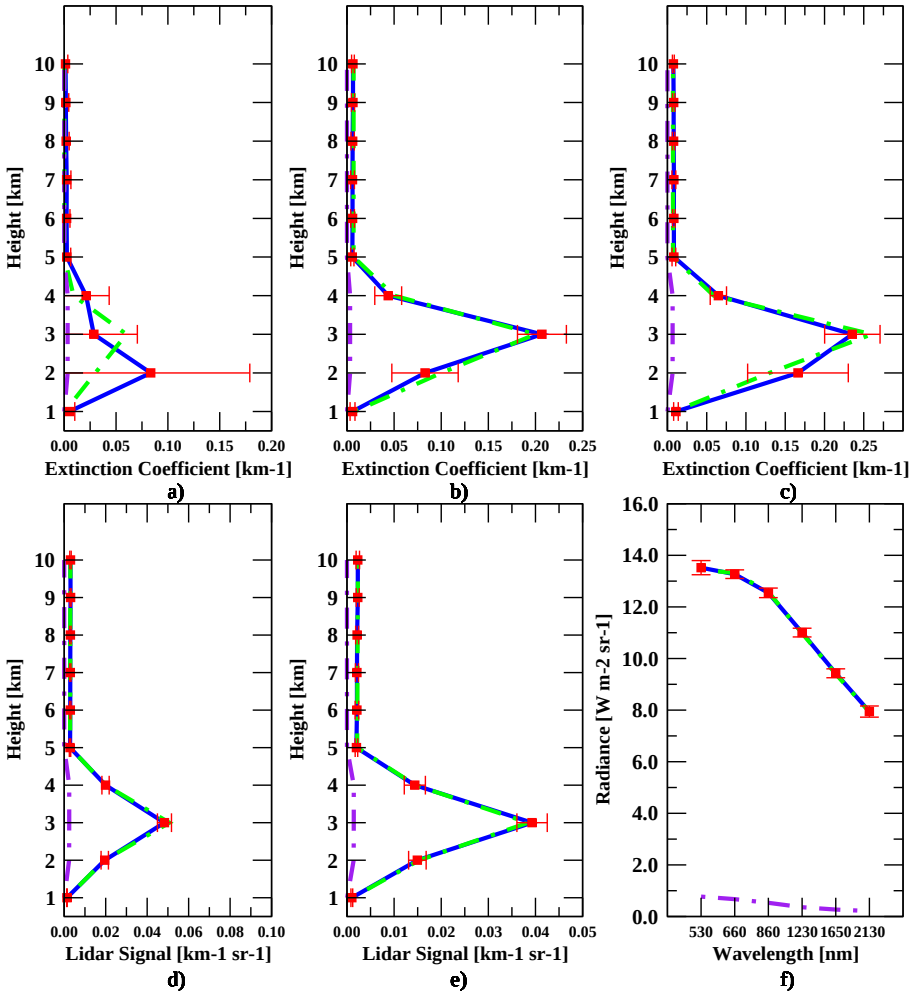


FIG. 4.3 – *Same as Fig. 4.2 but for experiment 1 with synthetic observations generated using fine mode 1 and coarse mode 1 and the fine mode aerosol load smaller than that of the coarse mode.*

© 2007 Tous droits réservés.

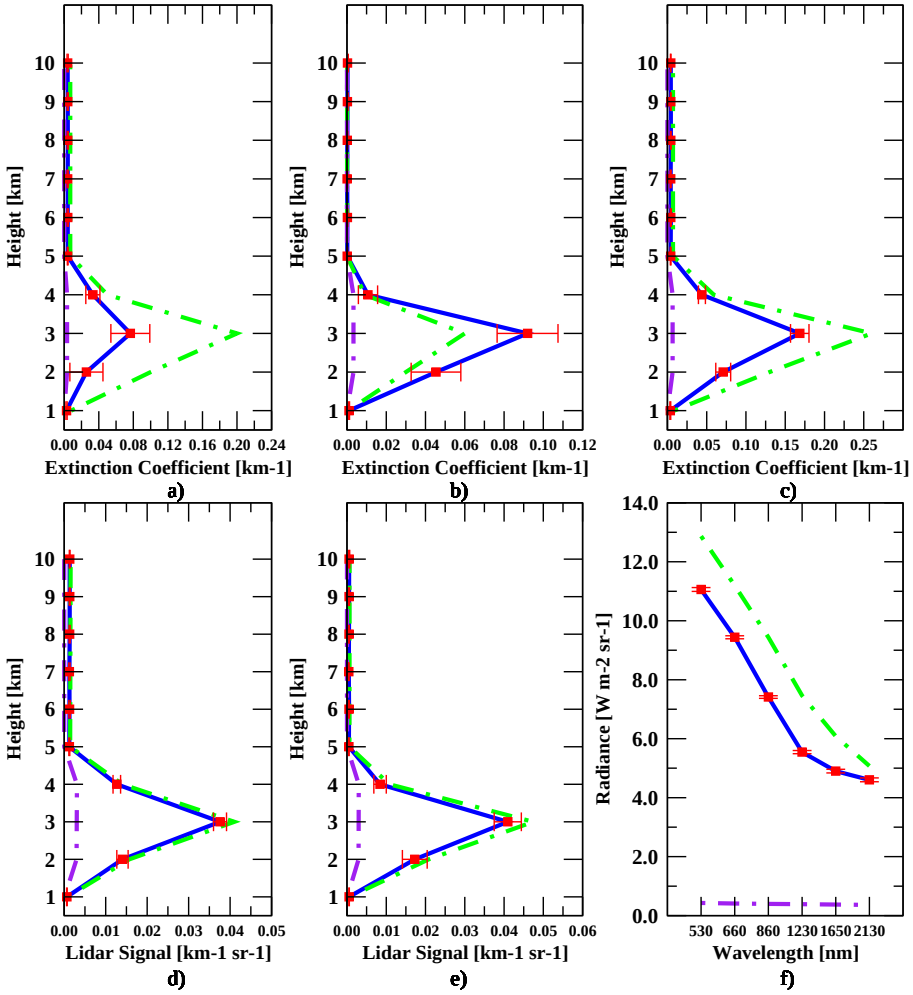


FIG. 4.4 – *Same as Fig. 4.2 but for Exp 2c, i.e. perturbation of refractive index of the fine and coarse mode. The error bars for the retrievals show the standard deviation around the mean for the 25 member retrievals.*

© 2007 Tous droits réservés.

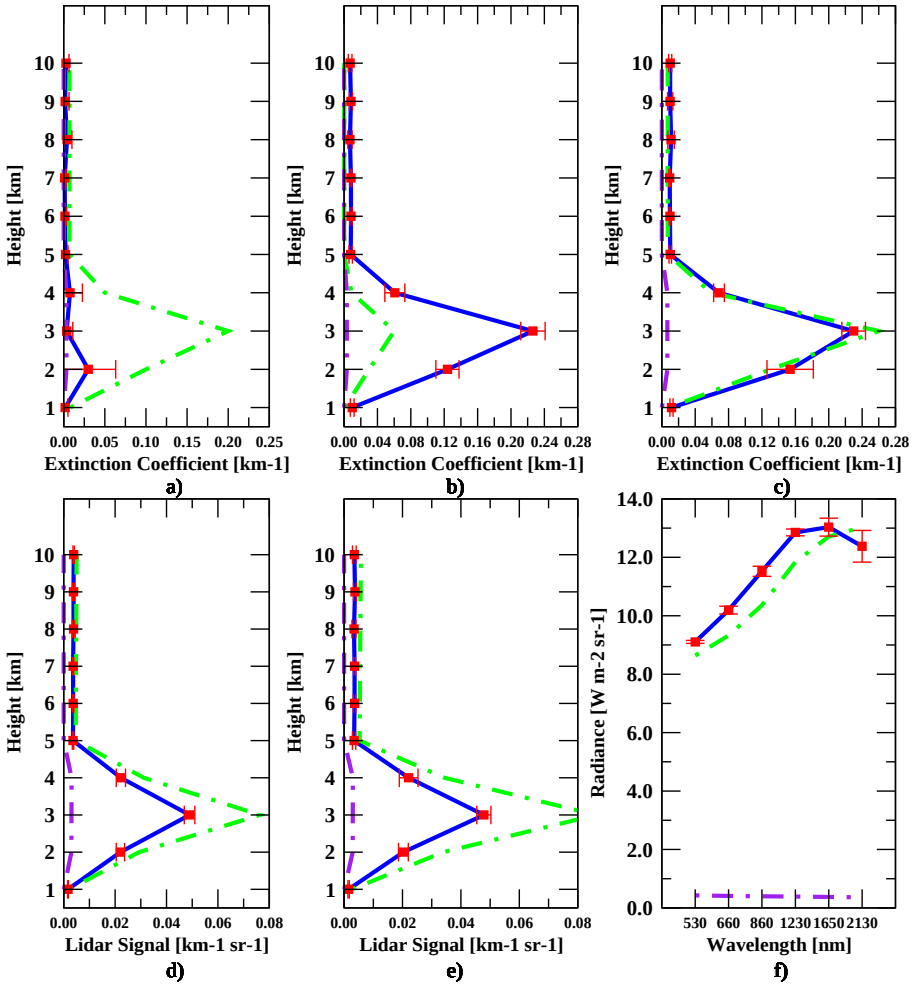


FIG. 4.5 – *Same as Fig. 4.4 but for the case of the aerosol load of the coarse mode larger than that of the fine mode and fine mode 3 and coarse mode 5.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

4.1.9 Analyse des impacts des sources d'erreurs sur l'inversion

Nous allons approfondir l'étude de l'impact de l'erreur instrumentale sur l'inversion. Les résultats à ce sujet, obtenus une fois l'article soumis, n'ont pu qu'être brièvement abordés dans l'article. Cependant, ceux-ci justifient d'être présentés ici.

Dans l'étude de l'inversion variationnelle présentée dans la section précédente, on a considéré les erreurs des instruments tant pour la luminance que pour le signal lidar. Toutefois, dans cette section nous analyserons seulement l'impact sur l'inversion de l'erreur du signal lidar. Cette erreur est composée d'une erreur d'étalonnage et d'un bruit de mesure. Pour déterminer la sensibilité de l'inversion à chacune de ces deux sources d'erreurs, nous avons répété l'expérience Exp 1 décrite dans l'article, mais en appliquant de manière séparée chacune de ces erreurs.

Pour mieux présenter l'effet de ces erreurs sur l'inversion, nous allons considérer les deux cas analysés dans les Figures 4.2 et 4.3 de l'article, c'est-à-dire, le cas où les observations sont créées avec le mode fin 1 et le mode grossier 3 pour une prédominance du mode fin et le cas où les observations sont créées avec le mode fin 1 et le mode grossier 1 pour une prédominance du mode grossier. Pour chacun de ces deux cas, nous allons faire l'inversion une première fois avec seulement l'erreur d'étalonnage et une deuxième fois avec seulement le bruit de mesure. La matrice de covariance d'erreurs pour les observations est modifiée de manière à être cohérente avec la structure de l'erreur introduite sur les observations. Les profils moyens et les écart-types du coefficient d'extinction total, mode fin et grossier obtenus de l'inversion ainsi que les observations correspondantes seront présentés pour chacun de deux cas.

La Figure 4.6 montre les résultats de l'inversion pour le cas où les observations sont créées avec le mode fin 3 et le mode grossier 1 et quand on applique seulement l'erreur d'étalonnage. Le schéma présente une amélioration de la qualité de l'inversion (Figure 4.2 de l'article) : aussi bien les profils du coefficient d'extinction que les observations présentent un écart type négligeable. Ceci montre que l'inversion est robuste et que le schéma est capable de corriger les erreurs d'étalonnage du signal lidar en utilisant l'information disponible dans les luminances. Quand seulement le bruit de mesure est considéré, les résultats montrent une variabilité du même ordre de grandeur que celle présentée sur la Figure 4.2 de l'article, c'est-à-dire que la principale source de variabilité dans l'inversion correspond au bruit des mesures (Figure 4.7).

Des résultats similaires sont obtenus quand on analyse l'impact de chaque source d'erreur sur l'inversion réalisée avec une prédominance de mode grossier. Bien que, dans ce cas, l'impact sur l'inversion de l'erreur d'étalonnage ne soit pas négligeable (Figure 4.8), la plus grande partie de la variabilité observée dans la Figure 4.3 de l'article est due au bruit de mesure (Figure 4.9). Notamment, l'impact de l'étalonnage est principalement sur le profil du coefficient d'extinction du mode fin tandis que le bruit de mesures s'observe sur les deux modes.

En résumé, le bruit de mesure dans le signal lidar explique la quasi-totalité de la variabilité observée dans l'inversion quand il y a une prédominance de mode fin et la plus

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

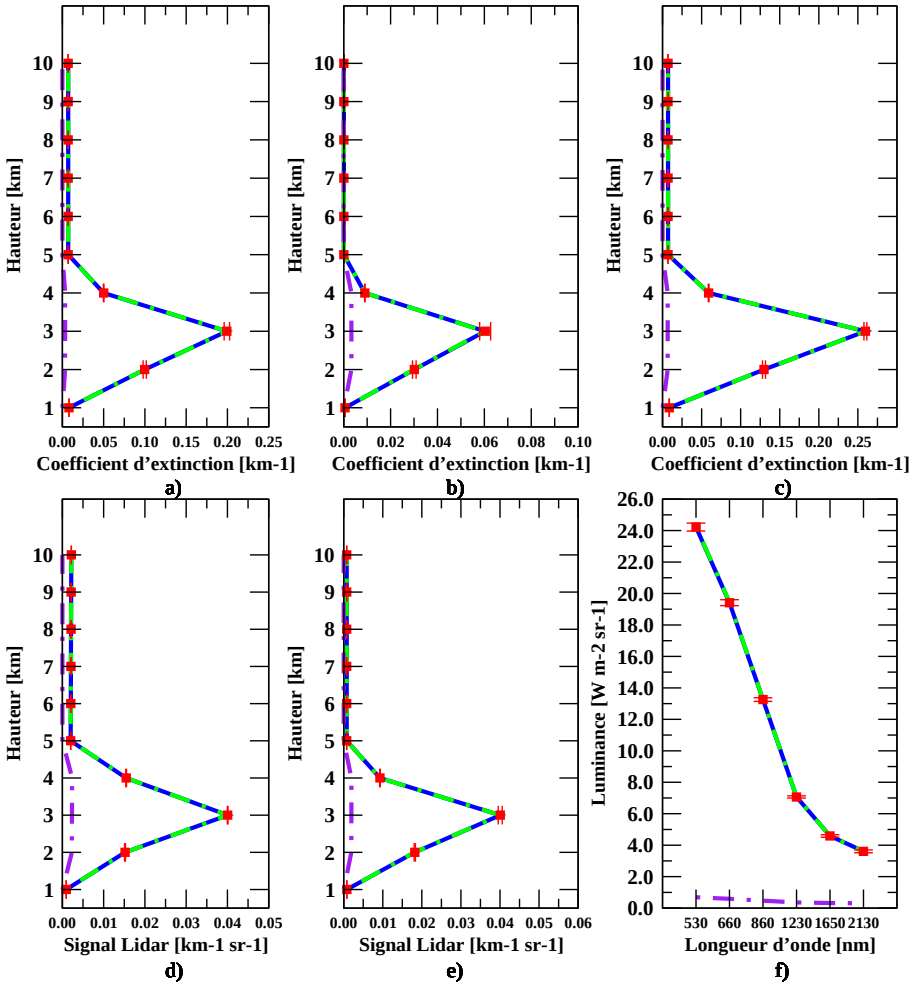


FIG. 4.6 – *Impact de l'erreur d'étalonnage sur l'inversion. Les observations ont été produites avec le mode fin 3 et le mode grossier 1 et une prédominance du mode fin.*

grande partie de la variabilité quand c'est le mode de grossier qui prédomine. Ces résultats permettent de mieux caractériser notre schéma d'inversion, mais surtout suggèrent la manière la plus efficace d'améliorer la qualité de l'inversion. Il est en effet plus judicieux de développer des techniques qui permettent de minimiser le bruit aléatoire de la mesure (en moyennant les mesures de manière adéquate par exemple) que de travailler à limiter le biais d'étalonnage.

4.2 Obtention du coefficient d'extinction et du rayon pour les deux modes

Au cours de ce chapitre, nous allons continuer d'utiliser la définition de la matrice de covariance d'erreurs des observations, $\boldsymbol{R}$, introduite dans la section précédente. Les

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

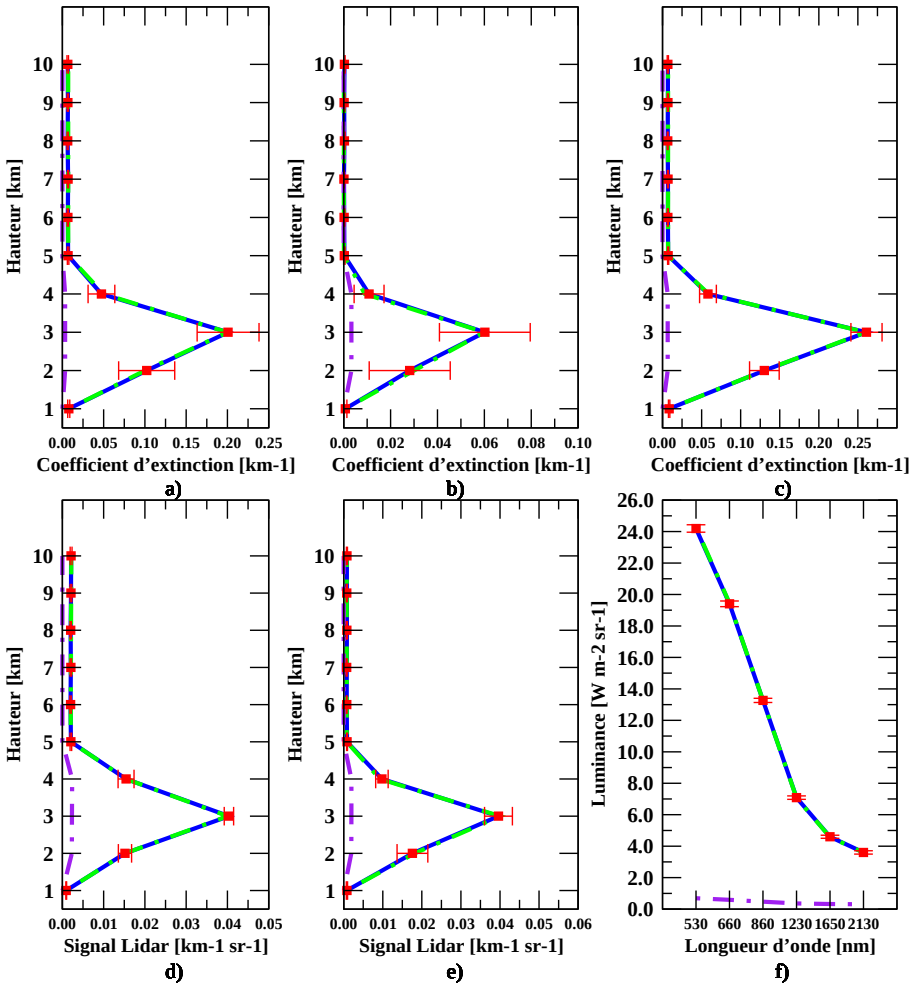


FIG. 4.7 – *Idem que la figure 4.2 mais seulement le bruit de mesure est considéré dans l'inversion.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

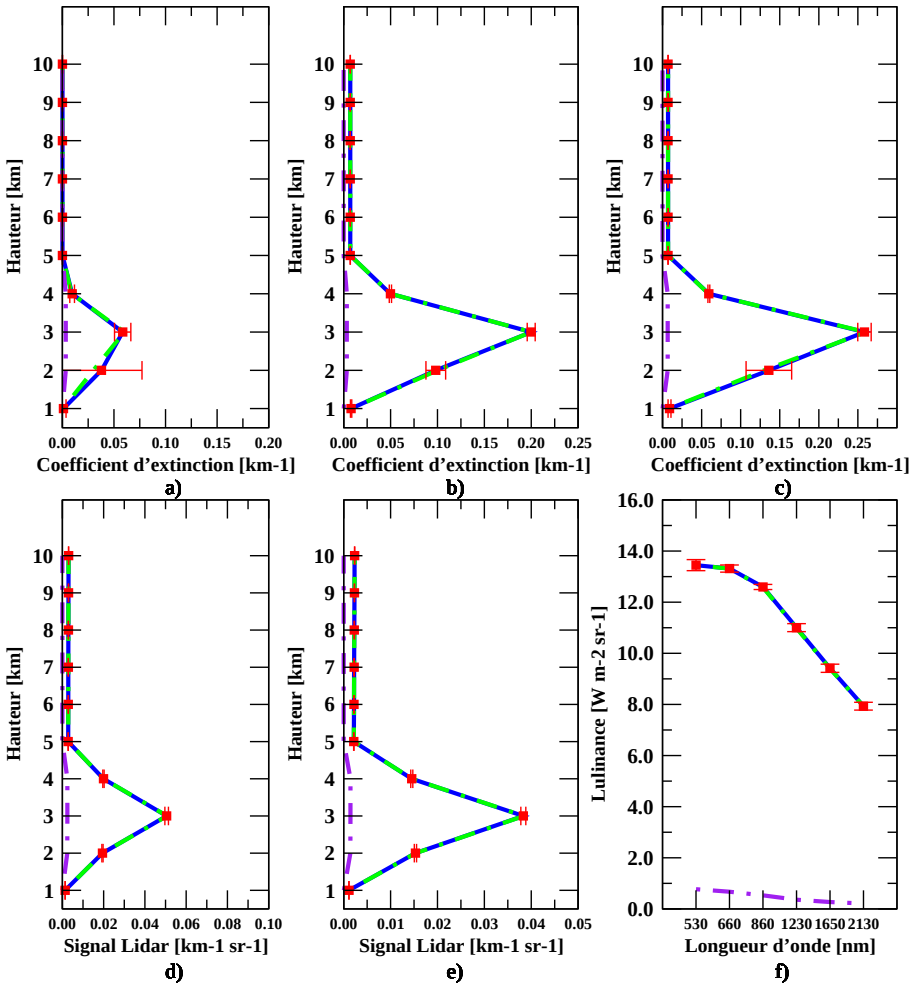


FIG. 4.8 – *Impact de l'erreur d'étalonnage sur l'inversion. Les observations ont été produites avec le mode fin 1 et le mode grossier 1 et une prédominance du mode grossier.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

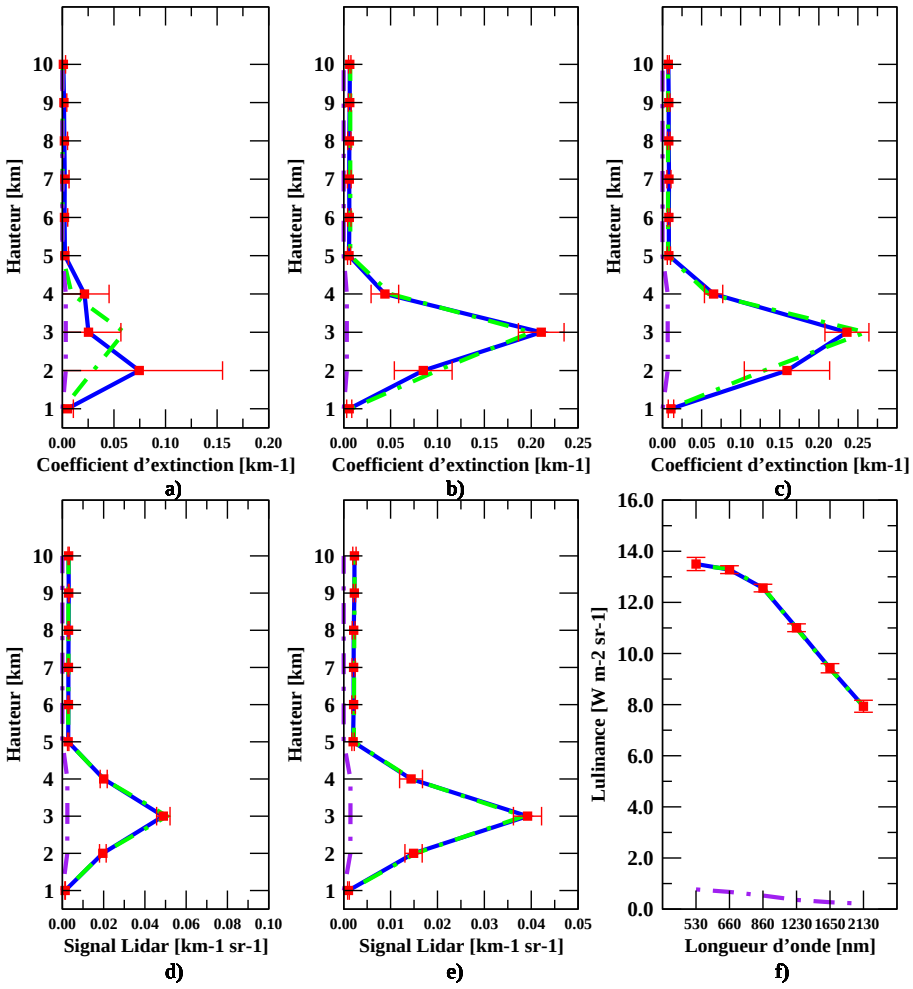


FIG. 4.9 – *Idem que la figure 4.4 mais seulement le bruit de mesure est considéré dans l'inversion.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

termes diagonaux correspondant au signal lidar composés par la combinaison de l'erreur d'étalonnage et du bruit de mesure décrit dans la section 2.4.2. Les termes non-diagonaux représentent les corrélations verticales et spectrales de l'erreur d'étalonnage du signal lidar. Les termes diagonaux pour la luminance correspondent aux incertitudes de l'étalonnage. Puisque les termes non-diagonaux du signal lidar sont différents de zéro, la matrice $\boldsymbol{R}$ adopte la forme présentée dans l'équation 2.55.

Pour la matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche, $\boldsymbol{B}$, nous allons d'abord conserver la définition utilisée jusqu'à maintenant, c'est-à-dire, nous assignons peu de confiance à l'ébauche de manière à négliger son poids dans la fonction coût. Puis, nous introduirons au fur et à mesure des modifications dans cette matrice pour mieux contraindre l'inversion.

4.2.1 Inversion simple du signal lidar et luminance

Dans cette première expérience d'inversion, nous essayons d'obtenir le profil du coefficient d'extinction pour le mode fin et le mode grossier ainsi que le rayon de chaque mode. D'abord, nous allons réaliser l'inversion avec le même modèle simplifié que celui utilisé dans la section 4.1. Les seules différences seront le vecteur de contrôle, car maintenant il inclut le rayon du mode fin et du mode grossier en plus du coefficient d'extinction, le fait que nous ne restreignons pas la solution à un ensemble de combinaisons prédéfinies de modèles d'aérosols et finalement le fait que nous avons inclus le modèle de Mie dans le modèle simplifié. Ceci nous permet de déterminer les propriétés optiques à chaque itération. Par contre, nous supposons connu l'indice de réfraction et l'écart-type de la distribution en taille des aérosols.

Dans la section 4.1, nous avons considéré que la solution était formée par un mode fin et un mode grossier pris de modèles d'aérosols préexistants utilisés dans l'inversion des mesures MODIS au-dessus de l'océan. A partir de maintenant, nous allons restreindre la solution seulement en définissant des bornes à la variable de contrôle. Pour le profil de coefficient d'extinction, nous exigeons seulement qu'il soit positif tandis que pour le rayon modal nous imposons des limites inférieure et supérieure pour chaque mode. Pour le mode fin, les bornes inférieure et supérieure sont respectivement 0.04 et 0.11 μm et, pour le mode grossier, elles sont respectivement de 0.3 et 0.9 μm.

L'obtention du coefficient d'extinction seulement, à partir de l'inversion du signal lidar et luminance en utilisant des modèles prédéfinis d'aérosols est sensible à la charge relative d'aérosols entre les modes (section 4.1). Les profils du coefficient d'extinction de chaque mode décrivent avec plus de précision le vrai profil quand il y a une prédominance du mode fin. Par contre, ceci n'est pas toujours le cas quand on examine le profil du coefficient d'extinction total (Figures 4.2 à 4.5 de l'article). Puisque les conditions d'inversion ont changé par rapport aux cas analysés dans l'article, notamment le vecteur de contrôle et la méthode de restreindre la solution, nous ne pouvons appliquer a priori ces conclusions à l'inversion actuelle. Nous allons donc aussi explorer l'impact dans l'inversion de la prédominance d'un mode sur l'autre.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Le schéma permet d'améliorer le profil d'extinction, par rapport au profil d'ébauche ou point de départ, au détriment du rayon modal (Figure 4.10). L'algorithme donne la priorité à la direction de minimisation qui facilite la convergence des profils du coefficient d'extinction plus que les rayons modaux. Ceci est apprécié par la variation du profil du coefficient d'extinction tant pour le mode fin que pour le mode grossier. Par contre, les rayons modaux ne présentent aucune amélioration par rapport à la valeur de départ, ils montrent même une solution plus éloignée de la solution que le point de départ. Comme dans l'article, l'algorithme sous-estime le profil total et celui du mode fin et surestime le profil du mode grossier. La complication du schéma pour reproduire les vraies observations conduit à la difficulté à obtenir les vrais profils et les vrais rayons (Figure 4.10).

L'étape suivante a consisté à améliorer la qualité de l'inversion par l'application du « préconditionnement ». Le préconditionnement est une technique largement appliquée dans des problèmes de minimisation. Par un changement adéquat de variable, elle réduit le nombre de conditionnement de la matrice hessienne de la fonction à minimiser et ainsi accélère la minimisation. Le préconditionnement idéal dans un problème quadratique est le Hessien lui-même (Courtier et al., 1994). Si la linéarisation de l'opérateur d'observation H est exacte, le Hessien est indépendant des observations et peut être déterminée dès que la fonction coût est définie. Cependant, si la linéarisation n'est pas exacte, le Hessien peut dépendre du vecteur de contrôle et ne peut pas être déterminée a priori (Rabier et Courtier, 1992). Comme notre opérateur d'observation est non linéaire à cause du terme de transmission de l'équation du signal lidar (éq. 2.2), nous ne pouvons pas considérer l'Hessien pour préconditionner notre minimisation. En première approximation, nous allons considérer des techniques alternatives qui existent. Chevallier et al. (2005) ont employé la matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche dans l'évaluation des sources et puits de CO_2, Courtier et al. (1994) ont analysé l'impact d'un préconditionnement de la minimisation dans un schéma 4D-Var basé sur les matrices de covariance d'erreur d'un problème de solution connue.

Dans une première approche, nous normalisons les termes dans le vecteur de contrôle associé au rayon par le vrai rayon tandis que les termes du coefficient d'extinction seront normalisés par la valeur maximale dans le vrai profil. Nous acceptons le fait que ceci implique la connaissance d'information a priori qui ne serait pas disponible dans une vraie inversion. Cependant, le but de cette expérience n'est pas de définir un préconditionnement définitif mais plutôt d'examiner son impact sur l'algorithme d'inversion. A l'exception du préconditionnement, les conditions d'inversion sont les mêmes que celles du cas présenté pour la Figure 4.10. Dans les conditions présentes, l'algorithme arrive à récupérer avec succès le profil du coefficient d'extinction et le rayon modal pour chaque mode (Figure 4.11).

Nous contrôlons le poids de l'ébauche dans la fonction coût, et donc de l'inversion, à travers les termes diagonaux de la matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche, $\boldsymbol{B}$. Jusqu'à maintenant nous supposions une erreur importante et identique pour tous les niveaux. Ceci a été motivé d'une part pour étudier le schéma d'inversion en considérant seulement les observations et d'autre part en raison du peu d'information disponible pour

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

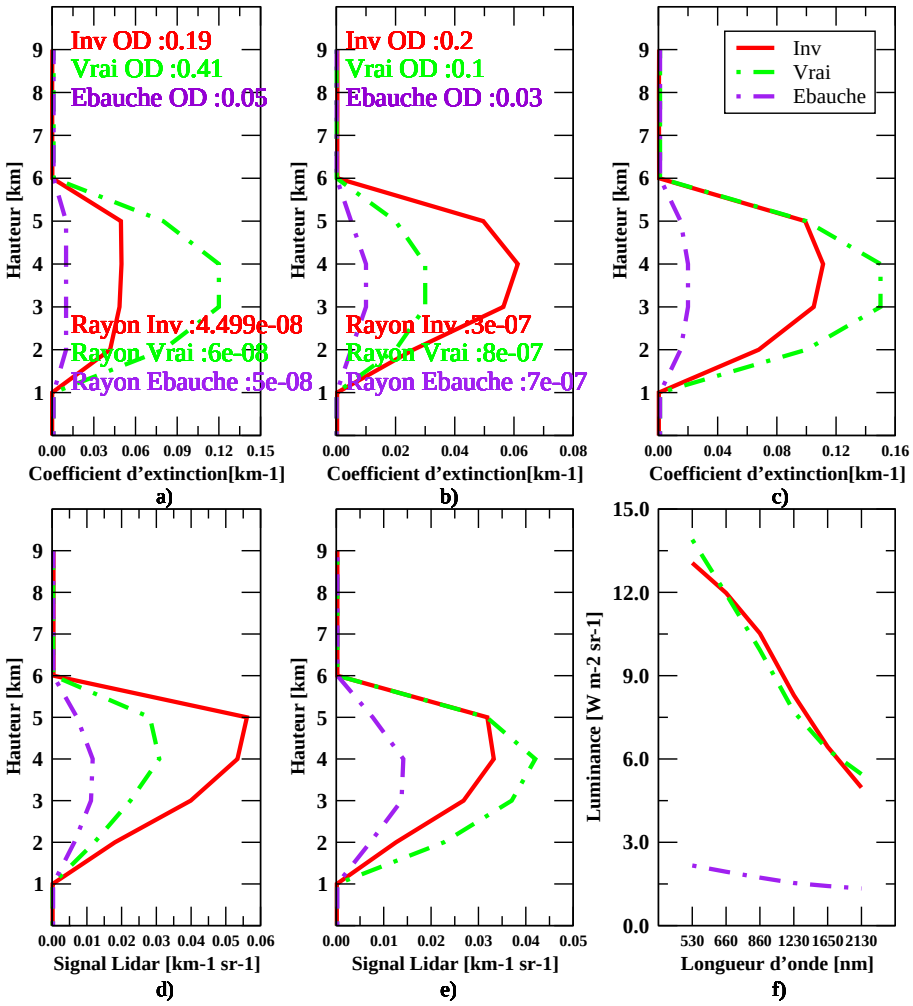


FIG. 4.10 – *Rayon modal et profil du coefficient de extinction des modes fin (a) et grossier (b) récupérés de l'inversion du signal lidar a 532 nm (d) et 1064 nm (e) et la luminance à 6 longueurs d'onde (f). Le profil du coefficient d'extinction total est aussi inclus (c). Chaque graphique présente les valeurs vraies (vert), l'ébauche (pourpre) et les valeurs obtenues de l'inversion (rouge). L'inversion est réalisée sans préconditionnement et en définissant la matrice de covariance d'erreurs de manière à négliger l'ébauche dans la fonction coût.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

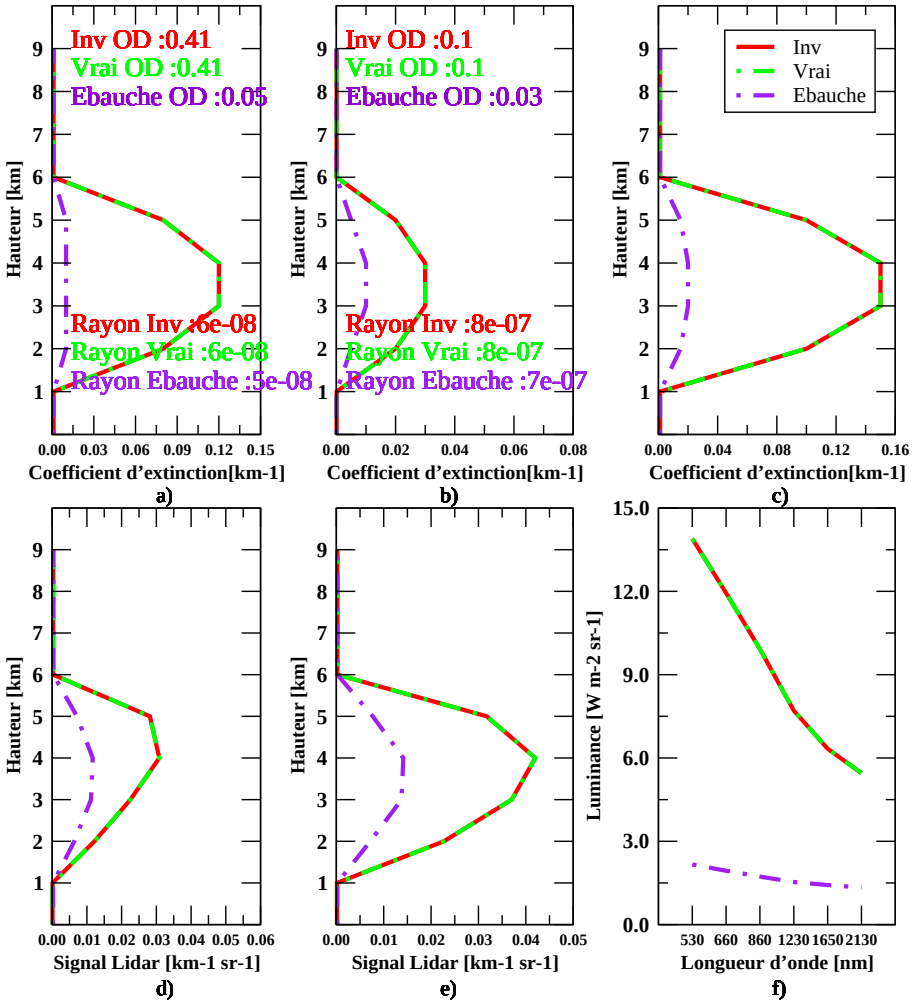


FIG. 4.11 – *Idem que la Figure 4.10 mais en appliquant un préconditionnement à la minimisation.*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

caractériser le terme de l'ébauche. Toutefois, grâce au fait que nous travaillons avec des données synthétiques, nous disposons d'information sur la forme de l'erreur de l'ébauche et nous essayerons de définir $\boldsymbol{B}$ en conséquence. Nous connaissons la distribution verticale des aérosols et les ordres de grandeur du coefficient d'extinction pour chaque mode.

Dans un premiér temps, nous définissons la matrice $\boldsymbol{B}$ à partir des valeurs utilisées pour créer les observations. Les termes diagonaux correspondant au rayon pour chaque mode sont définis comme étant proportionnels à l'erreur possible dans l'inversion du rayon. Pour le mode fin, nous définissons cette erreur à partir d'un écart-type de 0.01 μm et de 0.1 μm pour le mode grossier. Les termes correspondant au coefficient d'extinction sont définis de manière différente dans la couche d'aérosols qu'en dehors. En dehors de la couche d'aérosols, l'erreur est définie en fonction de la valeur du coefficient en dehors de la couche, tandis que dans la couche, l'erreur est définie en fonction du coefficient d'extinction maximal dans la couche d'aérosol. Malgré cette augmentation du poids de l'ébauche dans la fonction coût, le terme d'observations continue à être le terme le plus important et conditionne ainsi la minimisation.

De nouveau, nous profitons d'information a priori non disponible sur de vraies inversions. Cependant, cette information peut être déduite approximativement des profils lidar. La définition de la matrice de $\boldsymbol{B}$ à partir de mesures lidar est, ainsi, une option qui sera explorée ultérieurement.

Quand l'inversion est réalisée en considérant la nouvelle définition des termes diagonaux de la matrice $\boldsymbol{B}$ (et sans préconditionnement), une amélioration par rapport au résultat présenté dans la Figure 4.10 est appréciable dans le profil du coefficient d'extinction du mode grossier est aussi dans le rayon modal du même mode, même si cette dernière amélioration est petite, en considérant la différence entre le vrai rayon est celui obtenu de l'inversion, elle est tout même observée. Au contraire, tant le profil du coefficient d'extinction du mode fin que le rayon du mode fin présentent une solution plus éloignée des vraies valeurs que la solution de la Figure 4.10 (Figure 4.12). En répétant cette même expérience mais en réduisant les valeurs diagonales de la matrice $\boldsymbol{B}$ de 10%, on obtient une amélioration dans presque tous les termes du vecteur de contrôle qui dépasse les 20% et qui dans quelques cas arrive à plus de 50% et même pour le niveau 3 du mode grossier à plus que 100%. La seule exception est le rayon du mode fin, où aucune amélioration n'est appréciable et pour le coefficient d'extinction du mode grossier au niveau 5 qui présente une valeur moine précise.

Cette dernière expérience montre que les erreurs assignées au coefficient d'extinction et au rayon ont un impact considérable sur la sortie de l'inversion. Nous nous rendons compte que des améliorations peuvent être faites sur la définition de $\boldsymbol{B}$ et ainsi dans la sortie de l'inversion. Cependant, nous n'irons pas plus loin dans cette dépendance puisque ce n'est pas dans les objectifs de cette thèse de définir la meilleure matrice de covariance d'erreurs de l'ébauche possible. Ceci est laissé pour être approfondi dans des études futures. Malgré les dépendances de nos résultats à la définition courante de $\boldsymbol{B}$, nous continuerons à la définir avec la nouvelle définition des termes diagonaux dans les prochaines expériences.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

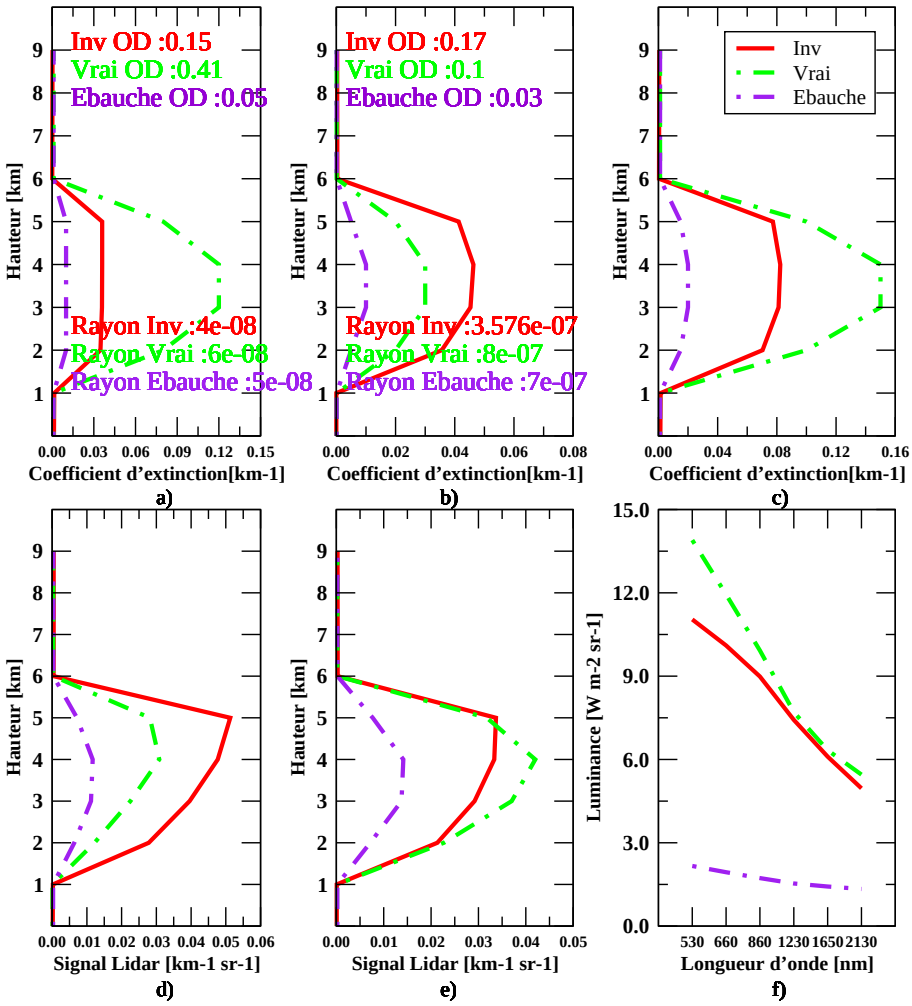


FIG. 4.12 – *Idem que la Figure 4.10 (sans préconditionnement) avec la seule différence qu'une nouvelle définition des termes diagonaux de la matrice* $\boldsymbol{B}$ *a été appliquée. Les termes diagonaux de* $\boldsymbol{B}$ *correspondant au rayon sont définis en fonction d'une erreur de 0.01 µm pour le mode fin et 0.1 µm pour le mode grossier. Les termes correspondant au coefficient d'extinction sont définis selon le vrai profil du coefficient d'extinction : en dehors de la couche d'aérosol, l'erreur est définie selon la valeur du coefficient en dehors de la couche et dans la couche d'aérosol, l'erreur est définie en fonction du coefficient d'extinction maximal dans la couche d'aérosol.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Nous avons ensuite testé l'inversion pour différentes valeurs d'épaisseur optique totale. Nous avons choisi des valeurs qui couvrent les cas observés de manière à explorer les limites de notre algorithme. L'inversion a été réalisée avec une épaisseur optique totale approximée de 0.1, 0.3, 0.5 et 1, ceci d'abord sous la prédominance du mode fin et puis sous la prédominance du mode grossier. Pour une prédominance du mode fin, l'algorithme réussit à trouver le rayon modal pour les deux modes pour tous les cas analysés. Pour le profil du coefficient d'extinction par contre, le schéma reproduit fidèlement les vrais profils pour les cas avec une épaisseur optique totale de 0.1 à 0.5. Quand l'épaisseur optique totale est égale à 1, le schéma arrive à reproduire approximativement les vrais profils, tant pour le mode fin que pour le mode grossier, mais il y a une petite perte de précision par rapport aux autres cas analysés (Figure 4.13). Mais cette perte n'empêche pas que le schéma récupère les vraies épaisseurs optiques. Il compense la sous-estimation du coefficient d'extinction du mode fin au niveau 5 par une surestimation du coefficient d'extinction du mode grossier au même niveau. Nous avons aussi testé l'inversion pour un cas extrême avec une épaisseur optique de 2, et nous constatons qu'il y a une augmentation dans la détérioration de la solution présentée dans la Figure 4.13.

Quand les cas d'une prédominance du mode grossier sont analysés, cette perte de précision en la solution s'observe déjà à partir d'une épaisseur optique de 0.5 (Figure 4.14). Tandis que la perte de précision pour le premier cas (mode fin dominant) se présente dans les deux modes, pour le deuxième cas, elle s'observe principalement pour le mode fin, tant pour une épaisseur optique de 0.5 que de 1. Une raison possible pour cette perte de précision, seulement dans le mode fin, peut être le fait que les mesures de luminance sont plus sensibles au mode grossier (Kaufman et al., 2003). Le modèle a plus d'information sur le mode grossier que sur le mode fin par conséquent le mode grossier est mieux contraint de manière que toute compensation doit être faite en utilisant le mode fin : le schéma compense la surestimation du coefficient d'extinction au niveau 6 par une sous-estimation aux niveaux 4 et 5 afin de réussir à récupérer les vraies épaisseurs optiques et par conséquence simuler la luminance. Ceci expliquerait aussi pourquoi le schéma montre une meilleure performance quand c'est le mode fin qui domine, et serait en accord avec les résultats présentés dans l'article.

Nous allons considérer maintenant les cas où la couche d'aérosols du mode fin est au-dessus de la couche des aérosols du mode grossier et le cas inverse. Le premier pourrait représenter un événement du transport des émissions anthropiques au-dessus de l'océan tandis que le deuxième cas pourrait représenter un événement de transport de poussières désertiques au-dessus de pollution anthropique. Chacune de ces expériences a été réalisée en faisant varier le mode dominant (celui dont l'épaisseur optique est la plus élevée). De plus, nous avons analysé la sensibilité de l'inversion à différent distributions verticaux de l'ébauche, et par conséquence du point de départ, du mode que se trouve au-dessus.

En général, pour le cas où le mode fin se trouve au-dessus du mode grossier (quel que soit le mode dominant et la distribution verticale de l'ébauche), l'inversion parvient à retrouver le vrai profil du coefficient d'extinction et le rayon pour les deux modes. Quand la distribution verticale de l'ébauche du mode fin coïncide avec le vrai profil, les résultats

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

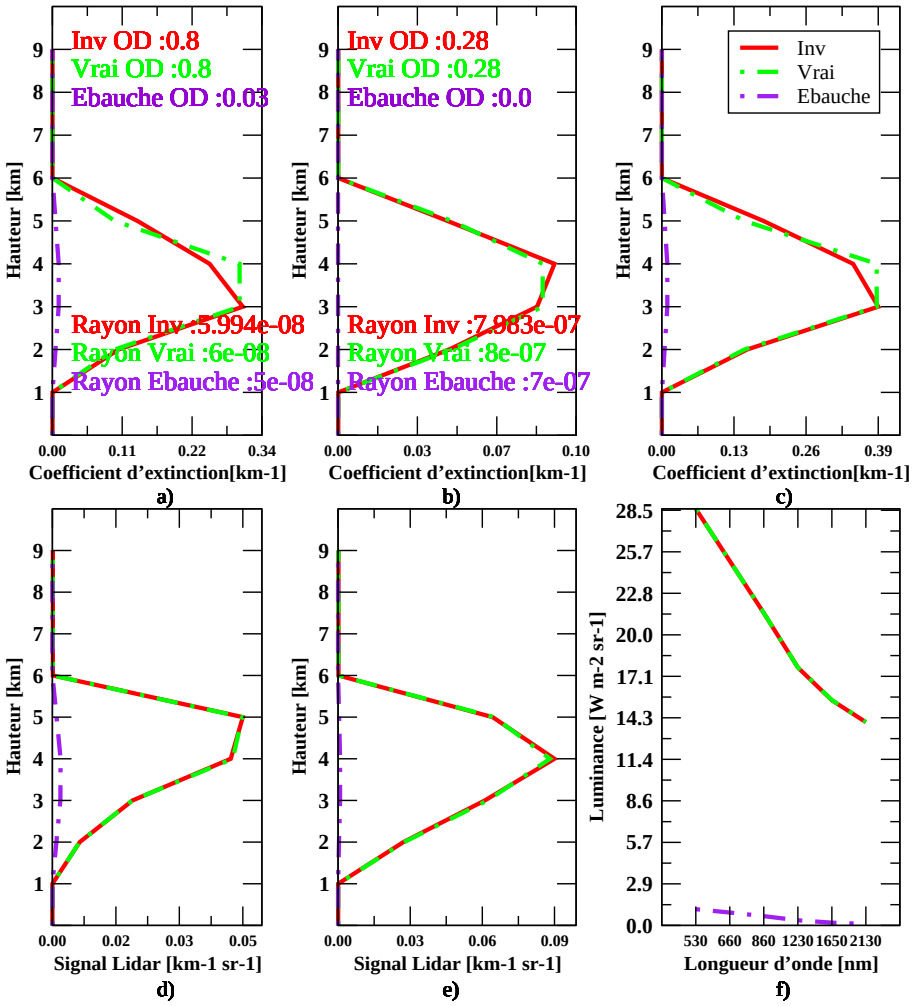


FIG. 4.13 – *Rayon modal et profil du coefficient d'extinction des modes fin (a) et grossier (b) récupérés de l'inversion du signal lidar a 532 nm (d) et 1064 nm (e) et la luminance à 6 longueurs d'onde (f). Le profil du coefficient d'extinction total est aussi inclus (c). Chaque graphique présente les valeurs vraies (vert), l'ébauche (pourpre) et les valeurs obtenues de l'inversion (rouge). L'inversion est réalisée pour une épaisseur optique totale d'environ 1 et une prédominance du mode fin. Le préconditionnement et la définition de* $\boldsymbol{B}$ *considérée pour l'inversion présentée dans la Figure 4.12 ont été appliqués.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

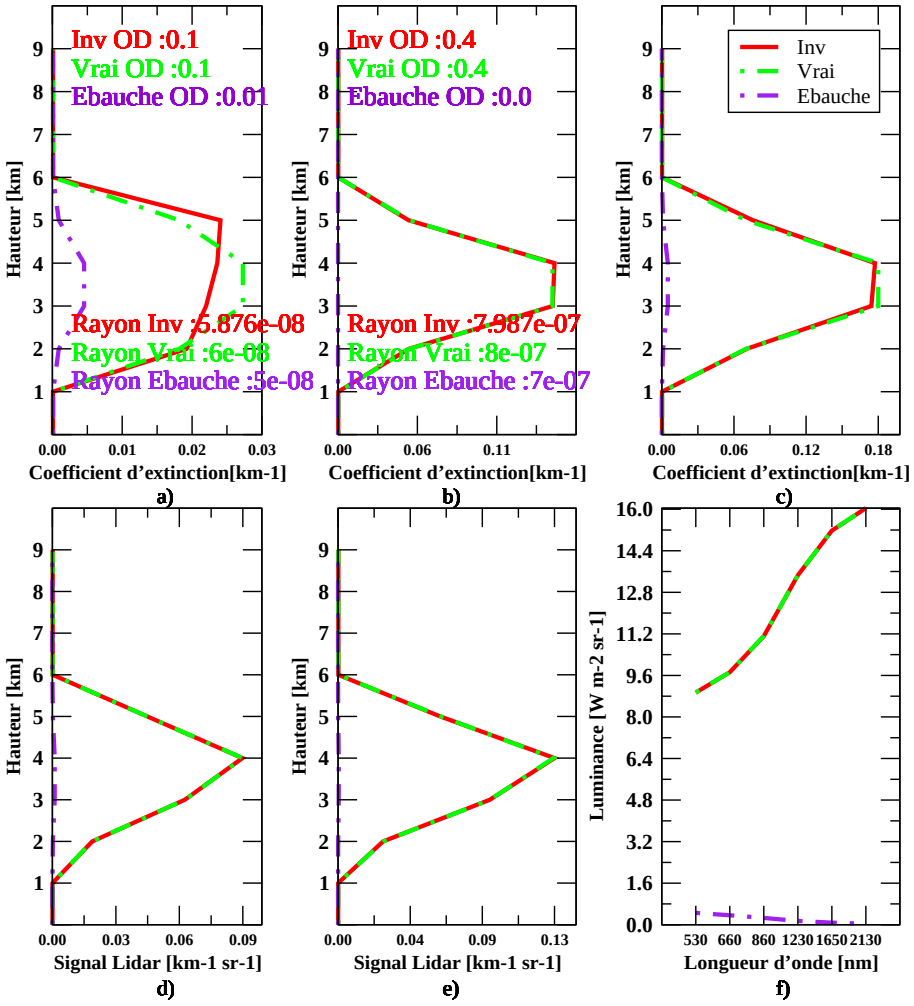


FIG. 4.14 – *Idem que la Figure 4.13 mais pour une inversion avec une épaisseur optique totale de 0.5 et une prédominance du mode grossier.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

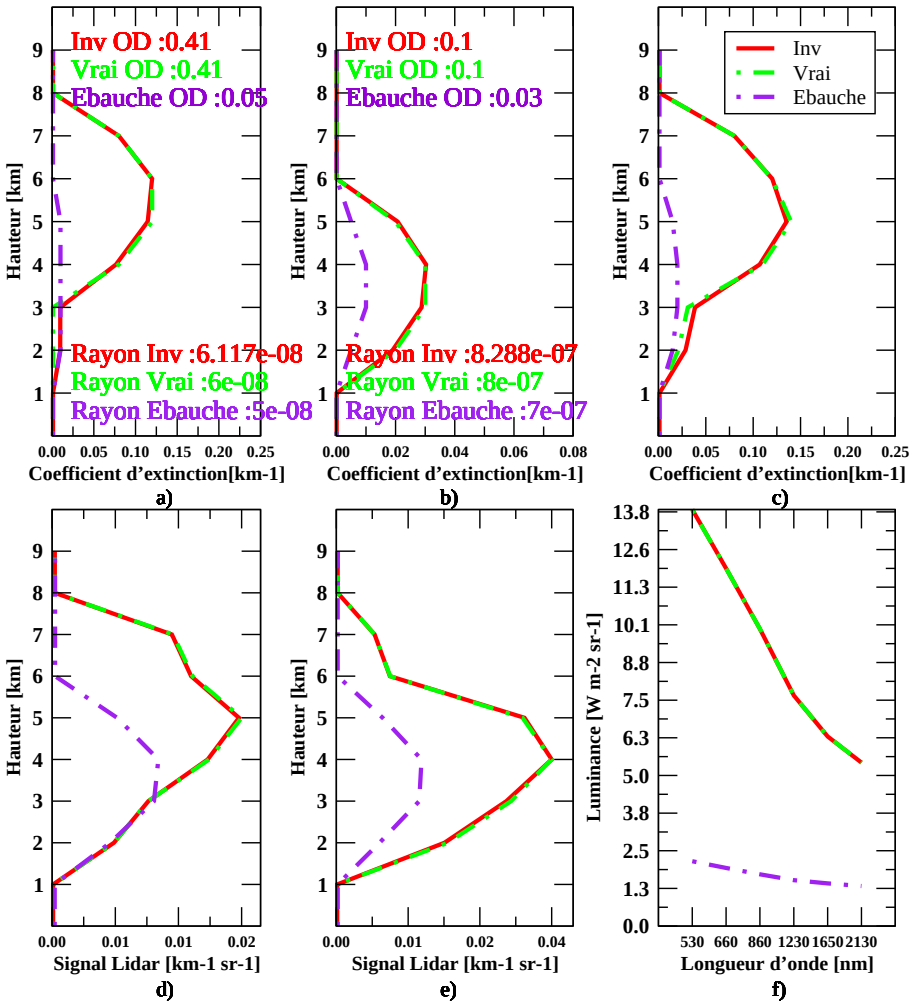


FIG. 4.15 – *Rayon modal et profil du coefficient d'extinction des modes fin (a) et grossier (b) récupérés de l'inversion du signal lidar a 532 nm (d) et 1064 nm (e) et la luminance à 6 longueurs d'onde (f). Le profil du coefficient d'extinction total est aussi inclus (c). Chaque graphique présente les valeurs vraies (vert), l'ébauche (pourpre) et les valeurs obtenues de l'inversion (rouge). L'inversion est réalisée avec un mode fin dominant qui se trouve au-dessus du mode grossier et l'épaisseur optique totale est 0.5. La couche d'aérosols du mode fin d'ébauche se trouve au-dessous de la couche définie par le vrai profil du coefficient d'extinction.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

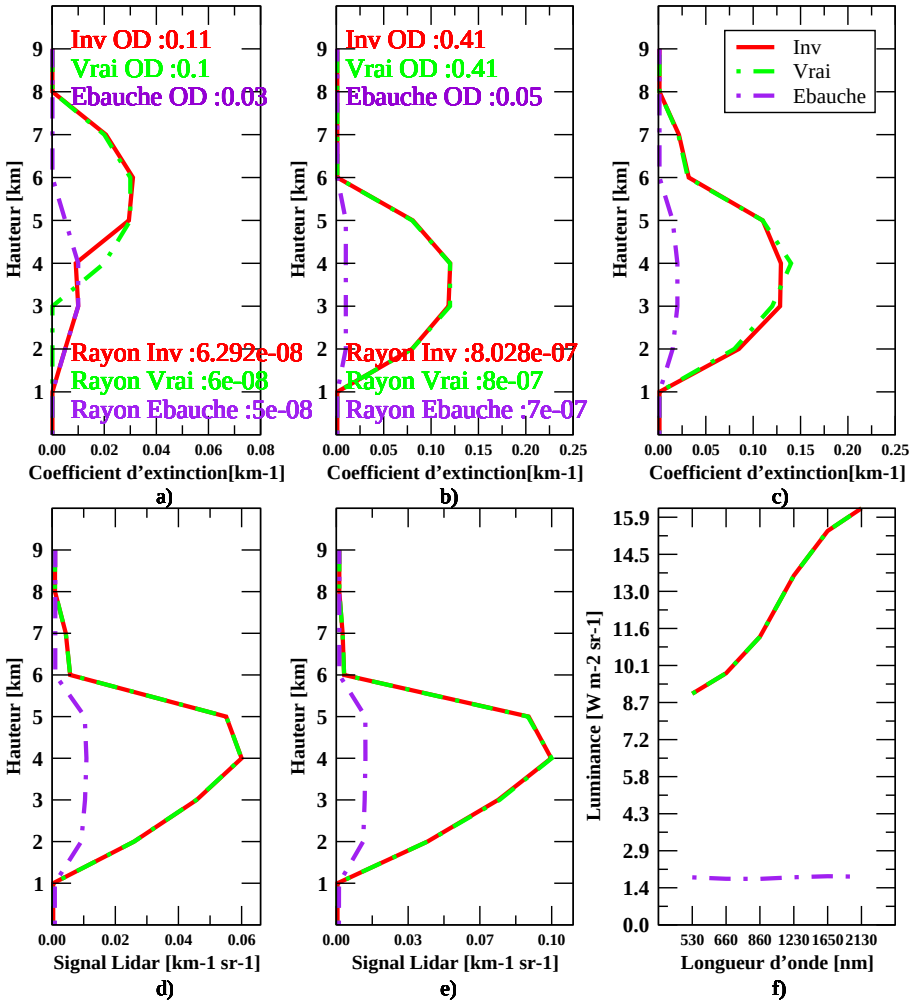


FIG. 4.16 – *Idem que la Figure 4.15 mais le mode grossier domine.*

de l'inversion reproduisent fidèlement les vraies valeurs du vecteur de contrôle (Figures non montrées). Cependant, quand la couche d'aérosols de l'ébauche est placée au-dessous de la couche définie par le vrai profil et au même niveau que la couche d'aérosol du mode grossier, on observe une petite dégradation du rayon et du coefficient d'extinction dans la partie inférieure de la couche d'aérosols fins. La dégradation du rayon est plus importante quand c'est le mode fin qui domine, tandis que quand le mode grossier domine, c'est la dégradation du coefficient d'extinction qui est plus importante (Figures 4.15 et 4.16 respectivement).

Quand le mode grossier se trouve au-dessus du mode fin, le schéma d'inversion continue à retrouver fidèlement le vrai profil du coefficient d'extinction et le rayon pour les deux modes quand la distribution verticale de l'ébauche du mode grossier coïncide avec le vrai profil (quelque soit le mode dominant) (Figure non montrée). Comme pour le cas du mode fin au-dessus analysé précédemment, il y a un impact dans la solution selon

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

la distribution verticale de l'ébauche du mode grossier. Par contre, à la différence du cas précédent, l'impact tant sur le rayon que sur le profil du coefficient d'extinction est plus grand quand le mode fin domine (Figure 4.17). Il y a un impact aussi dans la solution quand le mode grossier domine, mais il reste plus petit (Figure non montrée).

Jusqu'à maintenant, la matrice $\boldsymbol{B}$ a été définie à partir de la connaissance a priori de la structure verticale des aérosols. Cependant, une structure approximative de la distribution verticale d'aérosols de chaque mode peut être inférée à partir du signal lidar. Nous allons définir la matrice $\boldsymbol{B}$ à partir du signal lidar en appliquant le même critère qu'auparavant, c'est-à-dire nous définissons des erreurs différentes du coefficient d'extinction à l'intérieur et à l'extérieur de la couche d'aérosols. Pour estimer la hauteur des couches de chaque mode, nous allons nous servir du signal lidar. Nous allons estimer le profil du mode grossier à partir du signal lidar à 1064 nm seulement, grâce à une plus grande sensibilité du signal lidar au mode grossier. Pour approximer la structure verticale du mode fin, nous allons utiliser le signal lidar à 532 nm, malgré le fait qu'il soit sensible aux aérosols des deux modes. Nous allons considérer pour chaque mode qu'un niveau contient des aérosols quand le signal de cette couche est plus grand que 10% du maximum du signal lidar correspondant.

Quand le mode fin est au-dessus et tant que le mode fin domine, le schéma d'inversion parvient à retrouver exactement le profil du coefficient d'extinction et du rayon modal pour les deux modes, indépendamment de la structure verticale de l'ébauche. Cependant, quand le mode grossier domine, le schéma échoue à obtenir le vrai profil du coefficient d'extinction et le rayon du mode fin, mais réussit à retrouver le profil du mode grossier et approximativement le rayon vrai. Là aussi, ces résultats sont indépendants de la structure verticale de l'ébauche.

Des résultats différents sont obtenus quand le mode grossier est au-dessus. Pour tout ces cas, le schéma ne peut retrouver ni le profil exact du coefficient d'extinction ni le rayon modal du mode fin. Pour le mode grossier, le vrai profil est retrouvé avec succès tant que le mode grossier domine, mais le schéma n'arrive pas obtenir le vrai rayon modal. Celui-ci reste plus près de l'ébauche que du vrai rayon (Figure 4.18).

4.2.2 Analyse de l'adjoint

Nous allons examiner maintenant la sensibilité du signal lidar et luminance aux profils de coefficient d'extinction et rayon de chaque mode. Pour ceci, nous reproduirons l'analyse de la matrice adjointe présentée dans la section 2.3.2. Cette fois l'analyse sera faite sur un vecteur de contrôle composé du rayon et du profil du coefficient d'extinction de chaque mode. Nous considérons connue la distribution verticale des aérosols et nous répétons l'expérience pour une atmosphère avec une prédominance du mode fin et le cas inverse.

Nous allons d'abord considérer les cas d'une prédominance du mode fin (Figures 4.19 et 4.20) et ensuite le cas inverse. En général, dans ces deux cas, la sensibilité du signal lidar au coefficient d'extinction de la couche d'aérosols des deux modes montre le même

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

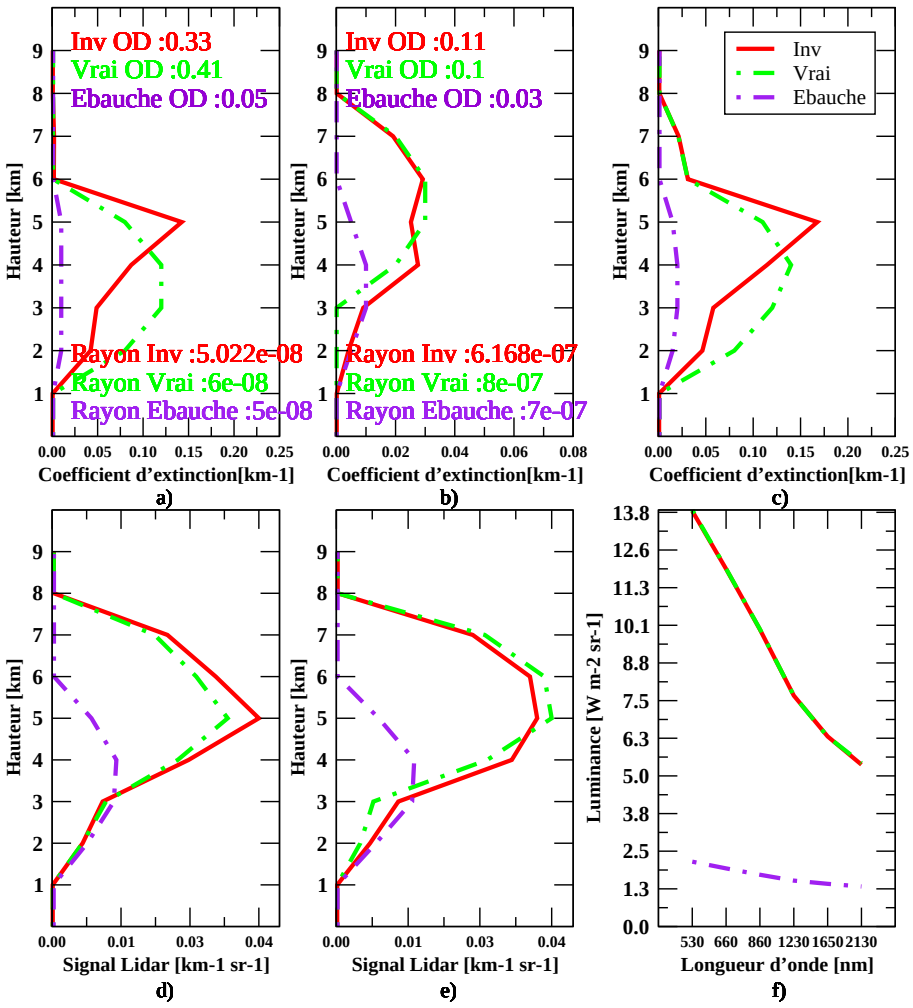


FIG. 4.17 – *Idem que la Figure 4.15 mais le mode grossier se trouve au-dessus du mode fin et la couche d'aérosols du mode grossier de l'ébauche se trouve au-dessous de la couche d'aérosols du vrai profil du coefficient d'extinction.*

© 2007 Tous droits réservés.

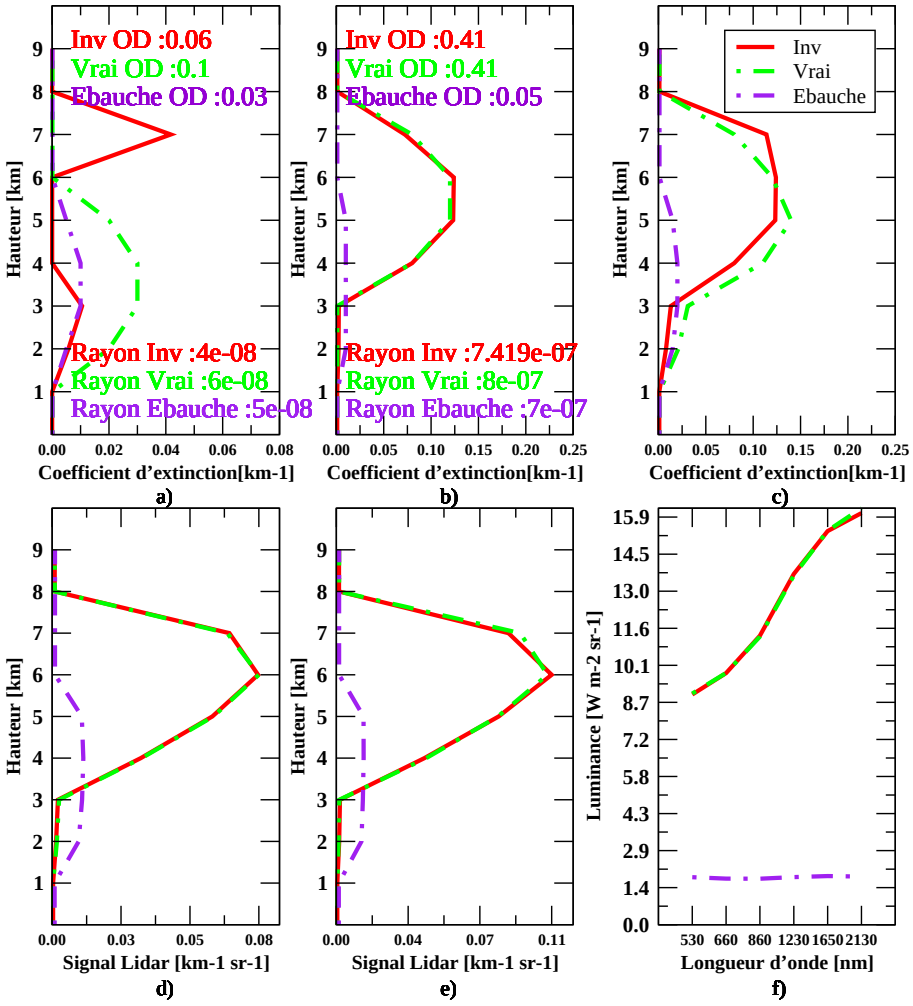


FIG. 4.18 – *Idem que la Figure 4.17 mais la matrice* $\boldsymbol{B}$ *est déterminée à partir du signal lidar et le mode grossier domine.*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

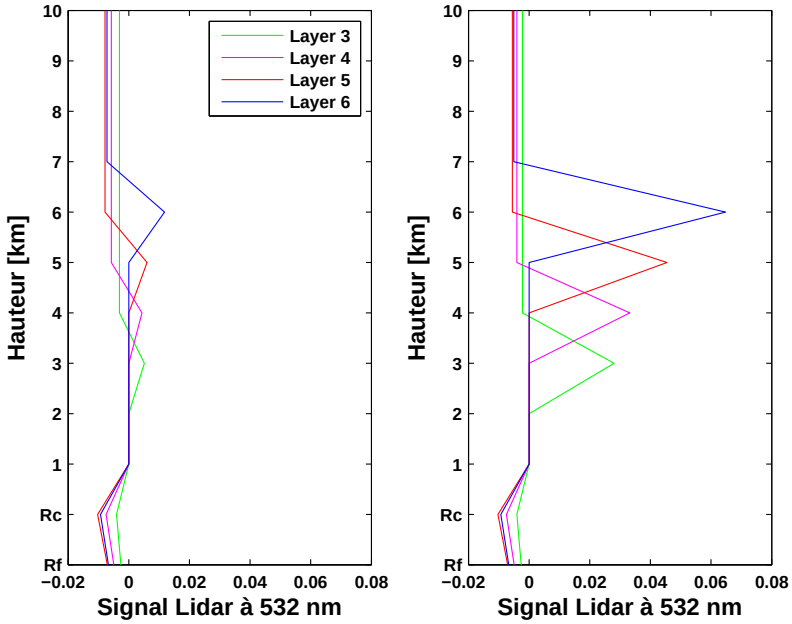


FIG. 4.19 – *Sensibilité du signal lidar à 532 nm pour le niveau 3 (vert), 4 (rose), 5 (rouge) et 6 (bleu) par rapport au rayon modal du mode grossier (R_c), et du mode fin (R_f) et au profil du coefficient d'extinction du mode fin (gauche) et grossier (droite). L'analyse est faite pour le cas d'une prédominance du mode fin.*

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

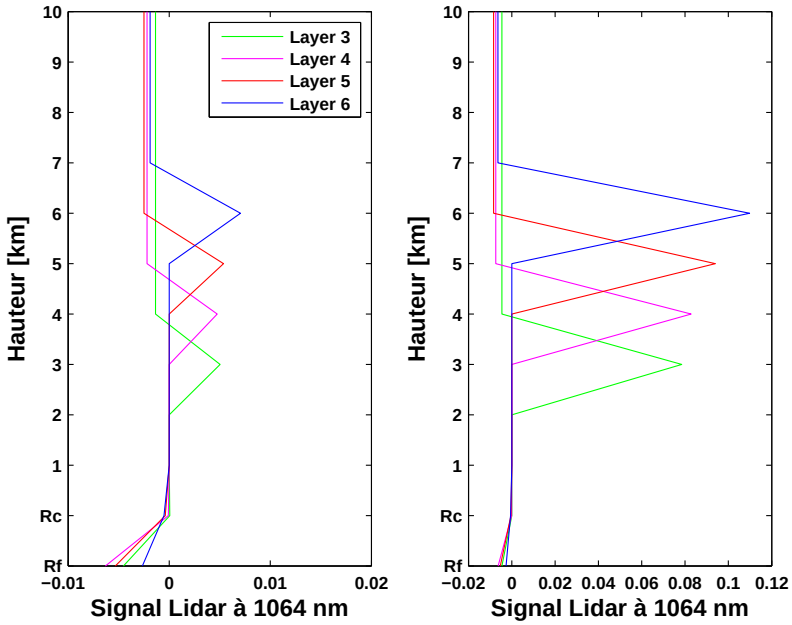


FIG. 4.20 – *Idem que la figure 4.19 mais pour la sensibilité du signal lidar à 1064 nm.*

comportement que le cas présenté dans la section 2.3.2 : une sensibilité négative au-dessus du niveau donné, positive à ce niveau particulier et une sensibilité nulle au-dessous de ce niveau. Les mêmes arguments que ceux présentés dans la section 2.3.2 sont valables pour expliquer la distribution verticale de la sensibilité du signal lidar. Il existe toutefois des différences avec le cas présenté précédemment qui méritent d'être analysées. Nous allons continuer à nous servir du niveau 5 comme exemple pour expliquer les résultats.

Pour les deux longueurs d'onde du lidar, il y a une sensibilité positive plus forte du signal au niveau 5 au coefficient d'extinction du mode grossier à ce niveau mais à une sensibilité négative plus forte au mode fin dans les couches ci-dessus. Le premier s'explique par la diffusion plus forte des particules grosses que les fines. Pour cette même raison, la même perturbation positive dans le signal lidar au niveau 5 produit par une variation du coefficient d'extinction dans les couches ci-dessus peut s'expliquer par une réduction plus forte du coefficient d'extinction du mode fin que pour le mode grossier.

Quant au rayon, les figures montrent que le signal lidar à 532 nm pour chaque niveau de la couche d'aérosol et pour le niveau 5 en particulier, a une sensibilité négative plus forte par rapport au rayon du mode grossier que par rapport au mode fin. Pour une longueur d'onde constante, une augmentation du rayon, pour le mode fin comme pour le mode grossier, correspond à une augmentation du paramètre de taille. La théorie de Mie nous indique qu'une augmentation du paramètre de taille, jusqu'à un certain seuil, produit une augmentation de l'extinction et de la diffusion. Par conséquent, la même perturbation positive (en termes relatifs) dans le rayon des deux modes, produit une

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

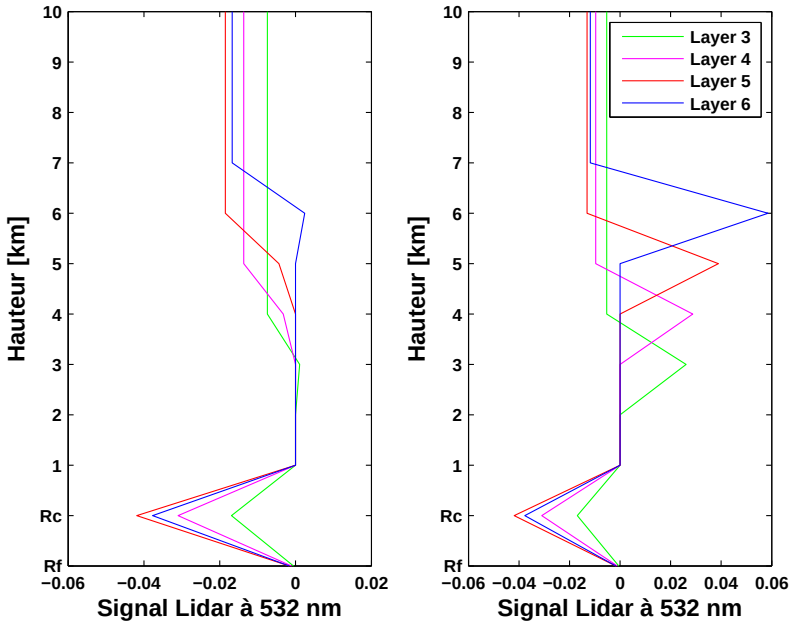


FIG. 4.21 – *Idem que la figure 4.19 mais pour les cas où le mode grossier domine.*

diminution plus forte du signal lidar au niveau 5 pour le mode grossier que pour le mode fin dû à l'extinction plus élevée du mode grossier dans les couches ci-dessus. La sensibilité diminue avec une taille décroissante puisque chaque couche inférieure consécutive « voit » moins de signal que la couche au-dessus.

Nous considérons maintenant le cas avec une prédominance du mode grossier (Figures 4.21 et 4.22). La sensibilité du signal lidar au profil du coefficient d'extinction du mode fin montre une légère différence avec celui observé quand le mode fin prédomine. Comme sur les Figures 4.19 et 4.20, au-dessus et au-dessous du niveau du signal lidar mesuré (niveau 5 dans notre exemple), la sensibilité est respectivement négative et nulle, mais au niveau 5 le signal lidar montre une sensibilité négative au coefficient d'extinction du mode fin à ce niveau, par opposition à la sensibilité positive observée pour le cas d'une prédominance du mode fin. En fait, le signal lidar des niveaux au milieu de la couche d'aérosols a une sensibilité négative tandis que les signaux lidar à la base et au sommet de la couche d'aérosols ont une sensibilité positive.

Pour les niveaux qui se trouvent au-dessus et au-dessous de la couche d'aérosol, le profil de sensibilité est le même : une sensibilité positive au niveau mesuré, négative au-dessus et nulle au-dessous (Figures non montrées). Les mêmes raisons données pour expliquer la sensibilité du signal par rapport aux aérosols dans la couche s'appliquent pour les niveaux en dehors de la couche.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

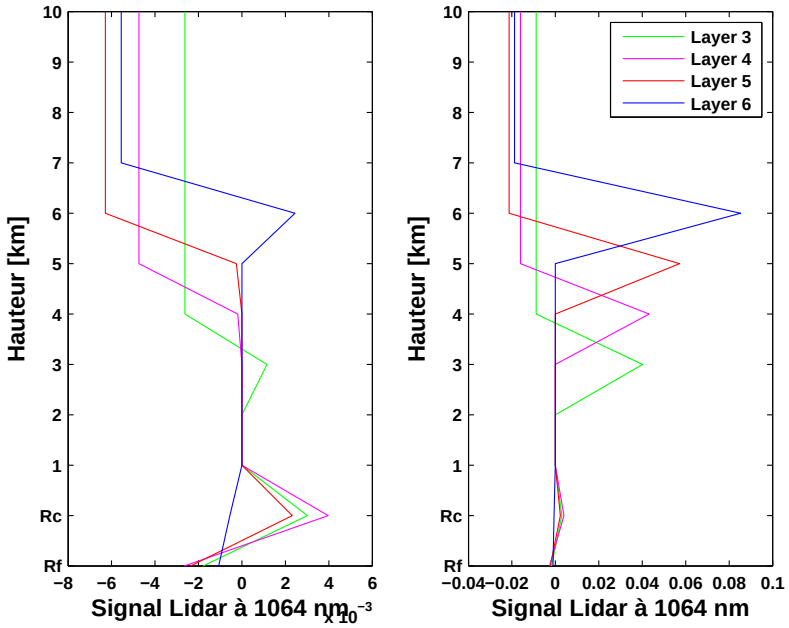


FIG. 4.22 – *Idem que la figure 4.21 mais pour le signal lidar à 1064 nm.*

4.2.3 Inversion simple du signal lidar et luminance en considérant l'inclusion de bruit

Nous avons répété quelques inversions de la section 4.2.1 mais en incluant du bruit dans les observations de manière à reproduire l'erreur instrumentale. Nous considérons que l'erreur instrumentale du radiomètre correspond aux incertitudes de l'étalonnage et celle du lidar correspond à la combinaison du bruit de l'instrument et de l'étalonnage. Pour chacun de ces bruits, nous prenons la même définition que celle utilisée dans l'article qui est présenté dans la section 4.1. En outre, nous appliquons un préconditionnement et nous considérons la définition de la matrice $\boldsymbol{B}$ utilisée dans l'inversion présentée dans la Figure 4.12. Nous conduisons cette expérience pour des épaisseurs optiques totales de 0.2, 0.5 et 2, et chacune de ces expériences est répétée, d'abord pour le cas où le mode fin prédomine et ensuite pour le cas où le mode grossier prédomine. Les épaisseurs optiques de 0.2 et 2 ont été choisies pour pousser le schéma d'inversion dans ses limites, tandis que l'épaisseur optique de 0.5 a été choisie pour être la valeur qui a été appliquée dans la plupart des expériences déjà effectuées. Chaque inversion a été répétée 20 fois et les résultats sont présentés par le profil du coefficient d'extinction et le rayon pour la moyenne et l'écart-type de chaque mode.

Les résultats montrent qu'en général, l'inversion est indépendante de la charge en aérosols mais dépend du mode qui domine l'épaisseur optique en aérosol. Par conséquent, nous illustrerons les résultats grâce à l'inversion conduite avec une épaisseur optique

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

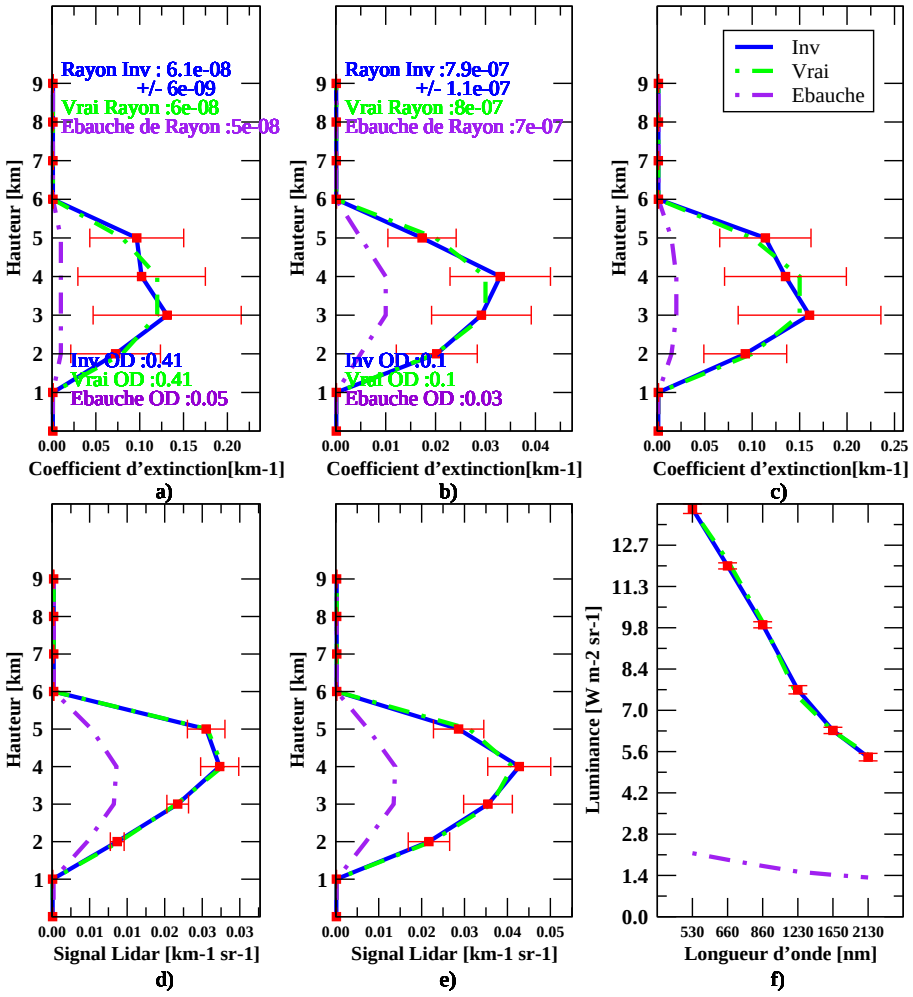


FIG. 4.23 – *Rayon modal et profil du coefficient de extinction des modes fin (a) et grossier (b) récupérés de l'inversion du signal lidar a 532 nm (d) et 1064 nm (e) et la luminance à 6 longueurs d'onde (f). Le profil du coefficient d'extinction total est aussi inclus (c). Chaque graphique présente les valeurs vraies (vert), l'ébauche (pourpre) et les valeurs obtenues de l'inversion (rouge). L'inversion est réalisée avec l'inclusion de bruit pour un cas du mode fin dominant.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

TAB. 4.13 – Rayon [μm] et épaisseur optique (EO) inversés pour chaque mode et quand le mode fin domine.

EO	Mode fin				Mode grossier			
totale	Vrai rayon	Rayon inversé	Vrai EO	EO inversée	Vrai rayon	Rayon inversé	Vrai EO	EO inversée
0.2	0.06	0.0636	0.17	0.17	0.8	0.813	0.05	0.04
0.5	0.06	0.0609	0.41	0.41	0.8	0.789	0.1	0.1
2	0.06	0.0637	1.61	1.68	0.8	0.807	0.41	0.39

TAB. 4.14 – Idem que le Tableau 4.13 mais pour une prédominance du mode grossier.

EO	Mode fin				Mode grossier			
totale	Vrai rayon	Rayon inversé	Vrai EO	EO inversée	Vrai rayon	Rayon inversé	Vrai EO	EO inversée
0.2	0.06	0.149	0.05	0.06	0.8	1.622	0.17	0.16
0.5	0.06	0.0975	0.1	0.15	0.8	0.825	0.41	0.4
2	0.06	0.086	0.41	0.51	0.8	0.709	1.61	1.58

d'aérosol de 0.5, tant pour le cas où le mode fin prédomine que le cas inverse. Pour le premier de ces cas, le schéma réussit, en général, à trouver le profil du coefficient d'extinction et rayon modal pour chaque mode (Figure 4.23).

En termes de rayon, celui du mode fin est estimé avec une meilleure précision pour une épaisseur optique d'aérosol de 0.5, alors que le rayon du mode grossier est estimé avec plus de précision pour une épaisseur optique en aérosol de 2. En ce qui concerne l'épaisseur optique en aérosol, elle est estimée exactement et simultanément pour les deux modes pour une épaisseur optique de 0.5. Pour le cas d'une épaisseur optique de 2, l'erreur est de 5% pour les deux modes tandis que pour une épaisseur optique de 0.2, l'erreur pour le mode grossier est de 20% (Tableau 4.13). Il faut remarquer que cette dernière erreur est pour un cas d'épaisseur optique très faible, près de l'erreur de détection de 0.01 employée dans le chapitre 3 pour caractériser l'erreur des mesures de la luminance. Finalement, pour le profil du coefficient d'extinction, dans chacun des trois cas des épaisseurs optiques et pour les deux modes, le profil moyen trouvé reproduit le vrai profil avec satisfaction. Les grands écart-types présentés dans la Figure 4.23 pour les deux modes indiquent que le schéma a de bons résultats quant au profil moyen mais non pour les inversions individuelles. Comme déjà observé dans l'article (section 4.1), le coefficient d'extinction a une grande sensibilité au bruit introduit. De nouveau, plusieurs combinaisons de distribution verticale du coefficient d'extinction peuvent fournir le même ajustement aux observations par les effets de compensation entre les termes de rétrodiffusion et d'atténuation présents dans l'équation lidar.

Conformément aux cas présentés plus tôt quand le bruit d'observation est considéré et pour une prédominance des particules du mode grossier, l'algorithme n'arrive pas à récupérer le profil du coefficient d'extinction pour le mode fin ni son rayon modal (Figure

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

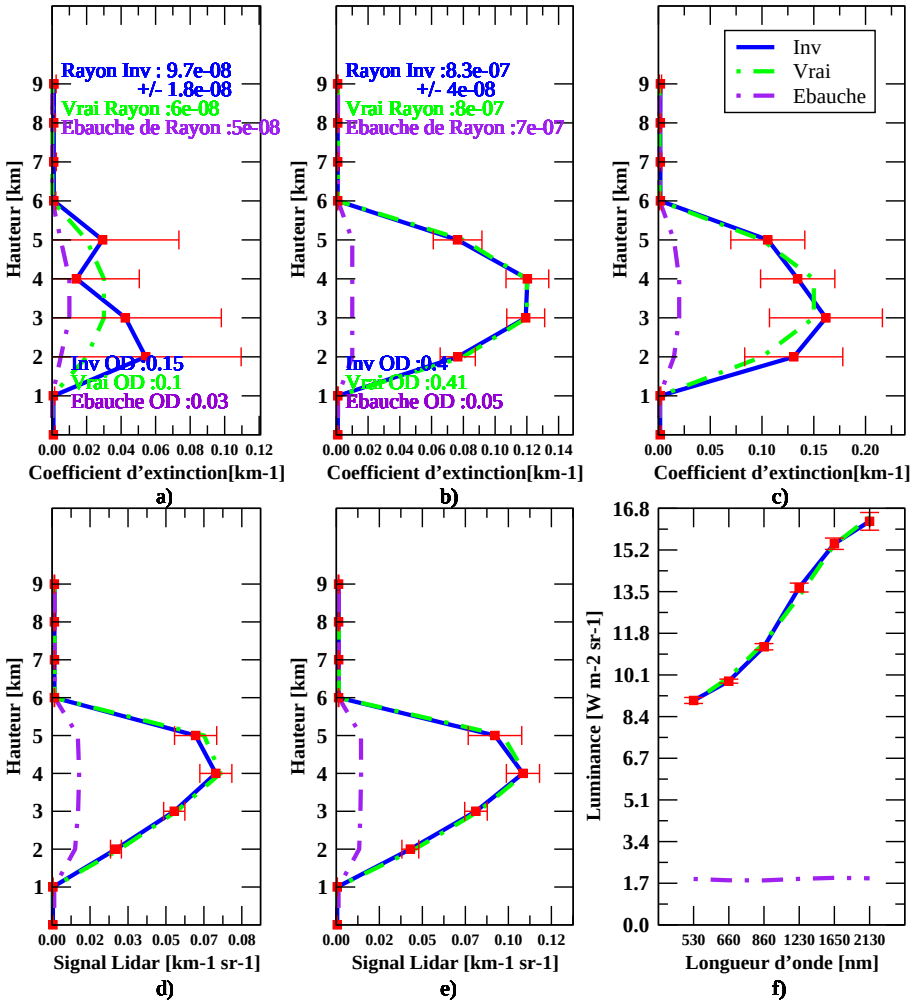


FIG. 4.24 – *Idem que la Figure 4.23 mais le mode grossier domine.*

4.24). Le schéma n'arrive pas non plus à trouver le vrai rayon pour le mode grossier quand l'épaisseur optique totale est de 0.02. Par contre, il réussit à trouver le rayon du mode grossier pour un épaisseur optique de 0.5 (Tableau 4.14). En termes d'épaisseur optique, dans aucun des cas analysés l'algorithme n'arrive à trouver la vraie épaisseur optique simultanément pour les deux modes. Bien que les valeurs obtenues sont dans le voisinage de la vraie épaisseur optique, celles-ci présentent une dégradation de la précision en ce qui concerne les résultats obtenus quand le mode fin prédomine. L'algorithme réussit à trouver le vrai profil du coefficient d'extinction pour les trois cas analysés et ceux-ci présentent un écart-type plus petit que pour une prédominance du mode fin. Ceci indique une sensibilité plus petite aux observations et une solution plus robuste (Figure 4.24).

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

4.3 Inversion en définissant l'ébauche à partir du signal lidar

Jusqu'aux expériences précédentes, nous avons toujours supposé connue la forme de la distribution verticale de l'ébauche et que celle-ci était égale à celle du vrai profil. Cependant, les résultats présentés dans ce chapitre montrent, entre autres, que l'inversion est non seulement sensible au mode prédominant mais aussi à la distribution verticale de l'ébauche, surtout quand le mode grossier se trouve au-dessus du mode fin. Comme l'inversion présente plus de difficultés à retrouver les vrais profils et rayons de chaque mode quand le mode grossier est au-dessus du mode fin, nous allons répéter cette expérience en utilisant le signal lidar pour définir un profil d'ébauche. Nous avons déjà montré que le signal lidar contenait de l'information qui permettait de définir la matrice $\boldsymbol{B}$. Nous allons maintenant définir le profil du coefficient d'extinction de l'ébauche pour les deux modes et la matrice de covariance d'erreurs à partir du signal lidar. L'objectif est d'effectuer une inversion dans laquelle on ne suppose pas une connaissance a priori de la distribution verticale de l'ébauche.

Nous allons réaliser une inversion simplifiée en deux étapes pour définir l'ébauche. D'abord, nous obtenons l'épaisseur optique à 550 nm à partir de la luminance mesurée et en considérant la diffusion simple de l'équation 2.1. A partir de celle-ci, nous obtenons un profil du coefficient d'extinction à 550 nm avec une distribution verticale uniforme en supposant un albédo de diffusion simple égal à 1 et une fonction de phase à 180° avec une valeur comprise entre celle du mode fin et du mode grossier. Ensuite, ce profil de distribution verticale uniforme sera utilisé comme valeur initiale dans une inversion simplifiée. La matrice $\boldsymbol{R}$ sera définie comme dans les expériences précédentes et la matrice $\boldsymbol{B}$ avec une grande erreur de manière à donner plus de poids aux observations. Nous réalisons cette inversion seulement avec le signal lidar à 532 nm et en reproduisant l'expérience présentée dans la Figure 3.2 et avec le modèle simplifié de l'équation lidar (éq. 2.3).

Bien que le profil du coefficient d'extinction obtenu correspond à une longueur d'onde de 532 nm, nous considérerons que le profil du coefficient d'extinction de chaque mode correspond à la moitié du profil obtenu. Nous admettons qu'avec ce qui précède nous introduisons une erreur dans l'inversion, surtout pour le profil du mode grossier. Toutefois, ceci nous permet de trouver un profil du coefficient d'extinction approximatif. L'erreur introduite peut être compensée dans l'inversion finale en partie à travers la définition de l'erreur du coefficient d'extinction de la matrice $\boldsymbol{B}$. Pour l'inversion finale, nous définissons aussi la matrice $\boldsymbol{B}$ à partir du signal lidar et de la même manière qu'elle a été définie pour l'expérience présentée dans la Figure 4.18.

Comme dans les expériences présentées précédemment, la qualité de l'inversion, tant pour l'obtention de l'ébauche que pour l'inversion finale, dépend du mode dominant. Pour une première tentative et pour une prédominance du mode fin, les résultats sont encourageants, même si le schéma ne retrouve pas exactement le vrai profil pour le mode fin ni le rayon modal d'aucun de deux modes. Cependant, le schéma a une bonne performance pour l'obtention du mode grossier. Il réussit à reproduire approximativement le vrai profil

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

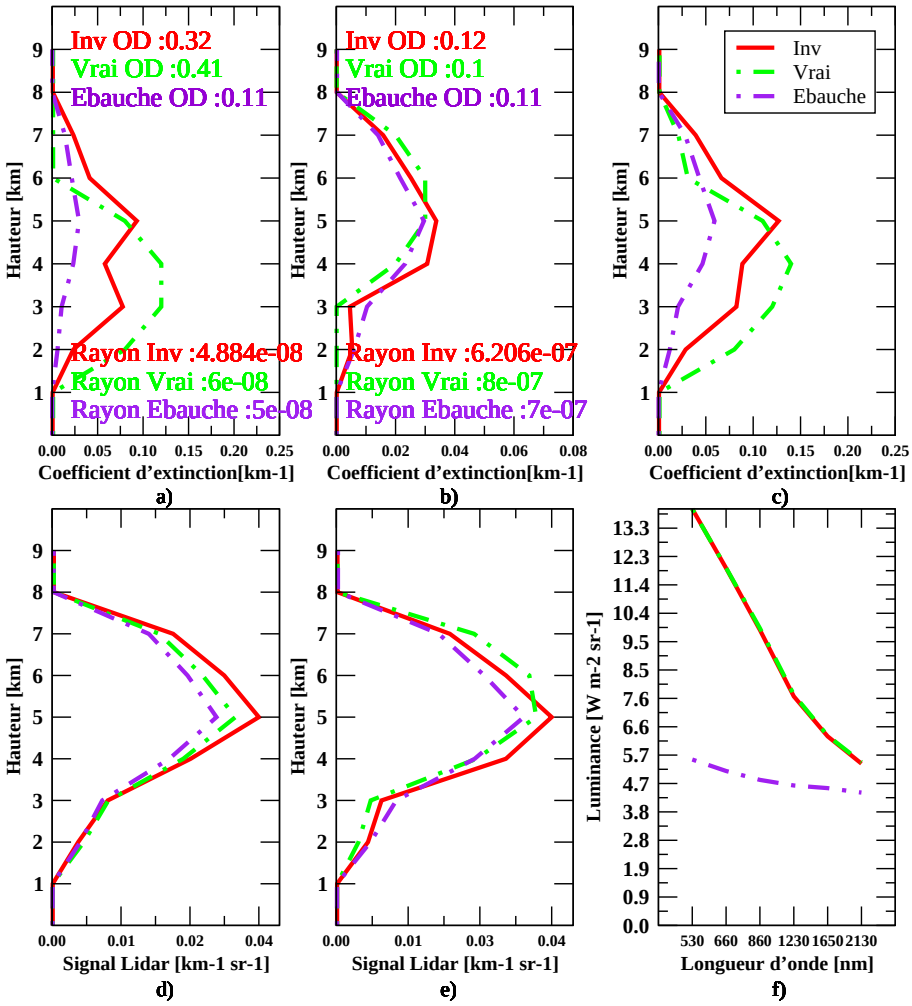


FIG. 4.25 – *Rayon modal et profil du coefficient de extinction des modes fin (a) et grossier (b) récupérés de l'inversion du signal lidar a 532 nm (d) et 1064 nm (e) et la luminance à 6 longueurs d'onde (f). Le profil du coefficient d'extinction total est aussi inclus (c). Chaque graphique présente les valeurs vraies (vert), l'ébauche (pourpre) et les valeurs obtenues de l'inversion (rouge). L'inversion est réalisée en définissant la matrice* $\boldsymbol{B}$ *et le profil du coefficient d'extinction de l'ébauche à partir des mesures lidar. La charge d'aérosol est dominé par le mode fin.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

du coefficient d'extinction (Figure 4.25). Quant à la définition de l'ébauche, le schéma arrive à retrouver une distribution verticale qui reproduit les caractéristiques générales du vrai profil, surtout pour le mode grossier. La performance est complètement différente quand le mode grossier domine. Dans ces conditions le schéma échoue complètement pour la définition d'une ébauche et postérieurement pour l'inversion du signal lidar. Le schéma n'arrive pas non plus à récupérer le rayon du mode fin ni celui du mode grossier.

Bien que cette expérience présente des résultats diamétralement opposés selon le mode qui domine la charge d'aérosol, il faut souligner des résultats encourageants dans le deux cas. A la différence des expériences précédentes, l'inversion a été réalisée sans aucune supposition de la connaissance a priori de la distribution verticale de l'ébauche. L'écart entre les vraies observations et celles correspondant aux profils obtenus de l'inversion montre que des améliorations sont possibles. Finalement, la performance de l'inversion peut être améliorée par une meilleure caractérisation des erreurs du coefficient de l'ébauche.

4.3.1 Inversion en considérant une plus grande résolution dans les observations

Jusqu'à maintenant, nous avons considéré dans toutes les expériences que la résolution verticale du profil de coefficient d'extinction était déterminée par le modèle de transfert radiatif et nous avons créé nos observations synthétiques du signal lidar avec cette même résolution. Mais, les mesures ont une meilleure résolution verticale que celle du modèle simplifié (Section 1.2.2) Compte-tenu que nous appliquerons le schéma d'inversion à des mesures réelles, nous allons introduire des changements dans le modèle simplifié et dans le schéma d'inversion de manière à considérer ce fait.

Le modèle de transfert radiatif, 6S, a une résolution verticale fixe. A moins d'introduire des changements importants dans son code, nous nous voyons dans l'obligation de respecter cette résolution. Le signal lidar dans notre modèle est obtenu en combinant des propriétés optiques calculées dans 6S et le profil de coefficient d'extinction donné comme entrée au modèle (Section 2.1.3). Puisque nous supposons que les propriétés optiques utilisées dans le calcul du signal lidar ne varient pas sur la verticale, la résolution verticale du profil de coefficient d'extinction sera déterminée par celle du signal lidar. Ceci nous permet d'utiliser un signal lidar avec une résolution verticale différente de celle utilisée dans le modèle 6S. Au vu de ce qui précède et pour faire un meilleur usage des observations, nous considérons dorénavant une résolution verticale de 500 mètres dans le profil du coefficient d'extinction donné comme entrée au modèle et ainsi tirer profit d'une plus haute résolution pour le signal lidar. Le profil pour le modèle de transfert radiatif s'obtient en moyennant le profil d'entrée au modèle à une résolution de 1000 mètres (Figure 4.26).

Nous avons aussi changé le profil vertical du coefficient d'extintion utilisé jusqu'à maintenant. Nous avons remplacé le profil avec une couche d'aérosols compris entre 3 et 6 km par un profil avec une concentration maximale des aérosols dans le premier 1 km de notre atmosphère et une concentration décroissante jusqu'à 4 km.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

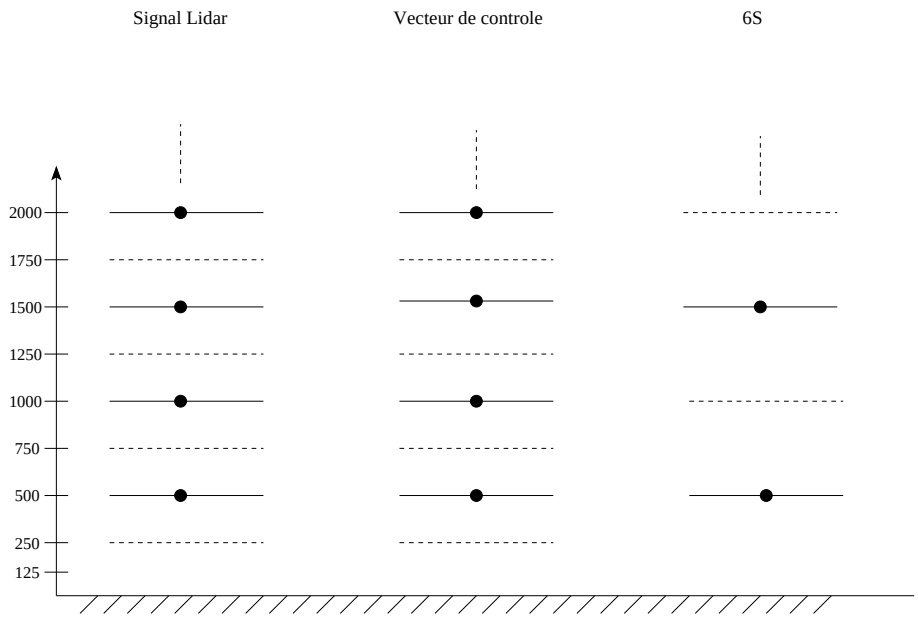


FIG. 4.26 – *Résolution verticale du signal lidar, du vecteur de contrôle et du coefficient d'extinction dans le modèle de transfert radiatif 6S. La ligne discontinue marque les limites de la couche d'épaisseur de 500 m du signal lidar.*

Comme les expériences présentées dans cette section ont été conçues en vue de l'inversion des données obtenues pendant la campagne FRENCH, nous considérons que nos observations synthétiques s'étendent jusqu'à 10 km. Cette hauteur correspond approximativement à l'altitude de l'avion pendant la campagne. Le vecteur d'observations, composé par le signal lidar à deux longueurs d'ondes et la luminance à six longueurs d'onde, a une dimension de 46 : vingt éléments pour chaque profil du coefficient rétrodiffusion et 6 éléments pour la luminance. Le nouveau vecteur de contrôle, composé par le profil du coefficient d'extinction et les rayons du mode fin et grossier, a une dimension de 42 : vingt éléments par chaque profil de coefficient d'extinction (le nombre d'éléments du signal lidar) plus les deux éléments correspondant aux rayons modaux. En accord avec ce changement du variable de contrôle et du profil du coefficient d'extinction, nous avons aussi changé la taille de notre matrice $\boldsymbol{B}$. Les termes diagonaux ont été déterminés en appliquant les mêmes critéres qu'auparavant.

Comme dans les autres expériences présentées jusqu'à présent, nous analysons la qualité de l'inversion pour le cas du mode fin et grossier prédominant (Figures 4.27 et 4.28 respectivement). Les résultats confirment ce qui a été présenté jusqu'à présent, c'est-à-dire, une inversion qui retrouve avec succès les vrais profils du coefficient d'extinction et rayon modal pour chaque mode quand le mode fin domine et une perte dans la performance de l'inversion pour une prédominance du mode grossier. Cette perte concerne surtout le mode fin, tant pour le rayon que pour le coefficient d'extinction. Pour le cas d'une prédominance du mode fin, on observe que le profil obtenu de l'inversion sous-estime

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

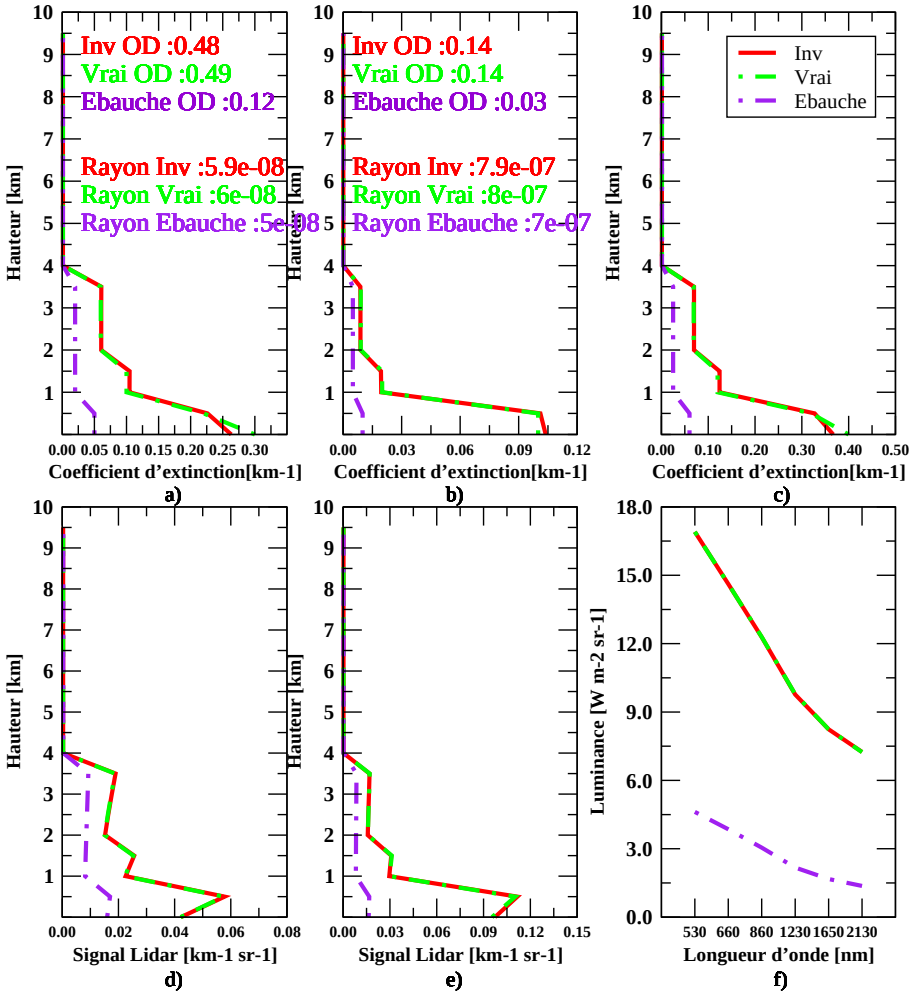


FIG. 4.27 – *Rayon modal et profil du coefficient de extinction des modes fin (a) et grossier (b) récupérés de l'inversion du signal lidar a 532 nm (d) et 1064 nm (e) et la luminance à 6 longueurs d'onde (f). Le profil du coefficient d'extinction total est aussi inclus (c). Chaque graphique présente les valeurs vraies (vert), l'ébauche (pourpre) et les valeurs obtenues de l'inversion (rouge). L'inversion est réalisée pour une charge d'aérosol dominée par le mode fin.*

© 2007 Tous droits réservés.

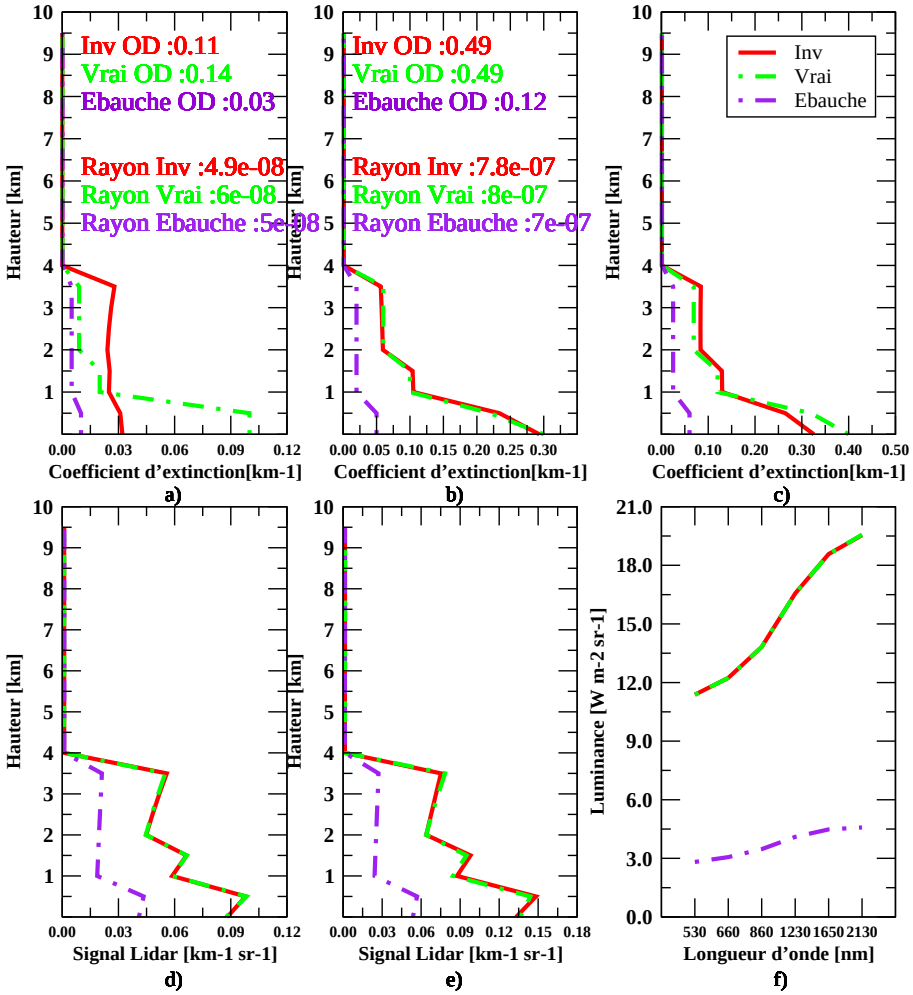


FIG. 4.28 – *Idem que la Figure 4.27 mais le mode grossier domine.*

légèrement le coefficient d'extinction à la surface. Cette sous-estimation se traduit par une légère sous-estimation de l'épaisseur optique associée au mode fin (Figure 4.27). Pour le cas d'une prédominance du mode grossier, le modèle ne réussit pas à récupérer le vrai profil du coefficient d'extinction bien qu'il reproduise les observations. Ceci parce qu'il surestime le coefficient d'extinction au-dessus du premier kilomètre et le sous-estime en-dessous en compensant ainsi les erreurs. Cette compensation permet de reproduire approximativement l'épaisseur optique et ainsi simuler la radiance observée (Figure 4.28). Ce résultat illustre que la solution du problème d'inversion n'est pas unique, puisqu'il existe plus d'un profil qui permette de reproduire les observations et qui ne correspond pas nécessairement au vrai profil. Le modèle compense en variant non seulement le profil mais aussi le rayon, avec un rayon du mode fin trouvé qui s'éloigne de la solution au lieu de s'approcher. Les deux compensations permettent au modèle de reproduire ainsi les profils verticaux du signal lidar.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

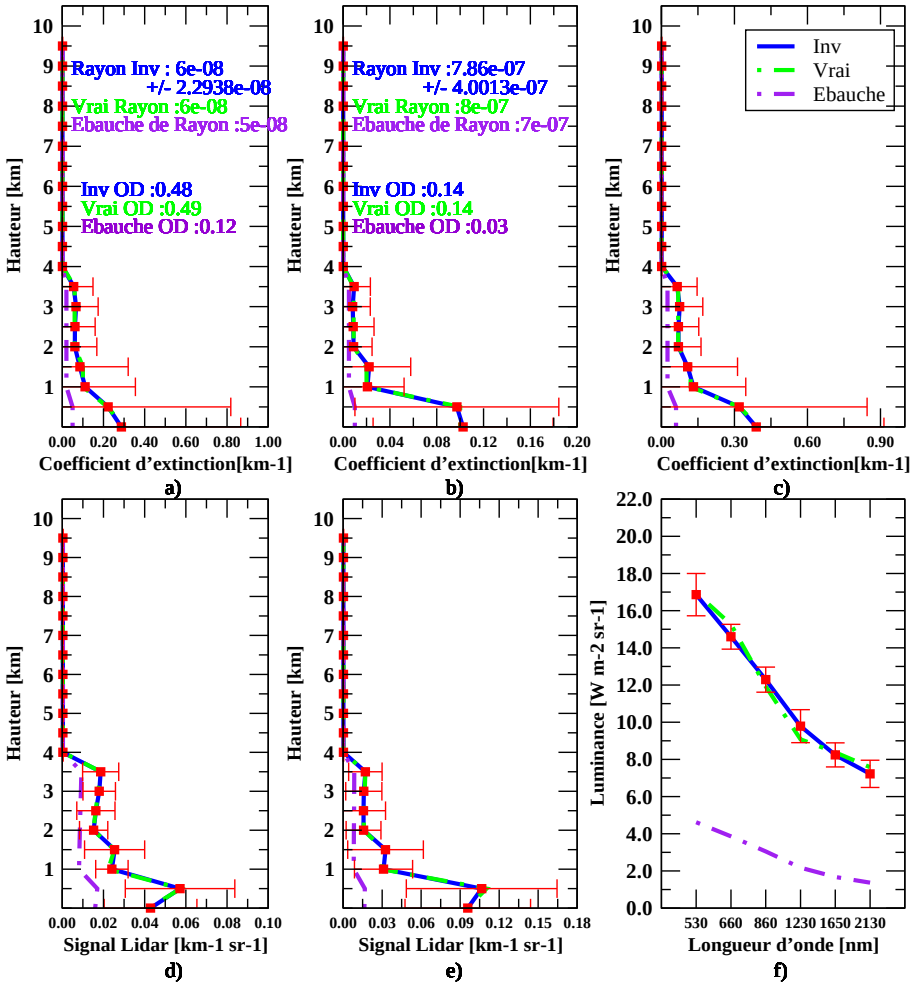


FIG. 4.29 – *Idem que Figure 4.27 mais avec l'inclusion de bruit.*

4.3.2 Inversion en considérant une plus grande résolution dans les observations et inclusion de bruit

Comme dernier exercice de ce chapitre, nous allons répéter l'expérience précédente en incluant du bruit dans les observations pour étudier l'impact de l'erreur instrumentale dans l'inversion. Ce bruit va être inclut de la même manière que dans la section 4.2.3.

Les résultats présentent une meilleure performance d'inversion pour le cas où le mode fin prédomine (Figure 4.29). Le schéma arrive à trouver le vrai profil du coefficient d'extinction des deux modes et leurs rayons modaux respectifs. Tel que déjà illustré dans la section 4.2.3, tant les profils que les rayons trouvés pour chaque mode présentent des grands écart-types mais avec une moyenne qui coïncide avec la vraie valeur. Ceci indique que le schéma a des bons résultats quant au profil moyen mais non pour les inversions individuelles. Les plus grands écart-types sont observés pour les variables inversées plutôt que pour les observations. Il y a une grande sensibilité des rayons modaux et du coefficient

© 2007 Tous droits réservés.

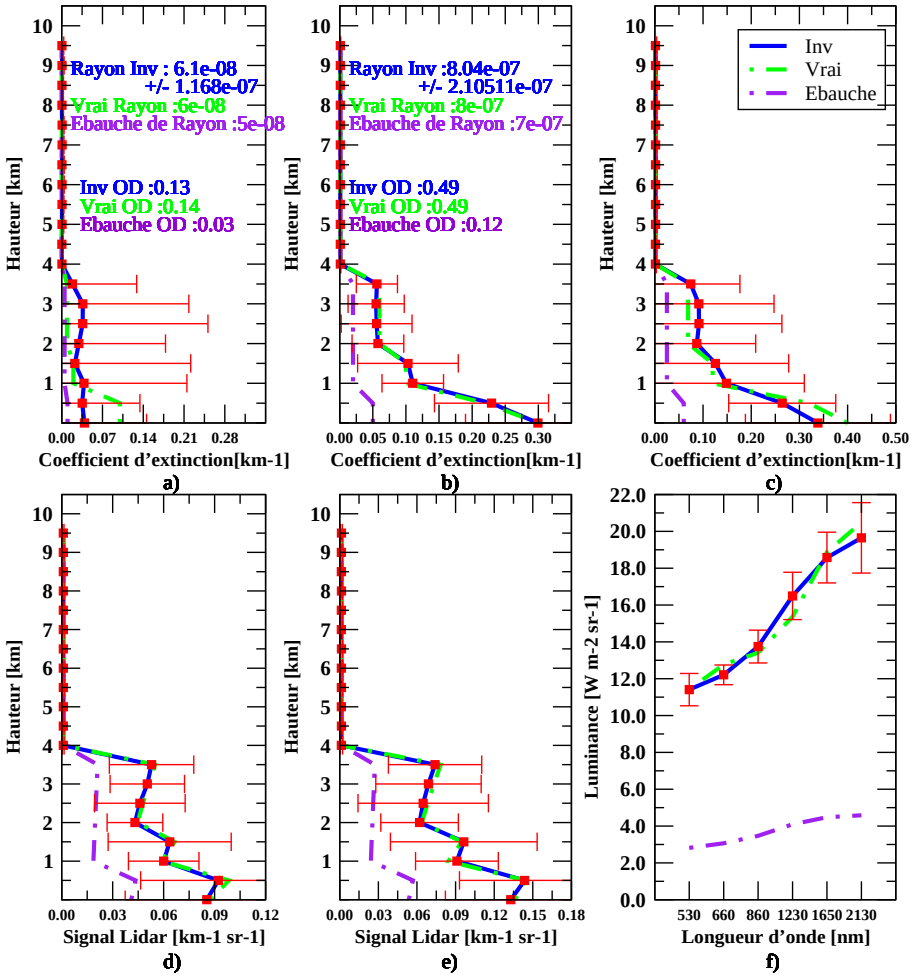


FIG. 4.30 – *Idem que Figure 4.28 mais avec l'inclusion de bruit.*

d'extinction près de la surface au bruit introduit. Les grands écart-types illustrent aussi que plusieurs combinaisons de la distribution verticale du coefficient d'extinction et du rayon peuvent fournir le même ajustement aux observations par des effets de compensation entre les termes de rétrodiffusion et atténuation présentes dans l'équation lidar. Les plus grands écart-types à la surface suggèrent que certaines solutions du coefficient d'extinction du mode fin (grossier) sont susceptibles de prendre des valeurs équivalentes à celle du mode grossier (fin).

De manière cohérente avec des résultats déjà présentés, l'inversion pour un cas de prédominance du mode grossier montre une perte de performance dans l'inversion par rapport au cas d'une prédominance du mode fin. Cette perte affecte tant le coefficient d'extinction que le rayon modal. Le schéma n'arrive pas à reproduire le profil vertical du coefficient d'extinction du mode fin, il sous-estime le coefficient d'extinction dans la couche limite et le surestime au-dessus, mais il y a une compensation d'erreur qui permet de reproduire l'épaisseur optique du mode fin (Figure 4.30). Toutefois et malgré

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

les difficultés pour reproduire le vrai coefficient d'extinction du mode fin, le schéma arrive à reproduire le coefficient d'extinction total et avec des écart-types plus petits que pour le mode fin. Ceci reflète le fait que le schéma a plus de capacité à inverser le coefficient d'extinction total que celui du mode fin.

Le schéma d'inversion actuel avec le signal lidar aux longueurs d'onde de 532 et 1064 nm a plus de sensibilité au mode grossier comme il a été montré dans tout ce chapitre. Par conséquent, une prédominance de mode grossier se traduit non seulement par une plus grande difficulté pour trouver le vrai profil du mode fin, mais également par un plus grand écart-type dans les simulations avec bruit.

Les expériences précédentes avec l'introduction du bruit ont présenté un plus petit écart-type dans les observations que dans les profils trouvés, illustrant la robustesse de l'inversion (Figure 4.29 et 4.30). Cependant, un grand écart-type est également observé dans les observations pour les deux cas considérés. Ceci est partiellement dû à la variabilité dans les profils trouvés, mais nous pensons que la différence de résolution verticale dans les observations et le modèle de transfert radiatif est aussi partiellement responsable. Calculer la réflectance avec un profil de coefficient d'extinction d'une résolution verticale correspondant au double de la résolution du profil utilise pour calculer le signal lidar, introduit de nouveaux degrés de liberté à l'inversion par rapport au cas où le vecteur de contrôle et observations ont la même résolution.

4.4 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons continué à explorer la performance du schéma d'inversion en conduisant différentes expériences (tableau 4.15). D'abord, nous avons commencé par présenter l'article publié dans le Journal of Geophysical Research. Cette article approfondit l'expérience commencée dans la section 3.8 pour un jeu prédéfini de modèles d'aérosols comme solution de l'inversion. Pour chaque inversion, nous avons récupéré le profil du coefficient d'extinction ainsi que le modéle d'aérosol de chaque mode. Le modéle d'aérosol trouvé nous a permis d'obtenir de manière indirecte le rayon modal. Nous avons répété l'expérience pour une prédominance du mode fin puis de mode grossier. Chaque expérience a été répétée pour des observations créées à partir de chaque combinaison possible entre des modes fin et grossier. Nous avons aussi conduit des expériences en perturbant les propriétés microphysiques pour simuler des conditions d'inversion avec une information insuffisante de la microphysique des aérosols. Les résultats ont montré que le schéma retrouve plus fidèlement les vrais profils pour les cas d'une prédominance du mode fin. Pour les cas contraires d'une prédominance du mode grossier, le schéma retrouve plus facilement le profil total que celui du mode fin. Avec des perturbations microphysiques, l'algorithme montre une meilleure performance en terme de coefficient d'extinction total que pour chaque mode de manière séparé. Toutefois, les résultats suggèrent aussi que la performance peut être amélioré soit en augmentant le nombre de modèles soit en considérant des sources additionnelle d'observations.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Ensuite, nous avons introduit le rayon modal de chaque mode dans le vecteur de contrôle de manière à pouvoir retrouver simultanément le profil du coefficient d'extinction et le rayon modal pour chaque mode. Nous avons testé l'inversion, entre autre, en variant le mode prédominant, la charge totale des aérosols, la distribution verticale relative entre le mode fin et grossier, la façon de définir la matrice $\boldsymbol{B}$ et de l'ébauche et en introduisant le préconditionnement dans la minimisation. Les résultats sont en accord avec ceux publiés dans l'article, c'est-à-dire, une meilleure performance pour une prédominance du mode fin et une bonne inversion en terme de profil total quand le mode grossier prédomine. Ils ont aussi montré l'impact du préconditionnement, une certain sensibilité à la charge totale en aérosol mais surtout l'importance de l'information a priori des profils du coefficient d'extinction et du rayon modal exprimés à travers de la matrice $\boldsymbol{B}$ et les valeurs de l'ébauche.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

© 2007 Tous droits réservés.

TAB. 4.15 – Résumé des résultats des expériences effectuées pendant la thèse et présentées dans ce chapitre.

Expérience d'inversion	Figures	Pages	Resultats	Section
Expérience initiale	4.10	112	Algorithme priorise la convergence par rapport au profil du coefficient d'extinction au détriment du rayon modal.	4.2.1
Préconditionnement	4.11	113	Inversion réussie.	4.2.1
Définition de $\boldsymbol{B}$	4.12	115	Dépendance des résultats à la définition de $\boldsymbol{B}$. Conclusions plus approfondies sont laissées pour des études futures.	4.2.1
Différents épaisseurs optiques	4.13 et 4.14	117 et 118	Qualité de l'inversion dépend du mode dominante et de la charge totale des aérosols. Perte de précision dans l'inversion à partir d'une épaisseur optique de 0.5.	4.2.1
Différentes distributions verticales relatives	4.15, 4.16 et 4.17	119, 120 122	En général, l'inversion retrouve la vrai mode fin qui se trouve au-dessus. Mais la qualité de l'inversion dépend de l'information de l'ébauche.	4.2.1
$\boldsymbol{B}$ définie à partir du signal lidar	4.18	123	Des améliorations sont observées pour le cas du mode fin au-dessus.	4.2.1
Inversion avec l'inclusion de bruit.	4.23 et 4.24	128 et 130	Résultats sont en général indépendants de la charge en aérosol mais dépendent du mode qui domine l'épaisseur optique.	4.2.3
Définition de l'ébauche à partir du signal lidar	4.25	132	Dépendance des résultats par rapport au mode dominant. Résultats encourageants pour une prédominance du mode fin.	4.3
Plus grande résolution dans les observations.	4.27 et 4.28	135 et 136	Inversion réussie pour prédominance du mode fin et perte de qualité pour prédominance du mode grossier.	4.3.1
Plus grande résolution des observations et inclusion de bruit.	4.29 et 4.30	137 et 138	Résultats cohérents avec l'expérience précédente pour résultats moyennés.	4.3.2

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Chapitre 5

Inversion complète avec 6S et signal Lidar

Jusqu'à maintenant nous avons exploré l'inversion en utilisant un modèle de transfert radiatif simplifié. Dans ce dernier chapitre qui concerne l'inversion simultanée des mesures lidar et radiométriques, nous remplaçons le modèle simplifié du schéma d'inversion par le modèle de transfert radiatif plus détaillé 6S ainsi qu'une simulation du signal lidar qui inclut la diffusion par les molécules. Les inversions conduites prendront donc en compte les effets de la diffusion multiple, de l'absorption gazeuse et de la diffusion moléculaire sur les luminances.

Des simplifications ont été introduites dans le mode de transfert radiatif 6S pour le rendre plus efficace en terme de temps de calcul. Nous allons commencer le chapitre en présentant ces simplifications et leur impact tant dans le calcul de la réflectance que dans l'inversion et et ensuite, nous allons appliquer le schéma d'inversion aux données acquises pendant la campagne FRENCH.

5.1 Adaptations introduites dans 6S

Le modèle original 6S est un code de transfert radiatif qui permet à l'utilisateur de choisir entre beaucoup d'options afin de l'adapter à ses conditions de simulation. Le modèle peut simuler des mesures prises soit d'un avion soit d'un satellite, il peut calculer la réflectance pour une longueur d'onde individuelle ou pour des bandes spectrales prédéfinies et spécifiques aux mesures des satellites existants. La réflectance peut être calculée à partir d'une épaisseur optique totale à 550 nm ou à partir de la visibilité équivalente exprimée en kilomètres. Plusieurs options sont également disponibles pour définir un modèle d'aérosol. L'utilisateur peut soit choisir entre des modèles standard, soit définir un modèle d'aérosols en choisissant le pourcentage de certaines composantes d'aérosols, soit définir un modèle d'aérosol en employant une fonction de distribution en taille ou des mesures de photomètre solaire ou finalement, les propriétés optiques des aérosols peuvent être lues par le modèle. Tout ceci fait de 6S un outil souple qui peut être appliqué pour simuler plusieurs condi-

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

tions de mesures différentes. Cependant, cette souplesse et la structure multi-optionnelle peuvent devenir un handicap pour l'application des outils de différentiation automatique. L'utilisation de *goto* et de boucles non fermées dans le code du modèle peut créer des discontinuités qui produisent des problèmes au moment de dériver l'adjoint. Autrement dit, les règles de codage utilisées lors de l'écriture du modèle 6S ne sont pas appropriées pour la différentiation automatique. Ce genre de problèmes peut être surmonté en adaptant le code ou en le réécrivant. Cependant, comme nous l'avons déjà expérimenté au début de la thèse avec un code de transfert radiatif différent, cette adaptation peut s'avérer être trop longue et n'est pas nécessairement fructueuse.

Plusieurs des options présentes dans le modèle original de 6S n'étaient pas réellement nécessaires dans cette étude. Nous avons besoin de simuler un cas spécifique, à savoir la réflectance mesurée par MODIS à 6 longueurs d'onde et le profil de coefficient de rétrodiffusion mesuré par CALIOP à deux longueurs d'onde dues à l'interaction du rayonnement solaire avec deux modes d'aérosol caractérisés par une distribution en taille log-normale. Par conséquent, toutes les options restantes représentent des sources de problèmes potentielles au moment de différencier le code. Afin d'éviter les complications possibles associées à la structure multi-optionnelle et au codage du modèle, nous avons décidé de dériver l'adjoint à partir d'une version adaptée de 6S. Cette version 6S a été codée par Emmanuel Cosme alors qu'il travaillait avec le modèle canadien d'aérosol (CAM, Gong et al. 2003). Elle simule la réflectance mesurée par satellite aux bandes spectrales déterminées pour une distribution verticale donnée de 6 espèces d'aérosol.

L'élimination de plusieurs options telles que celle utilisée pour simuler les mesures prises d'un avion ou celle qui permet de choisir la manière de décrire les aérosols dans le modèle, représente seulement des simplifications qui éliminent des complications dans le modèle et ainsi aident la différentiation automatique. Nous n'entrerons pas dans les détails de ce type de modifications, car elles n'affectent pas les résultats finaux mais seulement la structure du code. Cependant, des modifications ont été introduites qui affectent le calcul de la réflectance et ainsi la performance de l'inversion. Nous avons adapté le modèle pour avoir comme entrée du modèle les rayons modaux et l'écart-type des distributions en taille de chaque mode, leurs indices de respectifs et les profils de coefficient d'extinction pour chaque mode. Dans le modèle original la concentration en aérosol diminue exponentiellement avec une hauteur caractéristique de 2 kilomètres et, pour le calcul de la réflectance, la colonne est divisée dans des couches d'épaisseur optique constante. Dans la version adaptée, les couches sont déterminées selon la distribution verticale d'aérosol entrée par l'utilisateur. La réflectance est donc calculée à partir de couches qui n'ont pas forcément la même épaisseur optique. L'inconvénient principal de cette dernière configuration est une perte de précision quand on traite de couches épaisses où les effets de diffusion multiple sont importants.

La différence dans la discrétisation verticale entre les deux modèles a rendu la validation de la version adaptée de 6S difficile, au point que nous n'avons pas pu réaliser jusqu'à présent une validation complète du code de transfert radiatif utilisé dans ce chapitre. Nous avons comparé les deux modèles dans des conditions qui n'étaient pas nécessairement les

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

mêmes. Par conséquent, les différences observées dans les réflectances peuvent être attribuées aux différents réglages entre les modèles (propriétés optiques des aérosols, profil vertical) ou la différence de traitement de la discrétisation verticale. Toutefois, nous sommes conscients, qu'en définissant des couches d'épaisseur constante, nous introduisons une erreur, surtout pour des couches épaisses en aérosols. Pour limiter ce problème, nous avons porté la résolution verticale du modèle 6S à 250 m jusqu'à une altitude de 10 km. Cette limitation sera un critère qui sera pris en compte au moment d'analyser les résultats. Néanmoins, nous avons choisi d'appliquer le schéma d'inversion à la campagne FRENCH de manière à avoir une première idée de la solution et des difficultés associées à un cas réel. Nous gardons à l'esprit que le modèle de transfert radiatif et la méthode d'inversion ont besoin d'être améliorés et validés avant de pouvoir avoir confiance dans les résultats présentés ci-dessous.

Dorénavant, l'acronyme 6S renverra au code de transfert radiatif 6S adapté ainsi qu'à la simulation du profil lidar à partir de ce code.

5.2 La campagne de mesure French

L'objectif initial de la thèse était d'appliquer le schéma présenté dans la section 2.4 à la fois aux observations radiométriques de MODIS et au coefficient de rétrodiffusion attenué du lidar CALIOP. Les deux instruments font partie de la configuration de satellites appelée "A-train" et qui est présentée dans la section 1.2. CALIPSO était initialement programmé pour être lancé à la fin de l'année 2004. Toutefois, le lancement a souffert de retards successifs et le satellite a été finalement lancé le 28 avril de cette année. Ces retards successifs ont rendu difficile l'utilisation de leurs mesures dans la thèse. Bien qu'il y ait déjà des mesures disponibles, comme le montre la Figure 5.1, le prétraitement de données ainsi que les échéances de fin de thèse ont empêché l'utilisation de ces données dans l'inversion. Etant donné ce qui précède, nous avons utilisé des mesures acquises pendant la campagne intensive "Field Radiation Experiment on Cirrus Natural and High-level Clouds" (FRENCH/DIRAC 2001), pour l'application finale de notre schéma d'inversion.

La campagne a été réalisée entre le 25 septembre et le 12 octobre 2001 dans le golfe de Gascogne et le golfe de Lion en France. Son objectif principal a été l'étude des propriétés radiatives de cirrus et leur relation avec les propriétés microphysiques (Brogniez et al., 2004). Toutefois, certaines mesures ont été acquises dans le but de caractériser les aérosols sur la Mer Méditerranée (Waquet et al., 2005). L'avion français de recherche FALCON-20 (F20) a pris part à la campagne entre le 27 septembre et le 12 octobre 2001. Il a effectué au total dix vols, dont quatre consacrés à l'étude des aérosols. Les mesures aériennes ont été effectuées sur environ 400 km entre la côte sud de la France et la Corse et le plus près possible de la trajectoire de vol du satellite Terra. Parmi les quatre vols consacrés aux aérosols, nous en avons pris en considération seulement deux pour l'application du schéma d'inversion. Ceci est dû au fait que les deux autres vols n'ont pas présenté de conditions de charge d'aérosols appréciables (Waquet et al., 2005).

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

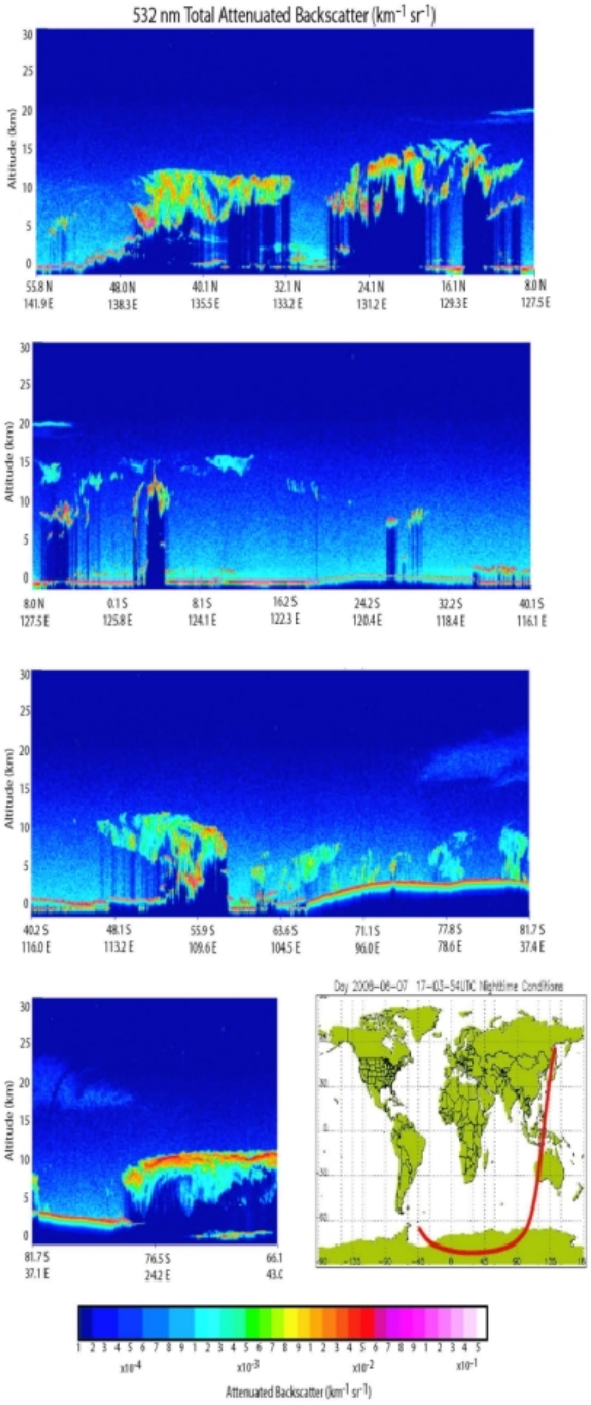


FIG. 5.1 – *Premières mesures du coefficient de rétrodiffusion atténué prises par CALIPSO le 7 juin 2006.*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

5.2.1 Description des mesures

Le F20 a été équipé, entre autres instruments, du lidar LEANDRE-1 (Pelon et al., 1990), acronyme pour "Lidar Embarqué pour l'étude de l'Atmosphère : Nuages, Dynamique, Rayonnement et cycle de l'Eau". Cet instrument mesure la distribution verticale du coefficient de rétrodiffusion atténué à 532 et 1064 nm. LEANDRE est composé d'un laser Nd :YAG qui livre des impulsions de 10 ns de 40 mJ à 532 nm et 190 mJ à 1064 nm. La fréquence de répétition de l'impulsion du laser est de 12 Hz. Le signal de rétrodiffusion est capté par un télescope récepteur de 30 cm (ce qui permet de maintenir le système compact), et l'impulsion émise a une divergence de 3 mrad (correspondant à un diamètre de 30 mètres sur la surface quand l'avion vole à une hauteur de 10 km) (Waquet et al., 2005). La résolution verticale est de 15 m et la résolution horizontale est de 200 m correspondant à une moyenne de 12 impulsions le long de la trajectoire (Waquet et al., 2005 ; Brogniez et al., 2004). L'instrument obtient simultanément deux signaux polarisés à 532 nm et un signal total à 1064 nm (Brogniez et al., 2004).

Parallèlement, des observations depuis la surface ont été effectuées ainsi que des mesures satellitaires quasi-simultanées. Les photomètres solaires automatiques Cimel du réseau AERONET sur les sites de Tarbes (43,25°N, 0°E), Aire-sur-Adour (43,7°N, 0,25°E), Toulouse (43,57°N, 1,37°E) et Avignon (43,91°N, 4,87°E) ont permis d'obtenir l'épaisseur optique à différentes longueurs d'onde. Les mesures permettent aussi d'inverser l'indice de réfraction et la distribution de taille entre 0.05 et 15 μm (Dubovik et King, 2000). La campagne a disposé aussi d'un photomètre manuel additionnel près de la côte (43°36'N, 3°53'E) pour le 11 octobre. Les Figures 5.2 et 5.3 montre les mesures du radiomètre MODIS pour les 8 et 11 octobre. Le 8 octobre, la mesure de MODIS a été faite approximativement à 1000 UT et le 11 octobre à 1030 UT. Bien qu'il y ait des différences de maximum deux heures entre les mesures du lidar LEANDRE et le radiomètre MODIS, ces données ont été considérées comme simultanées pour les effets de l'inversion. Son impact pour les résultats sera analysé avec les résultats de l'inversion

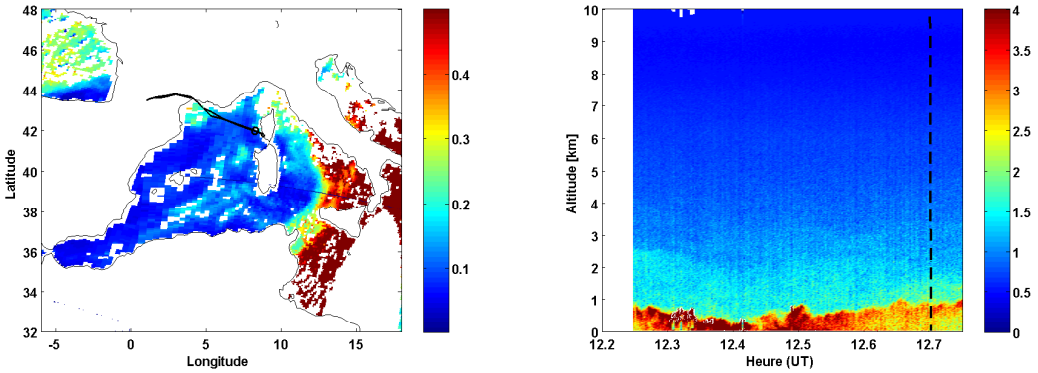
5.2.2 Bref description des épisodes de transport

Les conditions synoptiques pour les jours de la campagne se caractérisent par un centre de haute pression dans la partie est de la France et un centre de basse pression sur les Iles Canaries. Celles-ci permettent le transport des masses d'air depuis l'Afrique, potentiellement riches en poussières désertiques. On observe deux situations différentes entre les 8 et 11 octobre. Le premier cas correspond à un cas d'aérosols maritimes tandis que le deuxième correspond à un cas de transport de poussières désertiques provenant d'Afrique (Waquet et al., 2005).

Le 8 octobre, la carte d'épaisseur optique (Figure 5.2a) montre des valeurs maximales proches de 0,5 dans la partie orientale de la Méditerranée alors que dans la zone d'étude (partie ouest de la Méditerranée), les valeurs d'épaisseur optique ne dépassent pas 0.15. La moyenne journalière de l'épaisseur optique au-dessus de Tarbes et Aire-sur-Adour a été de 0,065 et 0,07 (Waquet et al., 2005). Le profil vertical du coefficient de

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl



a) b)

FIG. 5.2 – *Mesure de (a) l'épaisseur optique de MODIS à 865 nm et (b) du profil vertical du coefficient de retrodiffusion à 532 nm. Ces mesures ont été prises le 8 octobre 2001.*

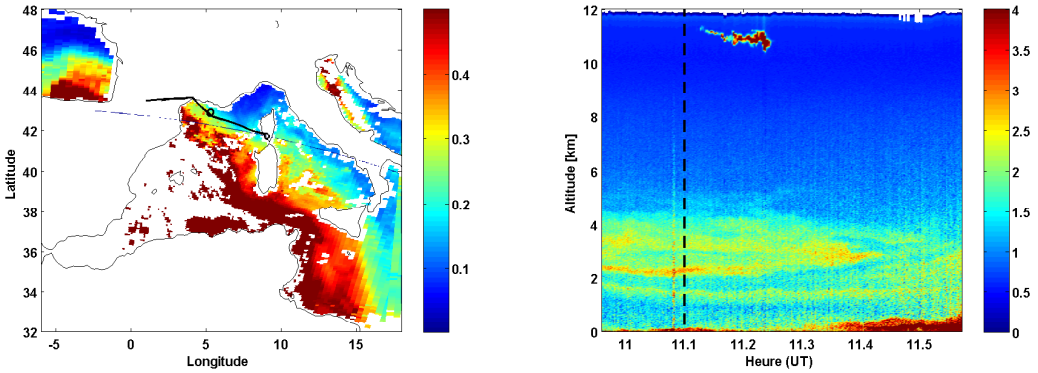


FIG. 5.3 – *Mesure de (gauche) l'épaisseur optique de MODIS à 865 nm et (droite) du profil vertical du coefficient de retrodiffusion à 532 nm. Ces mesures ont été prises le 11 octobre 2001.*

rétrodiffusion montre une couche limite marine qui s'étend jusqu'à 1 km au-dessus de la surface (Figure 5.2b). Cette couche est composée principalement d'aérosols de sels marins. C'est entre 12h20 et 12h30 UT que l'on y observe un maximum en coefficient de rétrodiffusion atténué correspondant à la formation de petits cumulus (Waquet et al., 2005). Une couche d'aérosols s'étend jusqu'à 4 km au-dessus de la couche limite marine.

Le cas du 11 octobre présente un fort gradient en épaisseur optique sur la Méditerranée à 865 nm avec des valeurs supérieures à 0,5 qui s'étendent de la côte de l'Afrique jusqu'au nord-ouest de la Méditerranée (Figure 5.3a). Les valeurs minimales et maximales en AOT ont été observées à Toulouse et Tarbes et ont été respectivement de 0,2 et 0,5. Le profil vertical du coefficient de rétrodiffusion montre une couche épaisse d'aérosols de la surface jusqu'à 6 km (Figure 5.3b). Cette couche présente plusieurs maxima. Le premier se trouve approximativement à 1,5 km et les deux autres se trouvent à 2 et 4 km. Au fur et à mesure

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

que l'avion se déplace sur l'océan (ce qui équivaut à une augmentation de l'heure), on ne remarque qu'un seul maximum à 3 km jusqu'à approximativement 11h25 UT. Après on observe une couche quasi-homogène au-dessus de la couche limite marine. Ces aérosols correspondent à des particules du mode grossier provenant du centre du Sahara, au nord-ouest du massif Hoggar dans le sud de l'Algérie (Waquet et al., 2005). Parallèlement, une augmentation du coefficient de rétrodiffusion se produit dans la couche limite marine à partir de 11h20 UT probablement due à la condensation d'eau sur les particules.

On se référera à Waquet et al. (2005) pour plus de détails sur les mesures et résultats de cette campagne.

5.2.3 Nature des données du coefficient de rétrodiffusion de la campagne FRENCH

Comme présenté dans la section 5.2.1, le signal lidar à 532 nm est composé de deux signaux polarisés. Ceux-ci correspondent au signal parallèle et perpendiculaire à la radiation incidente, respectivement $SL_{\|}$ et $SL_{\perp}$. Dans cette section, nous présenterons les équations qui simulent le signal lidar total à 532 et 1064 nm sans entrer dans le détail de la théorie de la polarisation de la radiation. Nous suivons le développement d'Ovigneur (2005). Le signal lidar présenté dans Waquet et al. (2005) considère un facteur de normalisation égale à 4π que nous incluons dans la constante d'étalonnage présentée dans la section suivante.

Le signal lidar total, d'après l'équation 2.1, ou coefficient de rétrodiffusion atténué correspond à la somme des signaux polarisées :

$$SL_{tot} = SL_{\|} + SL_{\perp} \tag{5.1}$$

La valeur archivée pour la voie parallèle ($P_{\|}$) dans la base de données FRENCH correspond au produit entre le signal dans la zone de normalisation pour une atmosphère purement moléculaire (SL_{totN}) et la normalisation de la mesure du signal dans la voie parallèle ($M_{\|}$) par la mesure libre de particules atmosphériques ($M_{\|N}$), c'est-à-dire :

$$P_{\|} = SL_{totN}\frac{M_{\|}}{M_{\|N}} \tag{5.2}$$

La puissance de la voie parallèle (ou le signal lidar de la voie parallèle, $SL_{\|}$) s'obtient à partir de la normalisation des mesures sur la part du signal moléculaire polarisé parallèlement à la direction de polarisation du signal émis, comme présenté ci-dessous :

$$SL_{\|} = M_{\|}\frac{SL_{\|N}}{M_{\|N}} \tag{5.3}$$

Le taux de dépolarisation moléculaire (ΔSL) correspond au rapport des puissances dans les deux voies :

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

$$\Delta SL = \frac{SL_{\perp}}{SL_{\parallel}} \tag{5.4}$$

Si on prend les valeurs théoriques du signal moléculaire mesuré dans les voies parallèle ($SL_{\parallel N}$) et perpendiculaire ($SL_{\perp N}$) dans la zone de normalisation, l'équation précédente se réécrit comme suit :

$$\frac{SL_{\perp N}}{SL_{\parallel N}} = \Delta SL \approx 0.015 \tag{5.5}$$

Si on tient en compte que $SL_{\perp N}$ est beaucoup plus petit que $SL_{\parallel N}$ l'équation précédente entraine :

$$\frac{SL_{\perp N}}{SL_{totN}} = \Delta SL \approx 0.015 \tag{5.6}$$

A partir des équations précédentes, la puissance (ou signal lidar) mesurée dans la voie parallèle $SL_{\parallel}$ peut être calculée à partir de la valeur archivée $P_{\parallel}$ comme :

$$SL_{\parallel} = P_{\parallel}(1 - 0.015) \tag{5.7}$$

L'équation pour le signal lidar mesuré dans la voie perpendiculaire $SL_{\perp}$ peut être déterminée en considérant les mêmes équations utilisées pour l'obtention du signal lidar de la voie parallèle. A partir de ce qui précède, le signal lidar dans la voie perpendiculaire $SL_{\perp}$ s'exprime pour une partie de la campagne comme :

$$SL_{\perp} = 0.015 P_{\perp} \tag{5.8}$$

Dans la deuxième partie de la campagne, la puissance mesurée dans la voie perpendiculaire a été archivée en considérant un taux de dépolarisation normalisé sur le signal normalisé. L'équation précédente peut être réécrite ainsi :

$$SL_{\perp} = (1 - 0.015) P_{\perp} \tag{5.9}$$

5.3 L'inversion de données French

Nous allons appliquer le schéma d'inversion à deux cas différents. Le premier d'entre eux correspond au cas de transport de poussières désertiques du 11 octobre pour une couche d'aérosols s'étendant jusqu'à 6 kilomètres, avec un maximum entre 2 et 4 kilomètres (Figure 5.5). Le deuxième cas correspond au cas des aérosols maritimes du 8 octobre. Ceci est un cas où les aérosols sont confinés dans la couche limite (Figures 5.5). Ces deux cas reproduisent la structure verticale schématique des aérosols utilisée dans les expériences analysées dans le chapitre 4, à savoir, la couche d'aérosol est située dans des niveaux élevés (cas du 11 octobre) et la charge d'aérosols est près de la surface (cas du 8 octobre). Pour ces deux cas, nous considérons constantes les propriétés physiques pour chaque mode.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

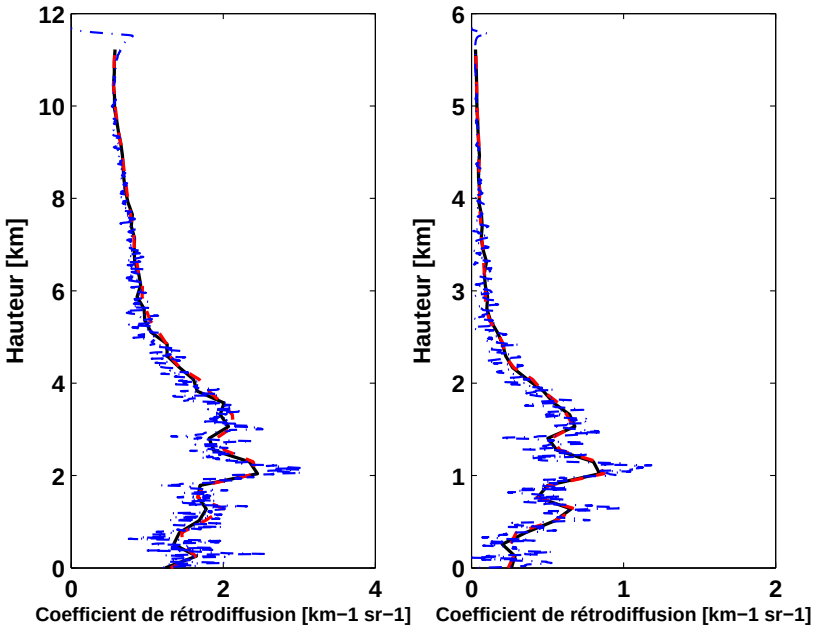


FIG. 5.4 – *Profil vertical du coefficient de rétrodiffusion à 532 nm (gauche) et 1064 nm (droite) du lidar LEANDRE pris pendant la campagne FRENCH. Le profil correspond à la mesure prise le 11 octobre et est illustré sur la Figure 5.3 par la ligne noir discontinue. La figure présente les données originales (bleu), la mesure instantanée à la résolution de 6S (rouge) et le profil correspondant à une moyenne horizontale de 25 km et la résolution verticale de 6S (noire).*

Pour le mode fin, nous considérons la partie réelle de l'indice de réfraction égale à 1,40 et la partie imaginaire égale à 0,002, tandis que pour le mode grossier les parties réelle et imaginaire de l'indice de réfraction sont respectivement de 1,45 et 0,0035.

Avant d'employer les mesures de LEANDRE dans l'inversion, la résolution verticale du signal lidar a été adaptée à la résolution verticale de 6S, c'est-à-dire, la résolution a été réduite de sa résolution originale de 15 mètres à une résolution de 250 mètres jusqu'à 10 kilomètres. En outre, les mesures acquises pendant approximativement 25 kilomètres ont été moyennées horizontalement afin de réduire le bruit et pouvoir appliquer la même définition des erreurs que celle décrite dans la section 2.4.2. Pour le cas du 11 octobre, ceci correspond à des mesures prises entre 11 :05 et 11 :07 approximativement tandis que le cas du 8 octobre correspond à des mesures prises entre 12 :41 et 12 :43 approximativement. Dans les deux cas, les profils résultants reproduisent les caractéristiques principales des profils originaux et filtrent la variabilité verticale de haute fréquence (Figures 5.5 et 5.4). Nous avons aussi étalonné le coefficient de rétrodiffusion du lidar du modèle afin de l'adapter à la diffusion moléculaire aux niveaux supérieurs. Puisque la diffusion moléculaire n'avait pas été prise en compte dans les expériences faites auparavant, la constante d'étalonnage

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

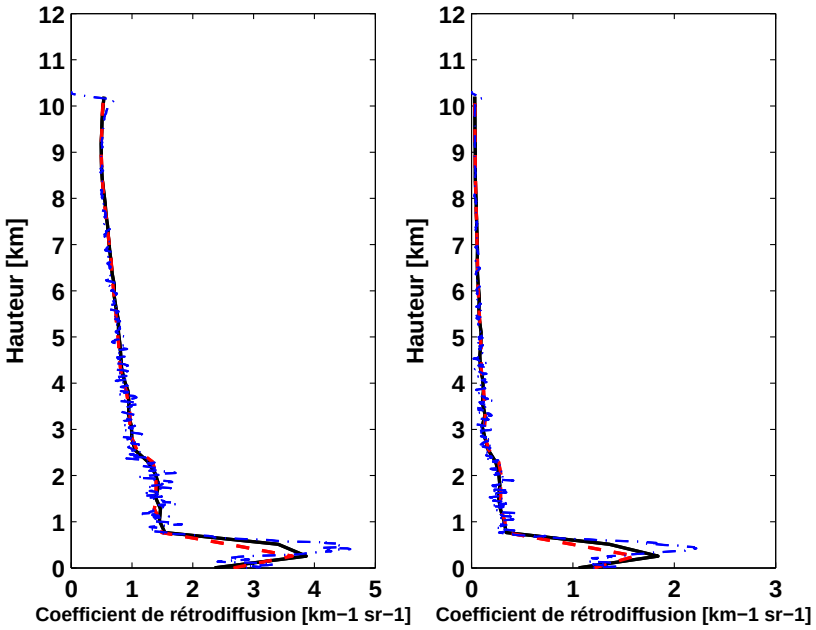


FIG. 5.5 – *Idem que la Figure 5.4 mais pour le 8 d'octobre. Le profil est illustré sur la Figure 5.2.*

avait été définie comme étant égale. Cependant, pour le cas du 11 octobre, les constantes d'étalonnage à 532 et 1064 nm sont respectivement de 1.13 et 1.08 si nous prenons en compte le facteur 4π appliqué dans Waquet et al. (2005) pour calculer le signal lidar. De la même manière, les constantes d'étalonnage pour le 8 octobre sont de 0.95 et 0.99 respectivement à 532 et 1064 nm. La réflectance considérée dans l'inversion correspond à la moyenne des quatre pixels entourant le centre des 25 kilomètres considérés pour le profil lidar. Les mêmes critères ont été appliqués pour obtenir les angles solaires et du satellite (Figure 2.2).

Quelques changements ont dû être introduits dans notre schéma d'inversion avant son application aux données FRENCH.

D'abord, la hauteur de l'avion, et donc des mesures lidar, est approximativement de 11 km pour le 11 octobre et de 10 km pour le 8 octobre. Par conséquent, la hauteur des mesures est inférieure à la profondeur de l'atmosphère considérée dans 6S. Nous avons réduit la taille du vecteur d'observation pour prendre ceci en compte. La taille du vecteur des observations pour le 11 octobre est de 88, où 41 éléments correspondent à chaque profil du coefficient de rétrodiffusion. Pour le cas du 8 octobre, la taille du vecteur des observations est 86, dont 40 éléments associés au signal lidar mesuré à chaque longueur d'onde. En accord avec ce changement, nous avons aussi réduit la taille du profil de coefficient d'extinction dans le vecteur de contrôle. Désormais, la taille du vecteur de contrôle pour le 11 octobre est de 84, dont 41 éléments pour chaque profil de coefficient

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

d'extinction, et 82 pour le 8 octobre, dont 40 éléments pour chaque profil de coefficient d'extinction. Toutefois, pour pouvoir calculer la réflectance avec 6S, nous remplissons les niveaux restants du coefficient d'extinction de chaque mode par une quantité d'aérosols négligeable mais différente de zéro.

Ensuite, nous appliquons l'inversion présentée dans la section 4.3 pour disposer d'une ébauche et d'une matrice de covariance d'erreurs correspondante. Nous définissons comme profil d'ébauche pour chaque mode, la moitié du profil obtenu de l'inversion en considérant la diffusion simple et le signal lidar à 532 nm. Comme notre modèle simplifié ne prend pas en compte les molécules, nous avons soustrait du signal mesuré la partie correspondant à la diffusion moléculaire. Les termes diagonaux de la matrice $\boldsymbol{B}$ ont été définis pour chaque mode à partir du profil du coefficient d'extinction et du signal lidar. Nous avons défini une erreur pour l'ébauche dans la couche d'aérosols et une autre en dehors de la couche. La couche d'aérosols a été définie comme les niveaux où le signal lidar est égal ou supérieur à 30 % du maximum signal lidar mesuré. Pour définir la couche du mode fin, nous avons utilisé le signal lidar à 532 nm et celui à 1064 nm pour définir celle du mode grossier. L'erreur de l'ébauche pour chaque mode dans la couche d'aérosols correspond à la différence entre la valeur minimale et maximale du profil du coefficient d'extinction correspondant. En dehors de la couche l'erreur a été définie égale à la valeur minimale du profil du coefficient d'extinction. Pour la définition de la valeur minimale, nous avons exclu les niveaux avec un coefficient d'extinction trop faible. Ceci a été fait pour éviter que les niveaux supérieurs, près de l'avion et avec un très petit écart entre mesure et simulation dominent la minimisation.

Puisque nous appliquons notre schéma d'inversion aux vraies données et nous n'avons pas les vrais rayons et profils de coefficient d'extinction de chaque mode comme référence pour évaluer la qualité de l'inversion, la validation sera faite seulement en comparant les mesures simulées correspondant aux profils recherchés avec les vraies observations. Nous allons comparer également nos résultats avec ceux présentés dans Waquet et al. (2005). Cependant, à cause des différences méthodologiques dans les deux études, les résultats ne seront pas employés pour la validation mais en tant que valeurs indicatives.

5.4 Résultats de l'inversion

Pour le cas du 11 octobre, le profil estimé comme l'ébauche du coefficient de rétrodiffusion atténué suit de près les mesures aux deux longueurs d'onde (Figure 5.6). Ceci, malgré les simplifications et suppositions faites dans l'inversion simplifiée. Ces profils ont été estimés en considérant le signal lidar seulement à une longueur d'onde (532 nm) et les propriétés physiques d'aérosol d'un mode ont été incluses indirectement par la valeur de la fonction de phase à 180°. Nous avons employé comme fonction de phase à 180° une valeur intermédiaire entre celles correspondantes aux modèles d'aérosol considérés comme ébauche dans l'inversion finale. Puisqu'on a éliminé l'effet moléculaire dans le signal lidar de l'inversion simplifiée, la déviation de l'ébauche par rapport au signal lidar mesuré

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

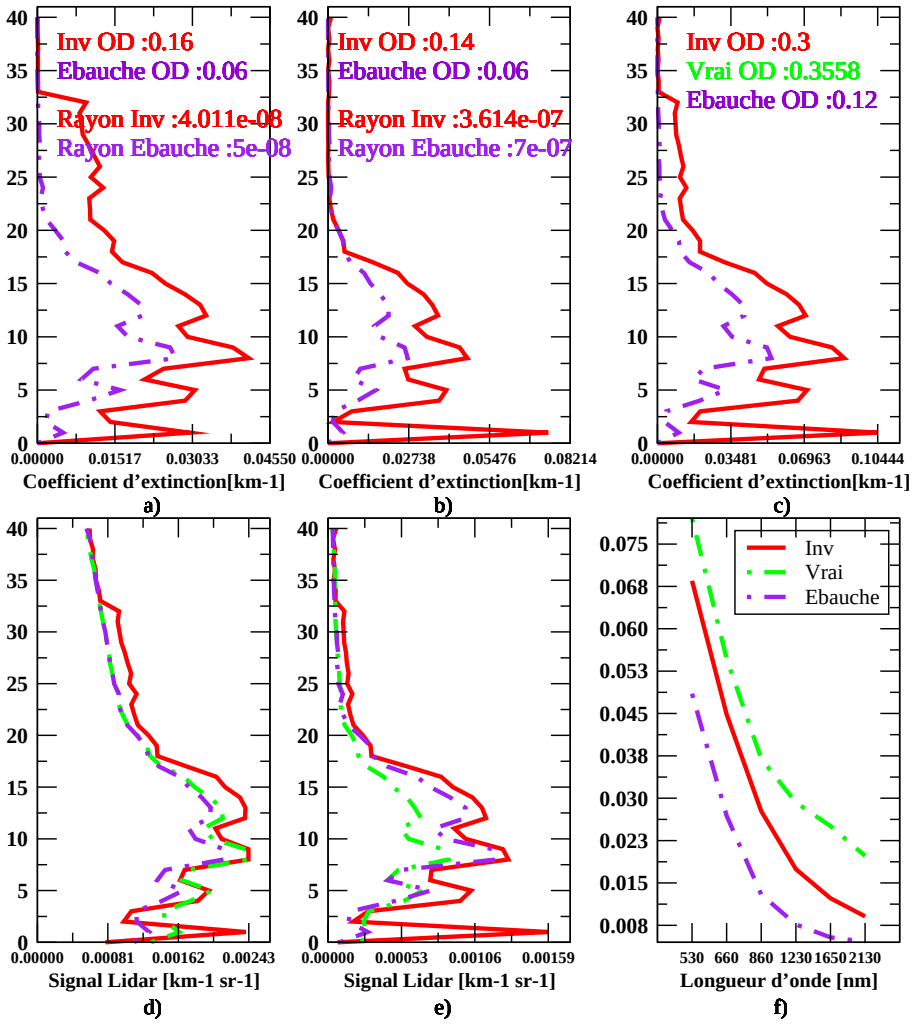


FIG. 5.6 – *Rayon modal et profil du coefficient d'extinction des modes fin (a) et grossier (b) pour l'inversion du signal lidar à 532 nm (d) et 1064 nm (e) et la luminance à 6 longueurs d'onde (f). Le profil du coefficient d'extinction total est aussi inclus (c). Les variables correspondant aux valeurs vraies (vert), l'ébauche (pourpre) et les valeurs obtenues de l'inversion (rouge) sont présentées. L'inversion est réalisée à partir de mesures effectuées le 11 octobre.*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

est due seulement aux aérosols. A 532 nm, le signal lidar en général est sous-estimé par l'ébauche tandis qu'à 1064 nm, on observe l'opposé. La fonction de phase à 180° utilisée dans l'inversion simplifiée surestime la fonction de phase à 180° considérée dans 6S à 532 nm pour le mode fin et sous-estime celle du mode grossier. Comme la charge totale d'aérosol est composée approximativement en parties égales par le mode fin et grossier, la surestimation de la fonction de phase à 180° du mode fin induit la sous-estimation du signal lidar à 532 nm. Cependant, la fonction de phase à 180° considérée à 1064 nm sous-estime celle utilisée dans 6S pour les deux modes d'aérosol. Par conséquent, le modèle 6S surestime le signal lidar à cette longueur d'onde (Figure 5.6e). La réflectance de l'ébauche d'autre part, bien qu'elle reproduise la dépendance spectrale de la réflectance, sous-estime sa valeur. Ceci est dû au fait que l'inversion simplifiée conduite pour estimer l'ébauche sous-estime l'épaisseur optique totale d'aérosol de MODIS de 0.36.

Le signal lidar correspondant au profil du coefficient d'extinction trouvé reproduit le signal mesuré à 532 nm avec une différence plus petite de 10% entre 500 et 2500 m (équivalent aux couches 3 à 10), 4500 à 5000 m. (équivalent aux couches 19 et 20) et finalement de 8000 à 11000 m (équivalent aux couches 33 à 41). Dans les autres couches, la différence est de moins de 30 % excepté dans les 3 premières couches où le profil recherché montre un comportement bruité et une différence avec le vrai profil plus petite que 50%. A 1064 nm, on observe une plus grande différence avec les mesures. L'inversion surestime le vrai signal lidar dans presque toutes les couches. Sauf pour quelques couches isolées, la différence est en général plus grande que 50%. L'inversion essaye d'adapter les observations du lidar et du radiomètre, en variant le rayon modal de chaque mode et le coefficient d'extinction de chaque mode et à chaque niveau. Le signal lidar à 1064 nm a des termes plus grands dans la diagonale de la matrice $\boldsymbol{R}$ qu'à 532 nm, ceci à cause d'un plus grand bruit de mesure (section 2.4.3). En conséquence, l'inversion donne la priorité à l'ajustement des observations à 532 nm plutôt qu'à 1064. Puisque le signal lidar à 532 nm est sous-estimé par l'ébauche et donc aussi par le point de départ, l'inversion doit augmenter le coefficient d'extinction et réduire le rayon modal des deux modes afin de reproduire l'observation à cette longueur d'onde. Par contre à 1064 nm, le signal lidar est surestimé par l'ébauche, donc l'augmentation du coefficient d'extinction pour reproduire le signal à 532 nm explique la surestimation du signal lidar inversée à 1064 nm. Les raisons du maximum observé près de la surface n'ont pas été explorées mais nous pouvons présenter deux explications possibles de cette caractéristique. Soit, le maximum peut être le produit d'une plus petit contrainte du signal lidar en raison de l'atténuation des couches supérieures, soit c'est un artefact de la tentative de reproduire les observations pendant la minimisation.

Plusieurs caractéristiques du 11 octobre sont aussi présentes dans les cas du 8 octobre. En première approximation, les profils de l'ébauche du signal lidar aux deux longueurs d'onde reproduisent les mesures de manière satisfaisante (Figure 5.7). Le schéma sous-estime les observations à 532 nm et les surestime à 1064 nm. Finalement, comme pour le 11 octobre, le signal lidar correspondant à l'inversion reproduit de manière plus exacte les observations à 532 nm et les surestime à 1064 nm. Cependant, quelques différences

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

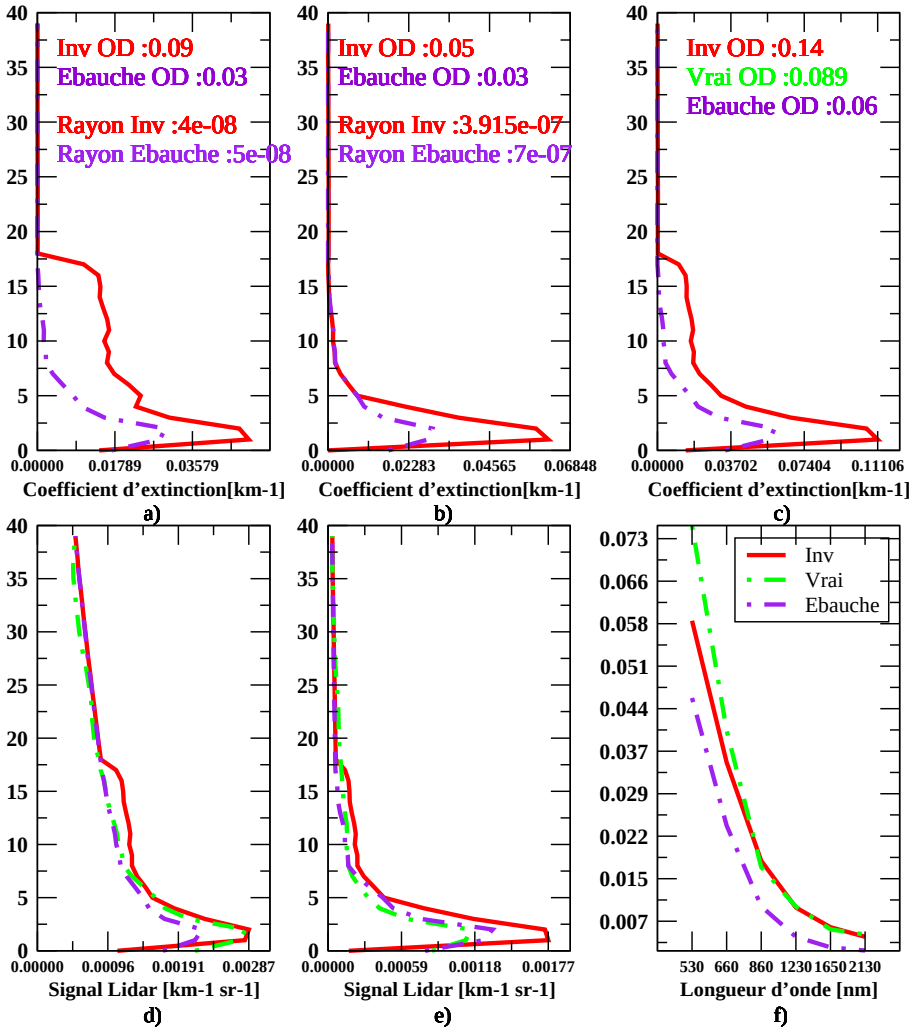


FIG. 5.7 – *Idem que la Figure 5.6 mais pour le 8 octobre.*

© 2007 Tous droits réservés.

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

sont également appréciables. Aucun maximum bruité n'est observé près de la surface, mais à la différence du cas précédent, les aérosols sont confinés aux couches près de la surface. Ceci permet de penser que l'explication la plus susceptible pour le maximum dans le signal lidar aux deux longueurs d'onde pour le 11 octobre est l'atténuation du signal dû à la couche d'aérosol au-dessus. Le signal lidar mesuré est mieux reproduit que pour le 11 octobre et les différences principales sont dans les 1500 premiers mètres. La réflectance est également reproduite de manière plus précise tant par l'ébauche que par les variables trouvées par l'inversion. La réflectance de l'ébauche est proche de celle observée et la réflectance obtenue de l'inversion reproduit les mesures en particulier aux grandes longueurs d'onde. C'est en contradiction cependant avec l'épaisseur optique trouvée de 0.14 en comparaison à l'épaisseur optique MODIS de 0.089 utilisée dans l'inversion simplifiée pour choisir un profil du coefficient d'extinction d'ébauche et de point de départ. La contradiction vient du fait que l'inversion surestime l'épaisseur optique de MODIS mais reproduit la réflectance avec une bonne précision. Ceci peut être produit soit par une erreur dans l'épaisseur optique de MODIS, soit par notre version du modèle de transfert radiatif. Le signal lidar montre que la plus grande partie des aérosols se trouve dans le premier kilomètre de l'atmosphère et notre modèle radiatif simplifié de transfert a seulement 4 couches pour décrire l'interaction des aérosols avec le rayonnement. Ceci pourrait expliquer la surestimation de la réflectance par rapport à un modèle qui a une discrétisation verticale d'épaisseur optique équivalente comme le modèle original 6S.

La forte augmentation du coefficient d'extinction dans les deux cas et les deux longueurs d'onde indique les limites de la couche d'aérosol. L'inversion pourrait encore être améliorée en réduisant l'épaisseur des couches d'aérosol définies à 532 nm. Le seuil de 30% du maximum de signal lidar peut encore être augmenté à 532 nm.

Comme déjà indiqué ci-dessus, nous n'avons aucune manière concluante d'évaluer les profils de coefficient d'extinction et les rayons modaux trouvés avec l'inversion. Même si le vrai signal lidar est en général bien reproduit par le profil correspondant au profil du coefficient d'extinction trouvé, il n'est pas concluant en ce qui concerne sa qualité. Dans différentes expériences avec des observations synthétiques nous avons montré que reproduire les observations n'implique pas forcément d'avoir trouvé le vrai profil du coefficient d'extinction. Toutefois, l'inversion de l'épaisseur optique suggère que nous avons à faire avec des épisodes de prédominance du mode fin dans les deux cas. Ceci indiquerait que le mode fin est bien contraint et par conséquent on peut s'attendre à une bonne inversion. En outre, nos profils du coefficient d'extinction trouvés par l'inversion sont dans le même ordre de grandeur que ceux présentés par Waquet et al. (2005) pour ce qui est du profil de coefficient d'extinction total. En ci que concerne le rayon effectif, nous avons trouvé un rayon effectif constant et égal à 0.089 μm pour le mode fin tandis que pour le mode grossier il y a une légère diminution du rayon effectif de 0.89 μm pour le cas du 11 octobre à 0.84 μm pour celui du 8 octobre. Cependant, les différences entre les deux études empêchent une comparaison plus fine de nos résultats avec les résultats de Waquet et al. (2005). Tout d'abord, les profils considérés dans cette thèse ne correspondent pas au même profils analysés dans Waquet et al. (2005). Puis, leur méthode d'inversion considère un nombre des

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

solutions délimité et déterminé par les combinaisons possibles entre les modèles d'aérosol des modes fin et grossier. Ensuite, dans leur étude, ils considèrent la non-sphéricité des poussières désertiques. Nous par contre, nous considérons les particules avec une forme sphérique et déterminons leurs propriétés optiques avec la théorie de Mie. Ceci peut introduire des différences significatives dans l'inversion.

5.5 Conclusions

Le schéma d'inversion développé dans le chapitre 4 et examiné avec des données synthétiques a été appliqué dans ce chapitre à des vraies données. Le modèle simplifié a été remplacé par un modèle de transfert radiatif qui prend en compte la diffusion multiple, l'absorption gazeuse et la diffusion de Rayleigh. Quelque modifications ont dû être introduites dans le schéma pour mieux s'adapter aux conditions d'inversion avec les vraies données. Le modèle de transfert radiatif n'a pas pu être validé complètement à cause des différences existant entre les deux versions du modèle, notamment la différence dans la discrétisation verticale. Nous sommes conscients qu'avec la discrétisation verticale considérée dans la version simplifiée du modèle 6S, nous introduisons une source possible d'erreur dans le calcul de la réflectance. Néanmoins, nous avons choisi d'appliquer le schéma d'inversion à la campagne FRENCH de manière à avoir une première idée de la solution et des difficultés associées à un cas réel.

Nous avons appliqué le schéma d'inversion à deux épisodes de transport différent observé pendant la campagne de mesures FRENCH. Le premier correspond à un événement de transport de poussières désertiques avec une couche d'aérosol s'étendant jusqu'à 6 kilomètres tandis que le deuxième cas correspond à un cas maritime avec des aérosols confinés dans la couche limite marine. Nous avons d'abord considéré une inversion simplifiée pour déterminer l'ébauche et donc aussi le point de départ, et ensuite nous les avons utilisés pour faire l'inversion avec le modèle 6S. Les résultats ont montré que le schéma arrive à reproduire le signal lidar à 532 nm mais surestime celui à 1064 nm. Des termes dans la diagonale de la matrice $\boldsymbol{R}$ plus petite à 532 nm qu'à 1064 nm contraigne le schéma à privilégier l'inversion par rapport au signal lidar à 532 nm. Le réflectance inversée sous-estime celle mesurée ce qui se traduit par une sous-estimation de l'épaisseur optique totale par rapport à l'inversion MODIS. Le fait de n'avoir pas de mesures indiquant la concentration des aérosols nous empêche de valider les profils de coefficient d'extinction de chaque mode. Par rapport aux résultats présentés dans Waquet et al. (2005), nos résultats ont le même ordre de grandeur, il y a aussi accord qualitatif sur les tailles d'aérosols inversés. Les différences méthodologiques entre les deux études, tel que le type de particules considérées et la manière de définir l'espace des solutions, ne permettent pas une comparaison fine avec nos résultats. Comme déjà montré dans le chapitre 4, la solution de l'inversion n'est pas unique et donc le fait de reproduire les observations n'implique pas d'avoir trouvé le «vrai » profil de coefficient d'extinction et les vrais rayons modaux. Toutefois, l'inversion montre que, dans les deux cas, il s'agit des cas de prédominance du mode fin, et par conséquent nous pouvons avoir une plus grande confiance dans les résultats que pour le

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

cas contraire.

Le choix des indices de réfraction a aussi une importance dans la performance de l'inversion. Les observations considérées dans notre schéma d'inversion ne permettent pas d'obtenir les indices de réfraction en plus du profil du coefficient d'extinction et des rayons modaux. Toutefois, en choisissant des indices de réfraction plus proches de ceux des aérosols dominants dans chaque épisode analysés, les écarts entre observations et variables inversées pourraient être réduits et par conséquent l'inversion pourrait être améliorée

Notre modèle de transfert radiatif se sert de la théorie de Mie pour calculer les propriétés optiques des aérosols. Par conséquent, nous supposons les particules sphériques. Cependant, Waquet et al. (2005) ont indiqué la présence de particules non sphériques dans les deux cas d'tude. Cette non sphéricité de particules a un impact sur la fonction de phase de diffusion et donc aussi sur la luminance calculée. Cet impact est fonction de l'angle de diffusion et peut être plus important à 180° (c'est-à-dire en rétrodiffusion) qu'à des angles de diffusion plus petits (Herman et al., 2005). Les particules sphériques du mode grossier surestiment la fontion de phase à 180° par rapport aux particules non sphériques. Une surestimation de la fonction de phase peut produire une surestimation du signal lidar et par conséquent une sous-estimation du coefficient d'extinction. Toutefois, les résultats montrent que le schéma surestime le coefficient d'extinction à tous les niveaux pour les deux cas. Ceci pourrait indiquer que d'autres facteurs ont un impact dans la performance de notre schéma d'inversion et que plus d'experiences sont nécessaires pour pouvoir définir complètement les limitations de notre schéma d'inversion.

La matrice $\boldsymbol{B}$ correspond aux erreurs de l'ébauche tandis que la matrice $\boldsymbol{R}$ correspond aux erreurs des observations. En définissant la matrice $\boldsymbol{B}$ à partir des profils du coefficient d'extinction obtenus de l'inversion simplifiée conduit au début du schéma d'inversion, nous introduisons une dépendances entre les observations et l'ébauche. Notre méthode a été conçue pour des circonstances où aucune information sur l'ébauche était disponible et afin d'avoir une première approximation de la matrice $\boldsymbol{B}$. Quand l'ébauche correspond à la sortie d'un modèle, il existe des méthodes pour définir la matrice $\boldsymbol{B}$ à partir de cette information et donc aucune dépendance n'est introduite. L'impact de cette approche sur l'inversion n'a pas été étudié et donc nous ignorons si les avantages de définir la matrice $\boldsymbol{B}$ sont supérieurs aux inconvénients d'introduire une dépendance entre l'ébauche et les observations.

Nous gardons à l'esprit que le modèle de transfert radiatif et la méthode d'inversion ont besoin d'être améliorés et validés avant de pouvoir avoir confiance dans les résultats présentés. A présent, l'adjoint présente une très mauvaise précision par rapport aux standards demandés pour son application dans un schéma d'assimilation. L'obtention d'un meilleur adjoint nous permettra de calculer le gradient de manière plus précise et par conséquent d'améliorer la performance de l'inversion. L'amélioration du modèle de transfert radiatif, qui passe entre autre par une discrétisation verticale qui prend en compte des couches d'épaisseur optique équivalente permettra aussi d'éviter d'introduire des erreurs pour les cas de couches épaisses en aérosols.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Chapitre 6

Inversion des sources d'aérosols par l'assimilation variationnelle

Au-delà de la restitution des concentrations des aérosols que nous avons décrite aux chapitres 4 et 5, il est possible de restituer les flux d'émission qui les ont générées, si l'on connaît les caractéristiques du transport atmosphérique de ces espèces. Même si une telle étude dépasse le sujet initial de cette thèse, nous avons souhaité l'aborder et avons mis en place à cet effet une collaboration avec Fréderic Chevallier du Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement (LSCE).

Comme dans l'inversion de la luminance et du signal lidar, une telle étude peut utiliser l'approche Bayésienne pour optimiser les paramètres incertains qui gouvernent les émissions de manière à atteindre le meilleur compromis entre les observations satellitaires et une climatologie des émissions dans les limites des erreurs spécifiées. Dans les deux cas, la méthode adjointe est utilisée pour minimiser une fonction coût. Les deux applications suivent en effet le cadre théorique décrit dans la section 2.4.1. Les erreurs Gaussiennes et non biaisées des observations $\boldsymbol{y}$ sont représentées par la matrice de covariance des erreurs $\boldsymbol{R}$ et celles de l'ébauche $\boldsymbol{x}^b$ sont représentés par la matrice de covariance des erreurs $\boldsymbol{B}$. Un modèle H, ou opérateur d'observations, calcule les observations, $\boldsymbol{y}$, à partir de la variable de contrôle $\boldsymbol{x}$. La définition des différentes composantes dans des problèmes d'assimilation (comme le vecteur de contrôle, l'opérateur d'observation et le vecteur d'observations) est un compromis entre les observations disponibles, la variable qu'on souhaite récupérer et les outils qu'on a pour établir la relation causale entre les deux. Nous allons commencer par présenter un modèle simplifié de chimie-transport et sa validation par rapport à la version originelle. Nous allons nous servir cette version simplifiée comme opérateur d'observation. Ensuite nous allons décrire notre schéma d'assimilation et présenter les vecteurs d'observation et de contrôle. Nous allons finir par montrer quelques résultats préliminaires et dresser les perspectives de cette étude.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

6.1 Caractéristiques principales du modèle de circulation générale LMDZ

Le Modèle de Circulation Générale (MCG) du Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMDZ) est un modèle tridimensionnel qui, dans sa version lilloise, simule le cycle global des principaux types d'aérosols. Nous avons utilisé la version 3.3 dans cette partie de la thèse. Celle-ci est décrite en plus grand détail dans les travaux de Boucher et al. (2002), Quaas et al. (2004), Reddy et Boucher (2004) et Reddy et al. (2005). Nous allons décrire brièvement les parties du modèle concernant cette étude à partir de ces références. Nous allons principalement consacrer cette description aux parties du modèle qui ont été simplifiées par la suite.

Le modèle a une résolution de 3.75° en longitude et 2.5° en latitude et 19 niveaux verticaux avec une coordonnée hybride sigma-pression. Six niveaux sont situés au-dessous de 600 hPa et neuf sont situés au-dessus de 250 hPa. Le modèle calcule le transport atmosphérique avec un schéma de transport en volumes finis pour l'advection de grande échelle, un schéma de mélange turbulent dans la couche limite, et un schéma de flux de masse pour la convection. Le pas de temps pour résoudre la partie dynamique des équations primitives est de trois minutes dans la version non-zoomée. Les flux de masse sont cumulés pendant cinq pas de temps de sorte que l'advection de grande échelle n'est appliquée que toutes les 15 minutes. Les paramétrisations physiques et chimiques sont appliquées toutes les 30 minutes. Les différents processus affectent les variables pronostiques par une technique de «séparation des opérateurs ».

LMDZ inclut en ligne un modèle complet de cycle de soufre (Boucher et al., 2002) ainsi que les cycles atmosphériques des sels marins, poussières désertiques, matière organique (OM) et carbone suie.

6.1.1 Emission et chimie des composés soufrés

Le modèle de soufre considère le sulfure de diméthyle (DMS), le dioxyde de soufre (SO_2), l'hydrogène sulfuré (H_2S), le diéthylsulfoxyde (ou sulfoxide de diméthyl) (DMSO), l'acide méthane sulfonique (MSA) et les sulfates (SO_4). La principale source d'émissions de SO_2 est l'activité anthropique. Les émissions de soufre par combustion des combustibles fossiles et processus industriels sont prises en compte à partir de la base de données EDGAR version 3.0 (Olivier et Berdowski, 2001). Une fraction de 5 % des émissions provenant des sources de combustion est supposée être émise directement comme sulfates. Il y a une source additionnelle de soufre qui provient des émissions anthropiques de H_2S. Pour cette étude, nous prenons les mêmes sources de soufre que celles décrites dans Boucher et al. (2002), c'est-à-dire, une émission annuelle de 66,3 Tg S an^{-1} de SO_2, dont 5 % sont directement émis comme sulfate. Une émission annuelle de 2,82 Tg S an^{-1} de H_2S suit la même distribution spatiale que la source industrielle de SO_2. Les émissions volcaniques s'élèvent à 4,8 Tg S an^{-1} pour les éruptions continues et les émissions de DMS à 19,4 Tg S an^{-1}. Les émissions naturelles de DMS et H_2S au-dessus des continents sont les

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

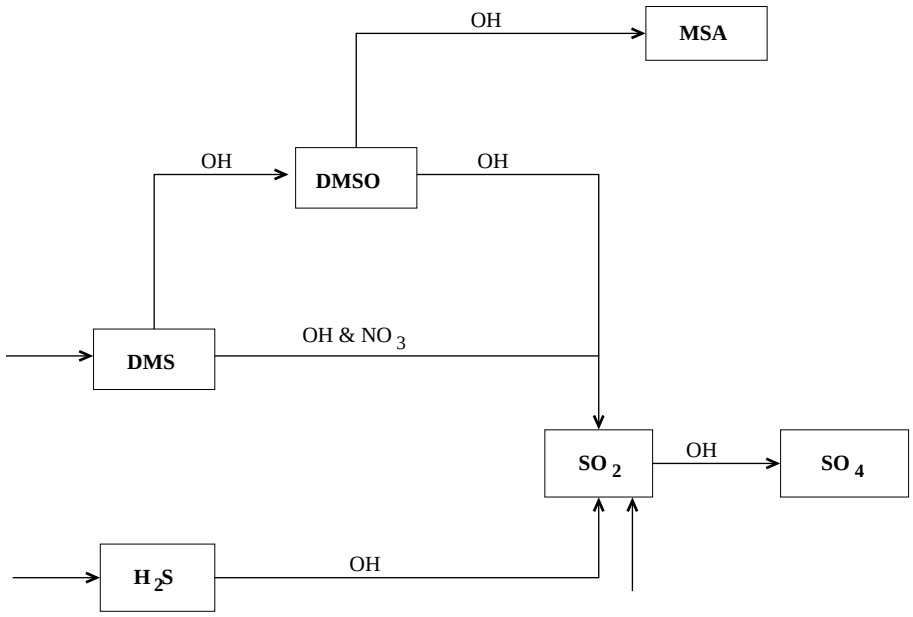


FIG. 6.1 – *Représentation schématique de la chimie gazeuse du soufre dans l'atmosphère*

mêmes que celles appliqués dans le modèle IMAGES. Le cycle de soufre de LMDZ prend en compte la production du sulfate dans les milieux gazeux et aqueux. La production de sulfates dans la phase aqueuse correspond à 78 % de la production totale tandis que l'oxydation dans la phase gazeuse représente seulement les 22 % restants (Boucher et al., 2002). Le DMS est oxydé dans la phase gazeuse par réaction avec OH et NO_3 en produisant SO_2 et DMSO. L'oxydation de DMSO produit à son tour du MSA et SO_2. Une autre source de SO_2 correspond à l'oxydation de H_2S par OH, mais celle-ci représente seulement une petite partie de la production totale de SO_2. Finalement, le sulfate est produit par l'oxydation de SO_2 par OH. La Figure 6.1 montre une représentation schématique de la chimie du soufre en phase gazeuse. Dans la phase aqueuse, par contre, les réactions incluent l'oxydation de SO_2 par le peroxyde d'hydrogène (H_2O_2) et l'ozone (O_3). La chimie est simulée en résolvant l'équation de conservation de la masse qui prend en compte les sources et puits de chaque espèce. Une description complète du cycle de soufre ainsi que sa validation peuvent être trouvées dans les travaux de Boucher et al. (2002) et Boucher et Pham (2002).

6.1.2 Emissions de sels marins

Les sels marins sont émis par les océans par divers processus physiques, particulièrement par l'éclat de bulles d'air, produit par la friction du vent sur la surface, pendant la formation d'écume. Ceci donne à la production de sels marins une forte dépendance à la vitesse du vent de surface. Pour décrire les aérosols de sels marins, le modèle prend en compte dix classes d'aérosols marins avec des rayons à 80 % d'humidité relative com-

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

pris entre 0.03 μm et 20 μm (0.03-0.06, 0.06-0.13, 0.13-0.25, 0.25-0.5, 0.5-1.0, 1.0-2.0, 2-5, 5-10, 10-15 et 15-20 μm). Les émissions en masse sont estimées pour chaque classe et sont calculées en fonction du vent de surface à 10 mètres (u_{10m}). Celles-ci sont basées sur les mesures de Monahan et al. (1986) qui expriment le flux en nombre de particules de rayon compris entre r et $r + dr$ comme étant :

$$df(r) = f^*(r)dr = 1.373\, r^{-3}\, (1 + 0.057\, r^{1.05})\, 10^{1.19e^{-B^2}}\, u_{10m}^{3.41} dr \tag{6.1}$$

où $B = (0.38 - ln(r))/0.65$ et r est le rayon (en μm) de la particule de sel marin à une humidité relative (HR) de 80 %. Pour chaque classe n, le flux massique d'émission de sels marins à 80 % d'HR, F_n, est donné par

$$F_n = \int_{r_n^{min}}^{r_n^{max}} f^*(r) \frac{4}{3} \rho \pi r^3 dr \tag{6.2}$$

où r_n^{min} et r_n^{max} sont respectivement les limites inférieure et supérieure de la classe n (données au début de cette section) et ρ la masse volumique des particules. Tant la masse volumique que le rayon des particules sont pris à 80 % de HR.

6.1.3 Emissions de poussières désertiques

L'émission des poussières est paramétrée en fonction du vent de surface, du contenu du sol en argile et de l'humidité du sol. De plus, les émissions sont étalonnées par un facteur qui varie spatialement. Pour prendre en compte la variabilité spatiale dans le vent horizontal et la forte dépendance des émissions de poussières avec le vent, celles-ci sont préalablement calculées hors ligne en utilisant une résolution plus fine (1.125°x1.125°) et les vents à 10 mètres provenant des réanalyses du CEPMMT. Les émissions sont ensuite adaptées à la résolution de LMDZ (3.75°x2.5°) en conservant le flux global. LMDZ considère seulement deux classes de particules de poussières dites fines (rayon entre 0.03 et 0.5 μm) et grossières (entre 0.5 et 10 μm). L'émission de poussières (en kg m^{-2} s) est donnée par :

$$\begin{cases} F_{poussières} = u_{10m}^2 \text{ rhv}(u_{10m} - \text{wth}) & \text{si } u_{10m} > wth \\ F_{poussières} = 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{6.3}$$

où rhv est l'intensité de la source d'émission et wth est la vitesse seuil, c'est-à-dire, la vitesse de vent en-dessous de laquelle il n'y a pas d'émission de poussières. Le flux d'émission F est ensuite réparti sur les deux classes de poussières à partir d'une distribution en taille typique pour une zone source.

6.1.4 Sources d'aérosols carbonés

Les aérosols carbonés se présentent sous la forme de carbone suie et de carbone organique. Le carbone suie est seulement émis par les processus de combustion tandis

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

que le carbone organique peut être aussi produit naturellement par la condensation de composés organiques volatils (COVs) après oxydation. Les combustions de la biomasse et des combustibles fossiles contribuent de manière équivalente aux émissions de carbone suie, tandis que pour le carbone organique les émissions proviennent principalement de la combustion de la biomasse avec des contributions moindres des combustibles fossiles et des sources biogéniques.

Les émissions de carbone suie dues à la combustion de la biomasse sont pris de Cooke et Wilson (1996) et les émissions dues aux combustibles fossiles tant pour le carbone suie que pour le carbone organique sont pris de Cooke et al. (1999). Les émissions de carbone organique de la combustion de la biomasse sont calculées à partir des émissions de carbone suie en supposant un rapport de 7 entre le carbone organique et carbone suie. Le carbone organique est représenté dans le modèle comme matière organique. LMDZ utilise un rapport entre matière organique et carbone organique de 1.4 pour les sources de combustion de biomasse et 1.6 pour les sources de combustion de fuels fossiles. Le carbone organique est aussi produit à partir de la condensation de composés organiques volatils. Ces COVs sont représentés dans LMDZ au travers de terpènes. La conversion de terpènes à carbone organique varie entre 0.1 et 15 % et dépend de plusieurs facteurs tels que la concentration initiale de terpènes, si l'oxydation est initiée par l'ozone ou OH et le rapport entre hydrocarbures et oxydes d'azote (NO_x). Le taux de production de matière organique à partir de l'émission de terpènes dans LMDZ est pris égal à 11 %.

Le modèle fait la différence entre particules hydrophiles et hydrophobes pour le carbone suie et le matière organique. Les émissions de carbone suie sont introduites pour 80 % sous forme de particules hydrophobes et pour les 20% restants sous forme de particules hydrophiles. Pour la matière organique, les émissions se produisent dans la même proportion entre particules hydrophobes et hydrophiles. LMDZ simule le processus de vieillissement pour les particules de carbone suie et matière organique au travers d'une conversion de particules hydrophobe à hydrophile avec un temps de vie exponentiel de 1.63 jours.

Les aérosols carbonés produits par la combustion de biomasse sont émis entre les couches 3 et 5 dans le modèle, ce qui équivaut à des altitudes entre 350 et 1500 m environ. Ceci simule le fait que les espèces émises par la combustion de biomasse sont soulevées par la convection induite par le dégagement de chaleur des feux.

6.1.5 Dépôt sec et humide

Le flux de dépôt sec sur la surface pour chaque type d'aérosol est proportionnel à sa concentration dans la couche la plus basse et sa vitesse de dépôt sec qui est prédéfinie (Tableaux 6.1 et 6.2). La vitesse de dépôt pour les particules de carbone suie, matière organique, poussières désertiques et sels marins est constante selon le type de surface compris dans le modèle. De plus, pour ce qui concerne le dépôt sec, le modèle ne fait aucune différence entre particules hydrophobes et hydrophiles de carbone suie et matière organique.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

	DMS	SO_2	SO_4	H_2S	DMSO	MSA	H_2O_2	BC	OM	P1	P2
Océan	0	0.7	0.05	0	1	0.05	1	0.1	0.1	0.1	1.2
Glace de Mer	0	0.2	0.25	0	0	0.25	0.04	0.1	0.1	0.1	1.2
Terre	0	0.3	0.25	0	0	0.25	1.5	0.1	0.1	0.1	1.2
Glace de Terre	0	0.2	0.25	0	0	0.25	0.04	0.1	0.1	0.1	1.2

TAB. 6.1 – *Vitesses de dépôt sec ($cm.s^{-1}$) par type d'aérosol et de surface. Les vitesses de dépôt sont les mêmes pour les particules hydrophobes et hydrophiles de carbone suie et matière organique. P1 correspond aux poussières de rayon entre 0.03 et 0.5 μm et P2 aux poussières de rayon entre 0.5 et 10 μm.*

	SM1	SM2	SM3	SM4	SM5	SM6	SM7	SM8	SM9	SM10
Océan	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	1.2	1.2	1.2	1.5	1.5
Glace de Mer	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	1.2	1.2	1.2	1.5	1.5
Terre	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	1.2	1.2	1.2	1.5	1.5
Glace de Terre	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	1.2	1.2	1.2	1.5	1.5

TAB. 6.2 – *Vitesses de dépôt ($cm.s^{-1}$) par type d'aérosol et de surface. SM1 à SM10 sont les 10 classes d'aérosols de sels marins décrits dans le texte. SM1 à SM10 ont des tailles respectives de 0.03 à 0.06, 0.06 à 0.13, 0.13 à 0.25, 0.25 à 0.5, 0.5 à 1.0, 1.0 à 2.0, 2 à 5, 5 à 10, 10 à 15 et 15 à 20 μm (rayons à 80 % d'humidité relative).*

Le dépôt humide est traité de manière séparée dans le nuage et au-dessous du nuage et de manière différente pour les particules hydrophobes et hydrophiles. Dans les nuages, le dépôt humide est modélisé selon :

$$W = \beta f r \tag{6.4}$$

où β est le taux de conversion d'eau nuageuse en eau précipitante (en kg kg^{-1} s^{-1}), f est la fraction de volume de nuage et r est la fraction des espèces chimiques dans la phase aqueuse. Ce dernier paramètre est fixé à 0.7 pour tous les types des aérosols à l'exception des particules hydrophobes de carbone suie et matière organique où r est pris égal a 0. Le paramètre β est calculé à chaque niveau du modèle à partir du flux tridimensionnel de précipitation et un contenu en eau liquide prescrit de manière différente pour les nuages stratiforme et convectif.

Le dépôt humide sous le nuage est calculé comme l'intégrale sur la population de gouttes de pluie du volume de l'espace qui est balayé par une goutte de pluie pendant sa chute. La réévaporation de la pluie induit une source d'aérosols. Celle-ci est calculée à chaque niveau du modèle comme une fraction de la quantité de l'espèce donnée qui a été lessivée dans les couches supérieures multipliée par la fraction de pluie qui a été évaporée. Si la pluie s'évapore complètement, tous les aérosols sont alors libérés. Le dépôt

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

sous le nuage est calculé de la même manière pour les aérosols carbonés hydrophobe et hydrophile.

6.1.6 Sédimentation

Le flux de sédimentation est calculé en fonction d'une vitesse de sédimentation qui s'exprime à partir de la vitesse terminale de Stokes pour un aérosol de diamètre d :

$$U_s = \frac{2\, d^2\, g\, (\rho - \rho_a)}{9\, \eta_a} \tag{6.5}$$

où ρ est la masse volumique des aérosols, ρ_a est la masse volumique de l'air sec, g la constante de la gravitation et η_a la viscosité dynamique de l'air. Cependant, pour une meilleure précision, l'équation précédente est multipliée par un facteur de correction qui prend en compte la diminution du chemin moyen libre λ_a avec la masse volumique de l'air :

$$U_{sed} = \left(1 + 1.26\frac{\lambda_a}{d}\right) U_s \tag{6.6}$$

où le libre parcours moyen, λ_a, est déterminé de la manière suivante :

$$\lambda_a = \lambda_{a,0} \left(\frac{p_0}{p}\right) \left(\frac{T_0}{T}\right) \tag{6.7}$$

et où p_0, T_0 et $\lambda_{a,0}$ sont les conditions de pression, température et libre parcours moyen pour une atmosphère standard (p_0=1013.25 mb, T_0=293.15 K et $\lambda_{a,0}$=6.6 10^{-6} cm).

Pour la poussière, la vitesse de sédimentation dépend seulement des conditions atmosphériques alors que, pour les sels marins, la vitesse de sédimentation dépend aussi de la variation de la taille avec l'humidité relative et cet effet doit être pris en compte.

6.1.7 Propriétés optiques des aérosols

Pour calculer les propriétés optiques des aérosols, nous prenons la même configuration que celle de Reddy et al. (2005) que nous présenterons ci-dessous. Le modèle décrit les aérosols comme un mélange externe. Leurs propriétés optiques comme l'albédo de diffusion simple (ω), le coefficient d'extinction par unité de masse (α_e) et le facteur d'asymétrie (g) sont calculées en utilisant la théorie de Mie et en faisant l'hypothèse d'une distribution en taille log-normale et d'indices de réfraction. La distribution en taille et les indices de réfraction pour les aérosols de sulfate sont pris de Boucher et Anderson (1995) et de Global Aerosol Data Set (GADS, Köpke et al. 1997) pour les aérosols de carbone suie. Pour la distribution de taille des aérosols OM, le modèle utilise de valeurs similaires à celles des aérosols sulfate, alors que les indices de réfraction sont pris du GADS. Pour la poussière, la distribution en taille est prise de Guelle et al. (2000). Les indices de réfraction présentent

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

une dépendance spectrale dans le visible et sont pris des mesures AERONET (Dubovik et al., 2002). La distribution en taille présentée dans O'Dowd et al. (1997) est utilisée pour les sels marins et les indices de réfraction dans le visible proviennent de la base de données GACP (Lacis et al., *http ://gacp.giss.nasa.gov/data_sets/lacis/database.html*). Le modèle prend en compte la variation de la taille des aérosols hydrophiles (à savoir sulfates, sels marins et matière organique hydrophile) avec l'humidité relative. Pour calculer cette dépendance, la matière organique est traitée comme des aérosols sulfatés. Ceci représente une limite supérieure puisque la matière organique n'est pas nécessairement aussi soluble que les aérosols sulfatés. L'indice de réfraction pour les aérosols hydrophiles est calculé comme un indice de réfraction moyen pondéré par les volumes d'eau et d'aérosol. Les propriétés optiques des aérosols aux grandes longueurs d'onde sont aussi calculées en utilisant la théorie de Mie. Les calculs sont réalisés à une haute résolution spectrale et puis comprimés sur les cinq bandes spectrales du modèle de transfert radiatif. Les indices de réfraction aux grandes longueurs d'onde pour les sulfates hydratés et les sels marins sont pris de la base de données du projet global de climatologie d'aérosol (GACP, Lacis et al). Les indices sont pris de OPAC pour les aérosols de carbone suie, et des valeurs présentées par Volz (1973) pour la poussières. En raison de l'absence d'information pour les aérosols de matière organique, le modèle prend les mêmes propriétés optiques que pour les aérosols sulfatés. Chaque épaisseur optique est calculée à partir des coefficients d'extinction par unité de masse (α_e en $\mathrm{m^2 g^{-1}}$) calculés hors-ligne. Cette variable est définie comme le rapport entre le coefficient d'extinction (σ_e) et la masse de particules considérées, c'est-à-dire :

$$\alpha_e(\lambda) = \frac{\int_{r_{min}}^{r_{max}} \sigma_e(\lambda) n(r) dr}{\int_{r_{min}}^{r_{max}} \frac{4}{3} \pi \, r^3 \, \rho \, n(r) dr} \tag{6.8}$$

où $n(r)dr$ est le nombre de particules avec un rayon compris entre r et $r+dr$ et ρ la masse volumique des particules.

Le coefficient d'extinction de masse pour le sulfate ($\alpha_{sulfate}$) est calculé par unité de masse de sulfates mais en prenant en compte la variation de la taille des particules avec l'humidité et l'effet de l'eau et des cations associés aux sulfates. Le coefficient d'extinction massique s'exprime donc comme :

$$\alpha_{sulfate}(\mathrm{HR}, \lambda) = \frac{\int_{r_{min}}^{r_{max}} \pi \, (f(\mathrm{HR}) r)^2 \, Q_{ext}(f(\mathrm{HR}) r, \lambda) \, n(r) \, dr}{\int_{r_{min}}^{r_{max}} \frac{4}{3} \pi \, r^3 \, \rho \, n(r) \, dr} \frac{M_{(NH_4)_2SO_4}}{M_{SO_4}} \tag{6.9}$$

où r est le rayon sec de l'aérosol, Q_{ext} est le facteur d'extinction, ρ la masse volumique du sulfate d'ammonium sec, et $f(\mathrm{HR})$ est le facteur de correction de la taille des particules pour l'effet de l'humidité (f(HR) est égal à 1 à 0 % de HR). M_{SO_4} et $M_{(NH_4)_2SO_4}$ sont

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

respectivement les masses moléculaires du sulfate (96 g mol^{-1}) et du sulfate d'ammonium (132 g mol^{-1}).

Dans le modèle original, le coefficient d'extinction de masse pour chaque classe j de sel marin est calculé comme ci-dessous :

$$\alpha_e^j(\mathrm{HR},\lambda) = \frac{\int_{r_{min}^j}^{r_{max}^j} \pi\,(f(\mathrm{HR})r)^2\,Q_{ext}(f(\mathrm{HR})r,\lambda)\,n(r)\,dr}{\int_{r_{min}^j}^{r_{max}^j} \frac{4}{3}\,\pi\,r^3\,\rho_{80\%}\,n(r)\,dr} \tag{6.10}$$

où $\rho_{80\%}$ est la masse volumique des sels marin a 80 % de HR et $f(\mathrm{HR})$ est le facteur de correction de taille introduit dans l'équation 6.9 avec la différence que le facteur f est cette fois égal à 1 à 80 % de HR. La distribution de taille appliquée dans ce cas est une distribution bimodale divisée en dix classes où la distribution en taille du nombre de particules est donnée par $n(r)$, ce qui permet d'imposer la bonne dépendance en taille à l'intérieur de chaque classe d'aérosol.

6.2 Description des simplifications introduites dans LMDZ

Le modéle utilisé pour l'inversion des sources constitue une version simplifiée de LMDZ-aérosol. Dans la suite, nous allons présenter les simplifications introduites dans le modèle LMDZ. On peut séparer ces simplifications : celles qui sont la conséquence de la simplification de la représentation des aérosols et celles qui correspondent à des changements de la structure du code pour des raisons de programmation. Nous allons commencer par présenter les modifications de ce premier groupe et laissons les modifications du code d'ordre d'informatique pour la fin de cette section. Le but des modifications introduites est de simplifier le modèle autant que possible sans perdre la capacité de décrire le cycle atmosphérique des aérosols. A l'exception des différences présentées dans cette section, les deux modèles sont équivalents sous tous les autres aspects.

Afin de simplifier le modèle, nous avons commencé par réduire les 24 espèces considérées dans LMDZ, et décrites dans la section 6.1, à quatre traceurs dans le modèle simplifié (appelé SPLA dorénavant). Ceux-ci sont les gaz précurseurs des aérosols, les aérosols du mode fin (ou mode d'accumulation), les aérosols du mode grossier de poussières désertiques et les aérosols du mode grossier de sels marins. Parmi les gaz précurseurs, nous regroupons le DMS, SO_2 et H_2S. Le mode fin inclut les aérosols de sulfates, carbone suie, OM (nous ne faisons aucune distinction entre particules hydrophiles et hydrophobes pour ces deux dernières espèces), la classe de particules de poussières avec un rayon entre 0.03 et 0.5 μm et les classes de sel marin avec un rayon plus petit que 0.5 μm. Le mode grossier de poussières désertiques considère la classe de particules avec un rayon compris entre 0.5 et 10 μm alors que le mode grossier de sels marins regroupe les classes de sel avec un rayon

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

compris entre 0.5 et 20 μm. Dans une première tentative et pour simplifier davantage le modèle, nous avions regroupé les poussières désertiques et les sels marins du mode grossier dans un même traceur. Cependant, compte tenu de leurs propriétés hygroscopiques et optiques différentes et de la difficulté d'ajuster simultanément l'épaisseur optique et la charge du mode grossier avec le modèle LMDZ, nous avons été obligés de simuler les deux espèces séparément.

Nous avons gardé la même configuration pour les sources d'émission que dans LMDZ tel que décrit dans la section 6.1 pour chaque espèce. Une fois émises, les espèces sont groupées dans les quatre traceurs et traités comme tels dans le reste du modèle SPLA.

Comme décrit dans la section 6.1.1, l'oxydation du SO_2 se produit dans les milieux gazeux (22 %) et aqueux (78%). Dans le modèle simplifié, nous regroupons tous les mécanismes d'oxydation ensemble. Nous ne prenons pas en compte explicitement le DMSO comme précurseur. Dans LMDZ, la chimie en phase gazeuse est simulée par l'intermédiaire de constantes de réactions pour chaque réaction chimique prenant en compte la production et la perte d'espèces. Nous avons réduit la production de sulfate à l'oxydation de ses précurseurs en fonction d'un temps de vie représentatif des processus d'oxydation du DMS et du SO_2. La production de sulfate (P_{SO_4}) à chaque pas de temps Δt est égal à

$$P_{SO_4} = [GP](1 - e^{\Delta t/\tau_{chem}}) \tag{6.11}$$

où [GP] est la concentration de gaz précurseurs et τ_{chem} est le temps de vie en s des gaz précurseurs approximé par :

$$\tau_{chem} = 86400 \left[8 - 5\ cos\left(\theta \frac{\pi}{180}\right)\right] \tag{6.12}$$

où θ est la latitude en degrés. τ_{chem} varie de 3 jours à l'équateur à 8 jours aux pôles. Ce choix a été effectué de manière à reproduire au mieux les colonnes de précurseurs et d'aérosols du mode fin du modèle LMDZ. Nous n'avons pas introduit une dépendance de la conversion avec l'altitude ni la saison.

La représentation du dépôt sec dans le modèle SPLA est la même que dans LMDZ. Le fait d'avoir regroupé les espèces dans SPLA nous a simplement obligés à adapter les vitesses de dépôt. Les tableaux 6.1 et 6.2 de la section 6.1.5 présentent les valeurs des vitesses de dépôt sec pour chaque espèce du modèle LMDZ et pour les quatre types de surfaces représentées dans le modèle tandis que le tableau 6.3 montre les valeurs correspondant au modèle SPLA pour chaque traceur. Les vitesses de dépôt au-dessus de l'océan pour les gaz précurseurs (v_d^1), dit traceur 1, ont été calculées à partir des vitesses de dépôt du DMS (v_d^{DMS}) et du SO_2 ($v_d^{\mathrm{SO_2}}$) au-dessus de l'océan comme la moyenne pondérée par la concentration des gaz à la surface de l'océan :

$$v_d^1 = \frac{v_d^{DMS}[DMS] + v_d^{SO_2}[SO_2]}{[DMS] + [SO_2]} \tag{6.13}$$

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

	Traceur 1	Traceur 2	Traceur 3	Traceur 4
Océan	0.28	0.28	1.2	1.2
Glace de Mer	0.2	0.17	1.2	1.2
Terre	0.3	0.14	1.2	1.2
Glace de Terre	0.2	0.17	1.2	1.2

TAB. 6.3 – *Vitesses de dépôt sec ($cm.s^{-1}$) pour chaque traceur du modèle SPLA et type de surface. Traceur 1 regroupe les gaz précurseurs, à savoir DMS, SO_2, et H_2S. Traceur 2 regroupe les aérosols du mode fin, à savoir les sulfates, BC, OM, la classe de poussière avec un rayon compris entre 0.03 et 0.5 μm et les classes de sels marins avec un rayon plus petit que 0.5 μm. Traceur 3 représente le mode grossier de poussières désertiques, c'est-à-dire les particules avec un rayon compris entre 0.5 et 10 μm. Finalement, le traceur 4 réunit le mode grossier des sels marins, c'est-à-dire les classes de particules avec un rayon compris entre 0.5 et 20 μm.*

où $[DMS]$ et $[SO_2]$ sont les concentrations respectives du DMS et dioxyde de soufre au-dessus de l'océan (en molec/cm^3). Par contre, au-dessus des surfaces continentales, la vitesse de dépôt du SO_2 dans LMDZ a été retenue car ce gaz prédomine, en termes de concentration, sur les autres gaz considérés dans les précurseurs. De même pour le traceur 2, c'est-à-dire les aérosols du mode fin, les vitesses de dépôt sur l'océan et les continents ont été calculées comme la moyenne pondérée par la concentration de sulfate, carbone suie, matière organique, poussières désertiques avec un rayon plus petit que 0.5 μm et les classes de sels marins de rayon inférieur à 0.5 μm :

$$v_d^2 = \frac{v_d^{SO_4}[SO_4] + v_d^{CS}[CS] + v_d^{MO}[MO] + v_d^{Dust}[Dust] + v_d^{SS}[SS]}{[SO_4] + [CS] + [MO] + [Dust] + [SS]} \tag{6.14}$$

où $v_d^{SO_4}$, v_d^{CS}, v_d^{MO}, v_d^{Dust} et v_d^{SS} sont les vitesses de dépôt respectives des sulfates, carbone suie, matière organique, classes de poussières désertiques avec un rayon inférieur à 0.5 μm et classes de sels marins avec un rayon inférieur à 0.5 μm et $[SO_4]$, $[CS]$, $[MO]$, $[Dust]$ et $[SS]$ sont les concentration au-dessus des océans. L'équation pour la vitesse de dépôt au-dessus des continents est équivalente à l'équation précédente mais en considérant la concentration et la vitesse de dépôt de chaque composant au-dessus des continents. La vitesse de dépôt sur les glaces de mer et de terre correspond à une moyenne entre la vitesse de sulfate et les autres composants du second traceur sur les mêmes surfaces. Pour la vitesse de dépôt du traceur 3, nous avons pris la même valeur utilisée dans LMDZ, c'est-à-dire que le flux de dépôt sec du traceur 3 est le même que pour la deuxième classe de poussières désertiques dans LMDZ. Finalement, pour le traceur 4, nous avons considéré une vitesse de 1.2 cm s^{-1} correspondant à une vitesse moyenne pour les classes de sels marins avec un rayon entre 0.5 et 20 μm.

Pour ce qui est du dépôt humide, la même représentation que dans LMDZ a été

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

appliquée dans SPLA. Comme pour les vitesses de dépôt sec présentées ci-dessus, le fait d'avoir groupé les espèces dans le modèle simplifié nous a obligé à adapter les paramètres originaux du dépôt humide. Le paramètre adapté dans ce cas est la fraction aqueuse du constituent. La seule adaptation a été faite au niveau de la valeur du gaz précurseur ; sa fraction aqueuse correspond à celle de SO_2 tandis que, pour les aérosols fin et grossier (tant poussières désertiques que sels marins), la même valeur constante de 0.7 employée dans LMDZ pour ces espèces des aérosols a été utilisée.

La vitesse de sédimentation est représentée en fonction de la taille des particules (équations 6.5 et 6.6). Ce diamètre est le diamètre médian massique (mass median diameter) et représente le diamètre critique pour lequel la moitié de la masse est due aux particules ayant un diamètre supérieur (ou inférieur) à ce diamètre. Il est donné pour chaque classe de sels marins et de poussières désertiques considérée dans LMDZ. Dans SPLA, la sédimentation n'est nécessaire que pour une classe de sels marins (rayon entre 0.5 et 20 μm) et une classe de poussières désertiques (rayons entre 0.5 et 10 μm). Les diamètres médians massiques des poussières désertiques et des sels marins ont été ajustés de telle manière à minimiser les différences entre les colonnes globales d'aérosols des modèles LMDZ et SPLA. Pour ceci, le diamètre médian massique des sels marins a été pris comme 90 % de la valeur du diamètre médian massique calculé à partir d'une distribution de taille entre 0.05 et 20 μm avec une HR de 80 % alors que, pour les poussières désertiques, la valeur du diamètre médian massique utilisée équivaut à celui d'une distribution de taille entre 0.5 et 10 μm. Les tableaux 6.4 et 6.5 présentent les valeurs de diamètre médian massique utilisées dans LMDZ et SPLA.

L'épaisseur optique (OD) totale et pour les traceurs 2 à 4 est seulement déterminée pour trois longueurs d'onde dans SPLA, à savoir 0.550, 0.670 et 0.865 μm.

Pour le calcul des épaisseurs optiques, les aérosols fins (traceur 2) sont représentés par le sulfate d'ammonium. Le coefficient d'extinction de masse (α_e^1) est une fonction de HR et λ calculé à partir de celui des sulfates (α_{SO_4}, éq. 6.9) et corrigé pour la masse de sulfate d'ammonium de la manière suivante :

$$\alpha_e^1 = \alpha_{SO_4}(\mathrm{HR}, \lambda)\frac{M_{SO_4}}{M_{(NH_4)_2SO_4}} \tag{6.15}$$

où $M_{sulfate}$ et $M_{(NH_4)_2SO_4}$ sont respectivement les masses moléculaires de sulfate et de sulfate d'ammonium.

Le nombre de classes de sels marins a été réduit à seulement deux ($l = 2$) et pour corriger l'impact de cette réduction de classes dans le calcul du α_e, aussi une fonction de HR et λ, le coefficient d'extinction massique pour le mode grossier est approximé par la moyenne ponderée du coefficient d'extinction par la colonne de chaque classe j du modèle original :

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

	Poussières désertiques		Sels marins									
Classe	1	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
DMM	1.0	11	0.09	0.19	0.38	0.75	1.5	3.0	7.0	15.0	25.0	35.0

TAB. 6.4 – *Diamètre médian massique (DMM, μm) pour chaque classe de poussières désertiques et sel marin utilisée dans le modèle LMDZ pour la paramétrisation de la sédimentation.*

$$\alpha_e^3(\mathrm{HR},\lambda) = \frac{\sum_{j=j_{min}}^{j_{max}} \left[\frac{\int_{r_{min}^j}^{r_{max}^j} \pi (f(HR)r)^2 Q_{ext}(r,\lambda) n(r) dr}{\int_{r_{min}^j}^{r_{max}^j} \frac{4}{3}\pi r^3 \rho_{80\%} n(r) dr} \right] B^j}{\sum_{j=j_{min}}^{j_{max}} B^j} \tag{6.16}$$

où j_{min} et j_{max} représentent l'intervalle de classes de LMDZ compris dans la classe de sels marins du mode grossier (5 à 10) et B^j est la moyenne globale de la charge de chaque classe j.

Finalement, pour les poussières désertiques, le coefficient d'extinction a été calculé en appliquant l'équation 6.8 et en considérant une distribution en taille équivalente à celle utilisée dans le modèle original.

Nous avons fait deux changements structurels dans le code du SPLA pendant sa simplification. D'abord, nous avons restructuré le code de manière plus modulaire, c'est-à-dire que, lorsque ce n'était pas déjà le cas, nous avons mis chaque opération sur les aérosols dans une subroutine. Cela a été fait pour faciliter la différentiation. Comme il ne s'agit que d'une restructuration, cette modification n'a pas introduit de variation dans le calcul des processus. La deuxième modification concerne l'ordre de processus dans le dépôt humide. Dans le modèle original, le dépôt humide est d'abord calculé pour la précipitation à grande échelle et ensuite pour la précipitation convective. Pour chacun de ces processus, le dépôt humide est d'abord calculé à l'intérieur du nuage puis au-dessous du nuage. Par contre, dans le modèle simplifié, nous avons calculé le dépôt humide d'abord dans le nuage et ensuite au-dessous du nuage et nous avons inclut l'effet de la précipitation à grande échelle suivi par la précipitation convective dans les processus précédents. Ces dernières modifications introduisent des variations mineures dans le calcul du puits des aérosols dû au dépôt humide et ils ont été faits pour simplifier le traitement des nouvelles variables.

6.3 Validation du modèle simplifié SPLA

LMDZ-aérosol a été appliqué à une gamme d'études : il a été employé pour simuler le cycle global de soufre (Boucher et al., 2002), et le cycle global des aérosols carbonés (Reddy et Boucher, 2004). En outre, il existe une vaste littérature qui couvre la validation de LMDZ en particulier ce qui concerne les cycles atmosphériques des différentes espèces

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

inclus dans le modèle, dont quelques références ont été données au début de ce chapitre (section 6.1). Le lecteur est renvoyé aux références présentées ci-dessus pour plus de détail du modèle et de ses performances.

Notre intention n'est pas de faire une validation totale de SPLA de manière à connaître toutes les limitations du modèle, mais seulement de documenter les caractéristiques qui ont été modifiées par les changements introduits et présentés dans la section précédente. Nous ne pouvons pas espérer que le modèle SPLA ait une meilleure performance que le modèle original par rapport aux observations car, le modèle simplifié étant moins complexe, sa performance a plus de chance d'être inférieure à celle du modèle original LMDZ : toute insuffisance présente en LMDZ risque en effet de se retrouver dans sa version simplifiée.

Pour valider la performance du modèle simplifié SPLA, nous allons comparer ses résultats pour une année de simulation avec des mesures et avec les sorties du modèle LMDZ pour la même période de simulation. Nous allons commencer la validation en présentant la comparaison entre les simulations de SPLA pour l'année 2000 avec des mesures de surface. Ensuite, nous allons présenter la comparaison des simulations SPLA pour la même période avec des mesures AERONET et nous allons finir par présenter les comparaisons entre les simulations avec LMDZ par rapport à la colonne des aérosols et leur épaisseur optique à trois longueurs d'onde (0.55, 0.67, 0.86 μm).

6.3.1 Validation de modèle simplifié avec le modèle original

Nous allons commencer par comparer le modèle SPLA avec le modèle original. D'abord, nous allons comparer les colonnes totales d'aérosols entre les deux modèles et ensuite nous allons comparer les épaisseurs optiques à 550 et 670 nm calculées par les deux modèles. L'avantage de commencer par comparer les colonnes est que cela permet de comprendre plus facilement les erreurs qui seront observées au niveau des épaisseurs optiques.

Colonne des aérosols

Les Figures 6.2 à 6.5 présentent la colonne totale d'aérosol selon le modèle orignal LMDZ (à gauche) et selon sa version simplifiée SPLA (à droite). Chacune des figures présente la moyenne annuelle de la colonne pour un des quatre traceurs simulés avec SPLA.

La charge totale de précurseurs d'aérosols (traceur 1) est présentée dans la Figure 6.2. Le modèle simplifié réussit à simuler les caractéristiques principales de la distribution horizontale des précurseurs d'aérosols, tant les maxima sur les continents associés principalement à des émissions anthropiques que la distribution sur les océans. Les plus grandes différences entre les deux modèles se situent au-dessus des océans, où on observe une petite sous-estimation dans l'hémisphère sud et l'Océan Pacifique équatorial et une plus grande surestimation sur l'Océan Atlantique de l'hémisphère nord, et les régions continentales

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

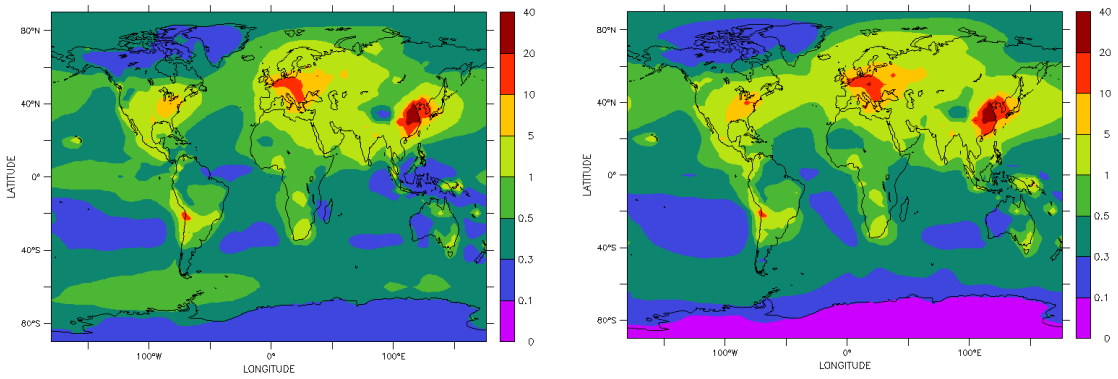


FIG. 6.2 – *Colonne totale de précurseurs d'aérosols (mg m^{-2}), c'est-à-dire SO_2, DMS et H_2S pour LMDZ (à gauche) et traceur 1 pour sa version simplifiée (à droite). On a représenté la moyenne annuelle pour l'année 2000.*

de l'Asie centrale. Les raisons de ces différences n'ont pas été entièrement explorées, mais nous pouvons spéculer que la cause principale est liée aux changements introduits dans la chimie du soufre. Dans le modèle original, la chimie du soufre est limitée par la disponibilité en espèces oxydantes, comme les radicaux OH et NO_3 en partie liés aux émissions anthropiques et l'O_3 et l'H_2O_2, tandis que dans la version simplifiée la chimie de soufre dépend d'un temps de vie qui varie seulement avec la latitude. Les différences observées dans la Figure 6.2 entre les deux modèles coïncident avec la variabilité de la concentration de ces oxydants. La surestimation se produit dans des régions où il y a une plus grande concentration d'oxydants pour une plus grande influence des émissions anthropiques tandis que la sous-estimation se produit dans des régions avec un air plus propre et par conséquent avec une plus petite concentration en oxydants. La paramétrisation de la chimie du soufre dans SPLA ne fait pas de différence hémispherique pour la conversion de soufre selon la concentration en oxydants pour deux point à la même latitude. Ceci peut provoquer la surestimation de SO_2, et par conséquent du traceur 1, dans les régions avec une plus grande concentration d'oxydants par une plus petite conversion de SO_2 en sulfates et une sous-estimation SO_2 dans les régions éloignées avec un air plus propre provoqué par une plus grande conversion.

Une autre explication possible des différences présentées sur les océans de l'hémisphère sud peut être la différence des vitesses de dépôt entre les deux modèles. Les régions avec une sous-estimation dans la colonne correspondent à des régions où prédomine le DMS par rapport aux autres espèces considérées dans le traceur 1. La vitesse de dépôt de DMS a augmenté de 0.0 cm s^{-1} dans LMDZ (Tableau 6.1) à 2.8 cm s^{-1} en SPLA (Tableau 6.3), c'est-à-dire que le modèle SPLA présente un dépôt sec là où avant il n'y avait pas de dépôt. Toutefois, cet argument n'est pas valable dans les régions de l'hémisphère nord où se produit une surestimation. Dans ces régions, cette surestimation est plus liée à la concentration de SO_2 que de DMS. Le SO_2 présente une vitesse de dépôt plus petite dans SPLA que dans LMDZ (voir les tableaux 6.1 et 6.3) et produit ainsi l'effet contraire

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

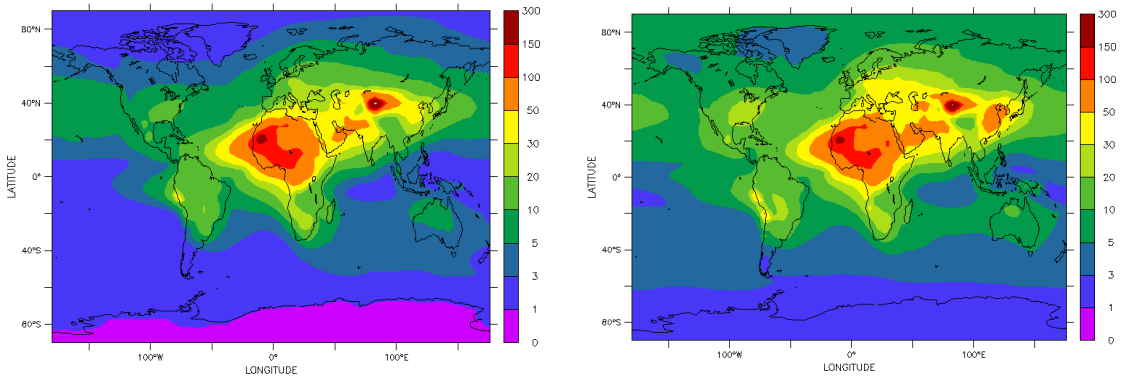


FIG. 6.3 – *Idem que Figure 6.2 mais pour les aérosols de sulfate, carbone organique, carbone suie, la classe de particules de poussières avec un rayon entre 0.03 et 0.5 μm et les classes de sel marin avec un rayon plus petit que 0.5 μm. La colonne totale est donnée en $mg\ m^{-2}$.*

qu'au-dessus les régions où on observe une sous-estimation. La vitesse de dépôt de SO_2 diminue de 0.7 cm s^{-1} dans le modèle LMDZ à 0.28 cm s^{-1} dans le modèle SPLA en produisant une diminution du dépôt de SO_2 dans le modèle SPLA par rapport au modèle LMDZ.

Le modèle SPLA reproduit la distribution horizontale de la colonne du traceur 2 avec les maxima sur l'Afrique, le Moyen-Orient, l'Asie centrale et le sud-est asiatique (Figure 6.3), mais sous-estime ceux-ci sur l'Afrique et l'Asie centrale et surestime celui du sud-est asiatique. Le maximum de colonne sur le nord et le centre de l'Afrique est associé aux poussières désertiques et à la combustion de biomasse et la sous-estimation correspondante est due à l'augmentation de la vitesse de dépôt entre LMDZ et SPLA. Tant les poussières désertiques que le carbone suie et carbone organique ont une vitesse de dépôt de 0.1 cm s^{-1} pour LMDZ (Tableau 6.1), cette vitesse augmente à 0.14 cm s^{-1} dans le modèle SPLA (Tableau 6.3) et augmente ainsi le dépôt et par conséquent tend à diminuer la colonne totale de traceur 2 dans SPLA par rapport au modèle LMDZ. Malgré la forte composante de carbone suie, carbone organique et poussières désertiques dans la charge de traceur 2 au sud-est asiatique, la surestimation de la charge du traceur 2 y observée, sont produites par la diminution de la vitesse de dépôt de SO_4 de 0.25 cm s^{-1} dans LMDZ à 0.14 cm s^{-1} dans SPLA. Cette diminution de la vitesse de dépôt explique aussi la surestimation observée sur les océans.

Pour les poussières désertiques (Figure 6.5), la seule différence entre les deux modèles correspond au changement d'ordre dans le calcul du dépôt humide. Pour le sel de mer (Figure 6.4), il y a aussi l'effet de regrouper les classes avec une taille entre 0.5 et 20 μm dans un seul traceur. Dans les deux modèles, les espèces comparées conservent la vitesse de dépôt et les figures ont été construites en considérant les mêmes espèces. En d'autres termes, la figure correspondant au sel marin de LMDZ a été produite en considérant les mêmes sels de mers groupés dans le traceur 3. Comme le dépôt humide est fonction de

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

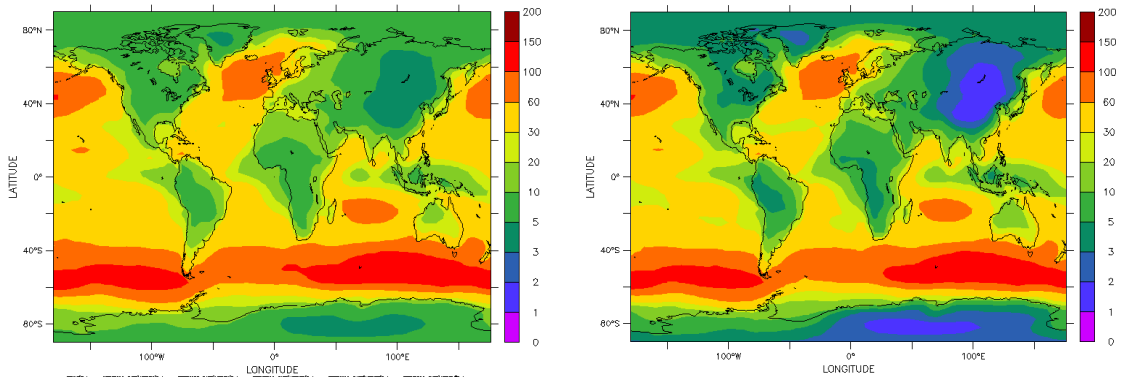


FIG. 6.4 – *Idem que Figure 6.2 mais pour les classes de sels marins avec un rayon compris entre 0.5 et 20 μm. La colonne totale est donnée en mg m^{-2}.*

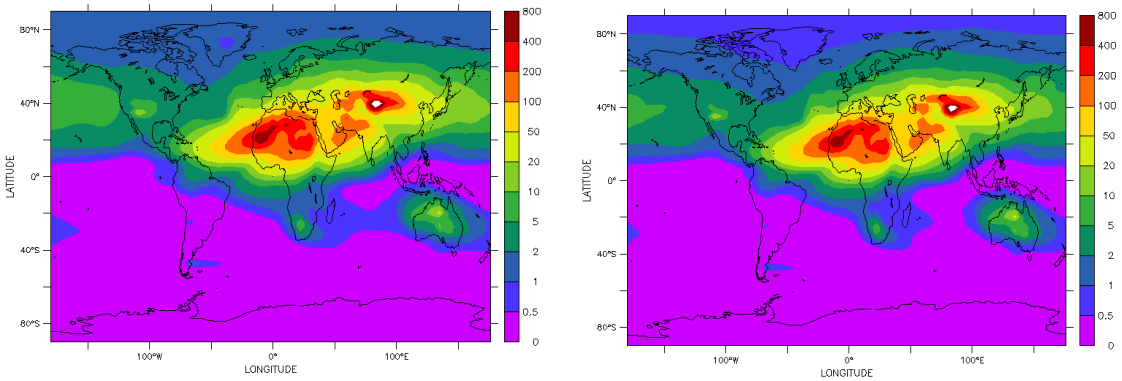


FIG. 6.5 – *Idem que Figure 6.2 mais pour la classe de poussières désertiques avec un rayon compris entre 0.5 et 10 μm. La colonne totale est donnée en mg m^{-2}.*

la concentration, le changement dans l'ordre des processus peut produire des différences dans la colonne, surtout au-dessus des régions où les concentrations sont petites.

Epaisseur optique des aérosols à 550 et 670 nm

Nous allons finir la validation par la comparaison de l'erreur quadratique moyenne de la moyenne journalière (Figure 6.6) et mensuelle (Figure 6.7), du modèle simplifié par rapport au modèle original, pour l'épaisseur optique à 550 et 670 nm.

Les valeurs maximales dans l'erreur quadratique sur la moyenne journalière d'épaisseur optique du modèle simplifié par rapport au modèle original sont observées sur le sud-est asiatique et peuvent aller jusqu'à 40 % (Figure 6.6) tandis que l'erreur quadratique sur la moyenne mensuelle (Figure 6.7) ne dépasse pas 7 %. Ces différences sont dues aux mêmes raisons que celles données dans la section précédente. Cependant, les différences entre l'amplitude de l'erreur quadratique journalière et mensuelle s'expliquent à partir de la plus grande variabilité dans les valeurs journalières.

© 2007 Tous droits réservés.

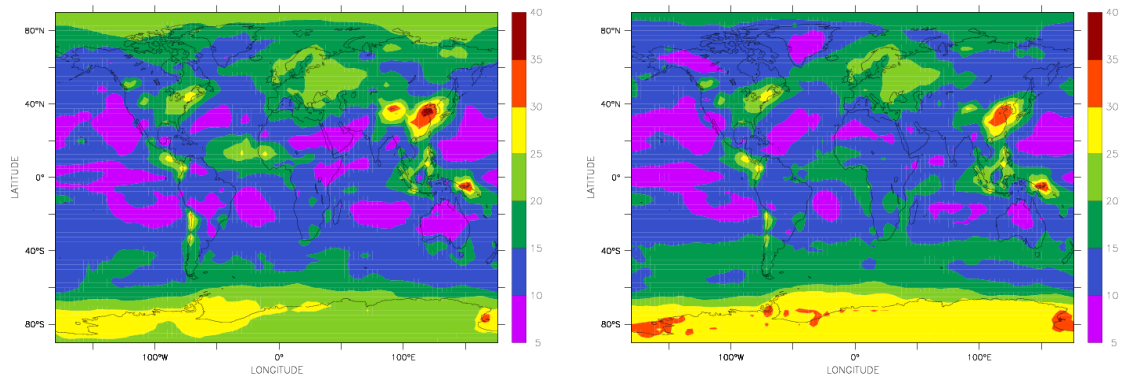


FIG. 6.6 – *Erreur quadratique moyenne normalisée (%) de l'épaisseur optique totale á 550 nm (á gauche) et 670 nm (à droite) de la moyenne journalière du modèle SPLA par rapport au modèle LMDZ.*

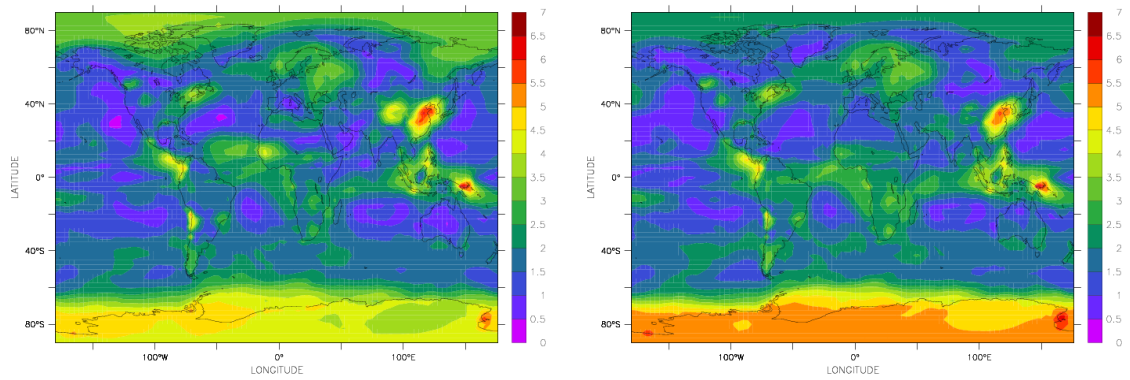


FIG. 6.7 – *Erreur quadratique moyenne normalisée (%) de l'épaisseur optique totale á 550 nm (á gauche) et 670 nm (à droite) de la moyenne mensuelle du modèle SPLA par rapport au modèle LMDZ.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

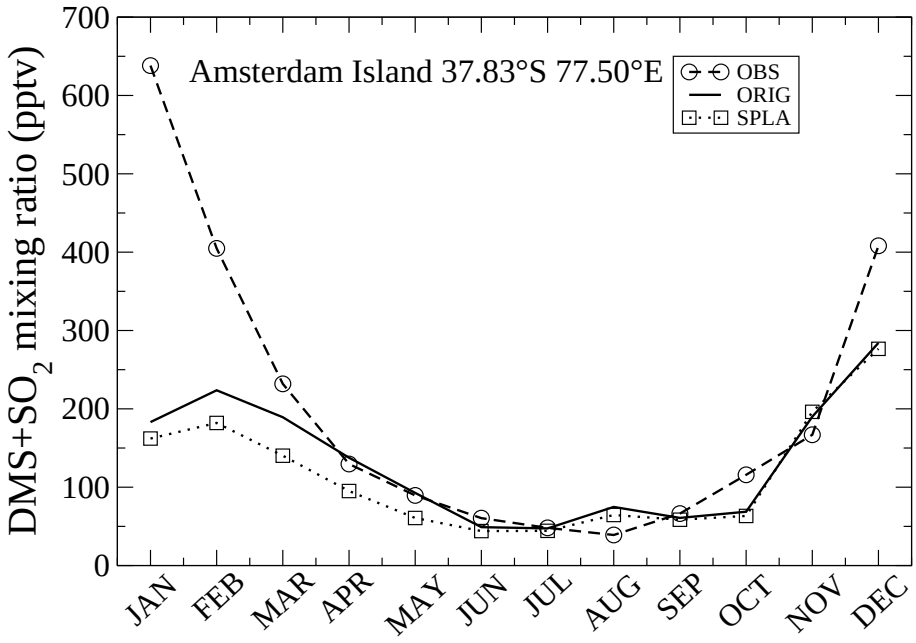


FIG. 6.8 – *Cycle annuel du rapport du mélange de SO_2 et DMS sur l'île d'Amsterdam pour l'anne 2000. Les moyennes mensuelles des observations (cercles), du modèle LMDZ (ligne continue) et SPLA (carrés) sont présentées.*

6.3.2 Comparaison de SPLA aux observations de surface

La validation du modèle SPLA à partir des observations en surface est réduite à la comparaison de moyenne mensuelle du rapport de mélange de SO_2 et DMS sur l'île d'Amsterdam (37.83°S, 77.50°E) pour l'année 2000. Le rapport de mélange en surface de SO_2 et DMS, correspondante au traceur 1 dans SPLA, est présenté dans la Figure 6.8. Celle-ci présente un cycle annuel avec un maximum en été austral et un minimum pendant les mois d'hiver. Le cycle annuel de DMS présente une forte dépendance avec le flux local d'émission de DMS (Cosme et al., 2002). Le modèle LMDZ reproduit le cycle mesuré avec un meilleur accord entre les mois de mars et novembre mais sous-estime le rapport de mélange pendant les mois de l'été austral. Cette sous-estimation est due à la forte dépendance du cycle de DMS avec les émissions locales et la grande incertitude qui existe dans les estimations du flux d'émission de DMS. Le maximum local produit en février peut être un artefact créé par la faible densité des données de DMS océanique dans l'Océan Indien austral (Boucher et al., 2002). Malgré les modifications introduites dans SPLA, spécialement la simplification de la chimie de soufre et le groupement d'espèces dans le traceur 1, le modèle reproduit le cycle annuel présenté par le modèle original LMDZ. L'accord entre les deux modèles à partir du mois de juin est total et on observe seulement une sous-estimation dans le rapport de mélange sur l'île d'Amsterdam entre les mois de janvier et juin.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

6.3.3 Validation de SPLA avec mesures AERONET

Le réseau global de photomètres AERONET (AErosol RObotic NETwork) a pour rôle de délivrer des données normalisées pour surveiller et caractériser les aérosols à l'échelle régionale et/ou globale (Holben et al., 1998). Depuis 1997, le réseau s'est développé et dispose actuellement de plus de 300 instruments distribués dans le monde qui mesurent aussi bien des atmosphères propres dans des points éloignés que des atmosphères contaminées par des émissions anthropiques et naturelles. Chaque site dispose d'un radiomètre qui effectue deux types de mesures : mesures solaires directes dans 8 bandes spectrales (entre 340 et 1020 nm, les mesures standards sont 440 nm, 670 nm, 870 nm, 940 nm et 1020 nm) et mesures du rayonnement diffus à 440 nm, 670 nm, 870 nm et 1020 nm (Holben et al, 1998).

Les produits fournis par ce réseau sont des mesures d'épaisseur optiques d'aérosols spectrales, des produits d'inversion, et de l'eau precipitable dans des régimes d'aérosol géographiquement divers. Ceux ci sont disponibles sur le site d'AERONET (http ://aeronet.gsfc.nasa.gov/).

Pour la validation de SPLA, nous présentons quatre emplacements (Goddard Space Flight Centre (GSFC), l'île de Tahiti, Abracos Hill et Nes Ziona) qui sont représentatifs des aérosols caractérisés dans chacun des traceurs simulées par SPLA. Les Figures 6.9a à d présentent le cycle annuel de l'épaisseur optique totale (AOD) à 670 nm selon AERONET et selon les modèles LMDZ et SPLA. Les épaisseurs optiques de la ou des composants principaux de l'AOD calculée par SPLA seront aussi données dans chaque cas. Une validation plus exhaustive de LMDZ avec le cycle annuel d'AOD observée par AERONET est présentée dans Reddy et al. (2005). Dans cette section, nous avons pris les valeurs AERONET présentées dans ce travail.

Les mesures de GSFC (Figure 6.9a), un site continental principalement influencé par des émissions de processus de combustion, présentent un cycle annuel avec des valeurs maximales d'épaisseur optique entre les mois de mai à août. Les deux modèles sous-estiment l'épaisseur optique dans cette période et la surestiment entre septembre et mars. Toutefois, les valeurs simulées, tant par LMDZ que par SPLA, sont dans la variabilité journalière des observations. La simulation du modèle simplifié est en très bon accord avec celle du LMDZ tout au long de l'année avec une sous-estimation légère dans les mois de maximum d'épaisseur optique, ce qui est probablement lié à la simplification de la transformation de SO_2 à sulfate qui ne prend pas en compte une augmentation du taux d'oxydation en été.

Le cycle annuel observé à l'île de Tahiti est approximativement constant avec une épaisseur optique autour de 0.05 à exception des maxima entre les mois de janvier et mars et le minimum observé au mois de juin. Les deux modèles sous-estiment l'épaisseur optique tout au long de l'année, ce qui est probablement dû à une sous-estimation des émissions de sels marins, mais la valeur simulée par les deux modèles reste dans la variabilité journalière des observations. La différence entre les simulations des deux modèles est négligeable (Figure 6.9b). L'analyse des épaisseurs optiques de chaque traceur du modèle

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

SPLA montre que tandis que la variabilité du cycle annuel simulé de l'épaisseur optique est donnée seulement par les aérosols de sel marin (traceur 3), son intensité est aussi déterminée par les aérosols du mode fin (traceur 2). Selon Reddy et al. (2005), l'influence de traceur 2 dans l'épaisseur optique total serait donnée par le soufre naturel et les sels marins.

Le site d'Abracos Hill (Figure 6.9c) au Brésil est soumis principalement à des aérosols produits par la combustion de biomasse représentés par le traceur 2 dans SPLA. Le cycle annuel, avec des valeurs maximales pendant les mois de septembre à décembre, est bien reproduit par les deux modèles et ceux-ci présentent seulement des différences entre eux dans les mois de maximum d'épaisseur optique. La différence entre les deux modèles peut être attribuée à l'augmentation de la vitesse de dépôt de traceur 2 (Tableau 6.3 par rapport à la vitesse des aérosols carbonés du modèle original (Tableau 6.1). La sous-estimation de l'épaisseur optique, par le modèle orignal, pendant les mois d'août à décembre et de février à mars est associé à une possible sous-estimation des sources d'émission (Reddy et al., 2005).

Finalement, le site de Nes Ziona (Figure 6.9d) situé au Moyen-Orient est principalement affecté par les poussières désertiques mais a aussi une forte contribution de sulfate dans l'épaisseur optique simulée. Les deux modèles réussissent à simuler le cycle saisonnier avec une légère surestimation de la part de LMDZ de 5 à 25 % en épaisseur optique (Reddy et al., 2005). Le modèle simplifié reproduit le cycle saisonnier de LMDZ avec une sous-estimation légère pendant la plus grande partie de l'année. Le modèle simplifié attribue aussi l'épaisseur optique totale aux traceurs 2 et 4 qui représentent respectivement les aérosols du mode fin et les poussières désertiques dans SPLA. Le premier inclut les aérosols sulfatés et le petit mode de poussière désertique, mais le groupement fait dans SPLA ne permet pas de déterminer les contributions relatives de chaque espèce considérée dans le deuxième traceur pour savoir lequel des deux a le plus d'impact sur l'épaisseur optique.

6.4 Description du schéma d'assimilation

Nous employons dans cette étude le système d'assimilation variationnelle décrit dans Chevallier et al. (2005). Dans cette étude, l'opérateur d'observations sera la version simplifiée (SPLA) du modèle de circulation générale (MCG) du Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMDZ).

La stratégie de minimisation reproduit le schéma de « boucle interne / boucle externe » développé au CEPMMT. L'opérateur d'observations est d'abord linéarisé autour du point de départ pour une succession de minimisations où la mise à jour de la linéarisation correspond à la boucle interne de ce système (Chevallier et al, 2007).

Le modèle simplifié reçoit comme information d'entrée, entre autres, les flux d'émission. Il garde le même schéma d'émission que le modèle originel. Ces émissions d'aérosols sont d'abord groupées dans des émissions industrielles, combustion de biomasse, combustion

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

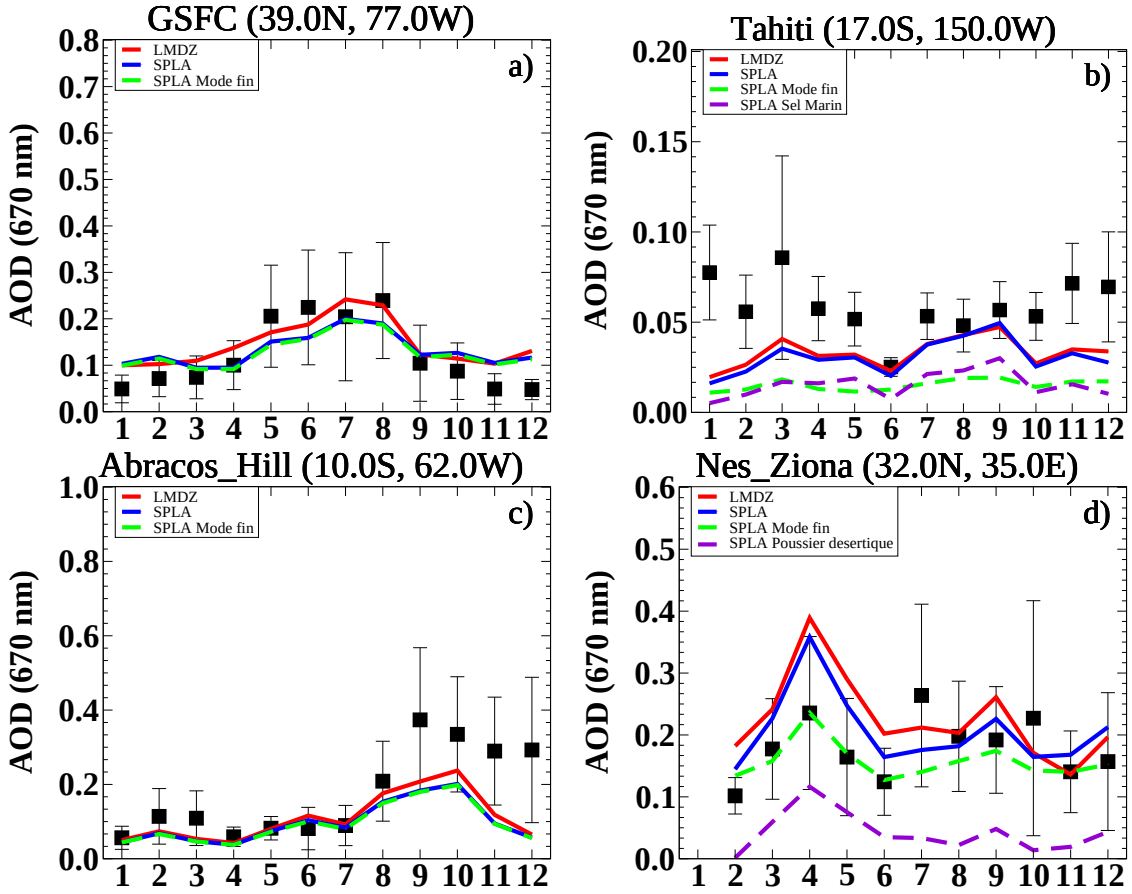


FIG. 6.9 – *Moyenne mensuelle d'épaisseur optique observée et simulée par LMDZ (ligne rouge) et SPLA (ligne bleu) pour quatre sites AERONET représentatifs de quatre régimes différents d'aérosols. Les moyennes mensuelles sont calculées à partir des jours de l'année 2000 où des observations ont été enregistrées. Les barres d'erreurs correspondent à l'écart-type autour des moyennes mensuelles AERONET. Les épaisseurs optiques des traceurs contribuant le plus à l'épaisseur optique total sont aussi présentées.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

de combustibles fossiles, sels marins fins et grossiers et poussières désertiques fines et grossières. Nous considérons aussi un paramètre d'émission pour la conversion de soufre en sulfate. Ensuite, les aérosols sont émis dans un des quatre traceurs de SPLA. Chaque flux d'émission est pondéré par un paramètre que nous appellerons paramètre d'émission. Ce paramètre équivaut à la fraction de l'émission originale finalement introduite dans le modèle simplifié. Par exemple, un paramètre égal à 1 veut dire que le 100% des émissions considérées par le modèle sont finalement introduites dans le modèle simplifié. Dans la présente application, le vecteur de contrôle est formé de ces paramètres.

Les sorties du modèle simplifié sont les épaisseurs optiques totales et pour chaque traceur à trois longueurs d'onde, à savoir 550, 675 et 860 nm. Bien que ces variables ne correspondent pas réellement à ce qu'on appelle des observations brutes, elles seront considérées comme telles pour l'étude en cours. En première instance, notre vecteur d'observations est composé de l'épaisseur optique totale et celle du mode fin à 550 nm seulement. Des autres longueurs d'onde pourront être considérées dans le futur, mais comme première approche, nous allons nous servir seulement de l'épaisseur optique à 550 nm.

Sur la base de ce qui précède, notre fonction coût est définie d'une part par la différence entre l'épaisseur optique donnée par le modèle et celle donnée par les observations, et d'autre parte, par la différence entre les paramètres du vecteur de contrôle et ceux de l'ébauche. Si on exprime la fonction coût de manière équivalente à l'équation 2.50, elle peut être réécrite comme :

$$J(x) = \frac{1}{2}(x_{PE}-x^b_{PE})^T \boldsymbol{B}^{-1}(x_{PE}-x^b_{PE})+\frac{1}{2}(y^\circ_{AOD550_{T,F}}-H[x_{PE}])^T \boldsymbol{R}^{-1}(y^\circ_{AOD550_{T,F}}-H[x_{PE}]) \tag{6.17}$$

où x_{PE} est la variable de contrôle avec les paramètres d'émission, x^b_{PE} l'ébauche du paramètre et $y^o_{AOD550_{t,f}}$ correspond aux observations de l'épaisseur optique totale et pour le mode fin à 550 nm. Le terme $H[x_{PE}]$ correspond aux observations à partir de la variable de contrôle et c'est ce paramètre que la routine de minimisation fait varier pour minimiser la fonction coût. Comme résultat de la minimisation, chaque élément du vecteur d'analyse indique si, selon les observations et l'ébauche, l'émission de cet élément est sous estimé (> 1) ou surestimé (< 1).

Dans notre cas, les deux épaisseurs optiques utilisées correspondent à des produits de l'inversion des luminances mesurées par le satellite Terra de la NASA. Les produits que nous utilisons sont fournis sous la forme d'une valeur journalière de l'épaisseur optique totale à 550 nm et de la fraction de l'épaisseur optique associée au mode fin, tout ceci avec une couverture globale et une résolution spatiale de 1°x1°. La combinaison de ces deux variables permet d'obtenir l'épaisseur optique associée au mode fin. La taille finale du vecteur d'observations est déterminée par la résolution spatiale et temporelle du champ d'épaisseur optique et la disponibilité de cette information. Pour adapter les observations MODIS à la résolution du modèle simplifie (3.75°x2.5°) nous suivons ici l'approche de Chevallier et al. (2005, 2007) où les observations sont échantillonnées de manière à

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

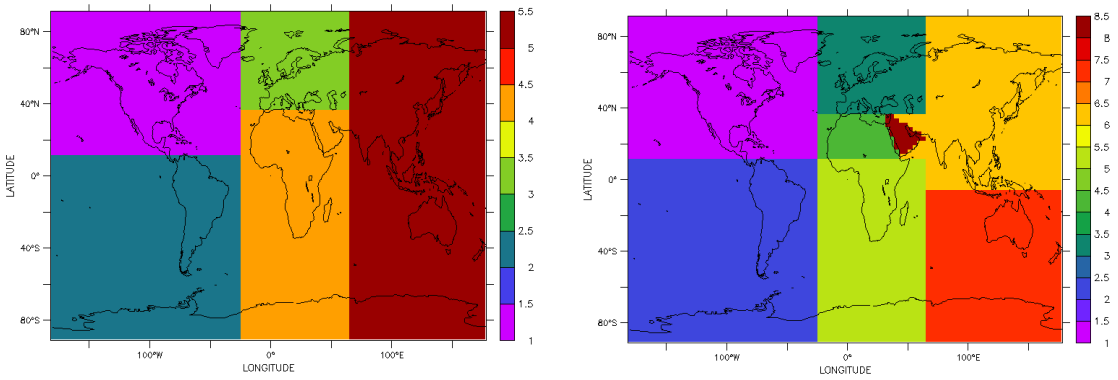


FIG. 6.10 – *Régions définies pour les paramètres associés aux émissions industrielles, combustion de biomasse et combustibles fossiles (à gauche) et pour les émissions des modes fin et grossier des poussières désertiques (à droite).*

ce qu'une seule observation par jour et par point de grille LMDZ soit conservée. Cette approche permet de négliger plus légitimement les corrélations spatiales des erreurs des observations qu'un moyennage des observations dans chaque point de grille. En revanche, elle implique une erreur de représentativité importante des observations. La taille maximale du vecteur des observations pour une période d'un mois et pour les deux épaisseurs optiques est de 428544 éléments, si nous considérons que chaque grille de 3.75°x 2.5° a une observation pour chaque jour du mois.

Le paramètre associé à chaque type d'émission a été défini en différentes régions du globe avec des caractéristiques d'émission plus ou moins homogènes. Les émissions industrielles, ainsi que celles de la combustion de biomasse et de combustibles fossiles ont été divisées en 5 régions, qui sont l'Asie, l'Afrique, Europe, Amérique du Nord et Amérique du Sud (Figure 6.10). Les émissions de poussières désertiques par contre, tant fines que grossières, ont été divisées en 8 régions : Amérique du Nord et Sud, l'Europe, l'Asie, l'Australie, l'Arabie Saoudite, l'Afrique du nord ou Saharienne et l'Afrique subsaharienne (Figure 6.10). Le paramètre correspondant à la conversion de soufre en sulfate a été défini par bandes latitudinales de 2.5° de largeur. Les seuls paramètres qui ont été définis pour tout le globe correspondent aux émissions des sels marins, tant grossiers que fins. Le vecteur du contrôle est déterminé par l'accumulation de tous ces paramètres. Sa taille est de 106 éléments si on considère pour chaque paramètre d'émission le nombre de régions où il est défini (Tableau 6.6).

6.5 Sensibilité de l'analyse

Dans le cadre d'erreurs Gaussiennes et non biaisée, et dans le cas d'un opérateur d'observation linéaire, les statistiques d'erreur de l'analyse sont Gaussiennes et décrite par la matrice de covariance d'erreur $\boldsymbol{A}$ (p. e. Rodgers 2000) :

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

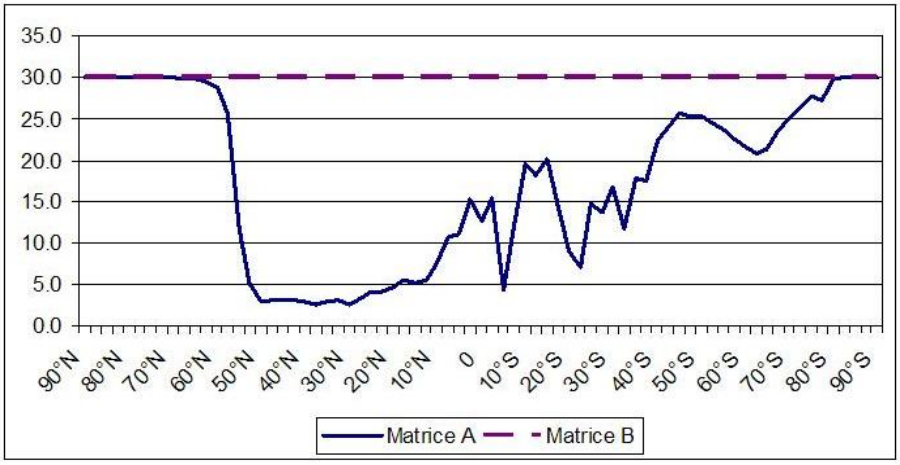


FIG. 6.11 – *Incertitude (%) correspondant aux matrices de covariance d'erreur de l'ébauche B et de l'analyse* $\boldsymbol{A}$ *pour le paramètre de conversion des gaz précurseurs en aérosols secondaires pour chaque bande de 2.5°.*

$$\boldsymbol{A} = (\boldsymbol{B}^{-1} + \mathbf{H}^{\mathbf{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\mathbf{H})^{-1} \tag{6.18}$$

Mais la matrice $\boldsymbol{A}$ peut être calculée aussi à partir de la deuxième dérivée, ou Hessien, de la fonction coût selon :

$$\boldsymbol{A} = (\frac{1}{2}J")^{-1} \tag{6.19}$$

Un opérateur d'observation linéaire se traduit en une fonction coût parfaitement quadratique et donc le Hessien ne dépend pas des observations. Ceci permet d'estimer $\boldsymbol{A}$avant même la réalisation de l'assimilation.

Dans cette expérience, nous définissons la matrice $\boldsymbol{B}$ comme une matrice diagonale où les termes de la diagonale, c'est-à-dire la variance de chaque variable de contrôle, correspond à une erreur de 30% dans l'intensité de sources. La matrice $\boldsymbol{R}$, est aussi définie comme une matrice diagonale avec des termes correspondant à une erreur égale au maximum entre 0.02 et 20% de la valeur des observations. L'erreur du modèle de représentativité et de transport est aussi incluse dans la matrice $\boldsymbol{R}$.

Le tableau 6.7 et la figure 6.11 donnent les valeurs de la diagonale des matrices $\boldsymbol{B}$ et $\boldsymbol{A}$, celle dernière étant calculée avec l'équation 6.19. Une diminution des valeurs entre ces deux matrices indique une amélioration de l'estimation dans l'erreur de l'intensité d'émission.

L'amélioration de l'erreur du paramètre d'émission pour la conversion du soufre en sulfate est plus élevée dans les moyennes latitudes de l'hémisphère nord. La conversion de

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

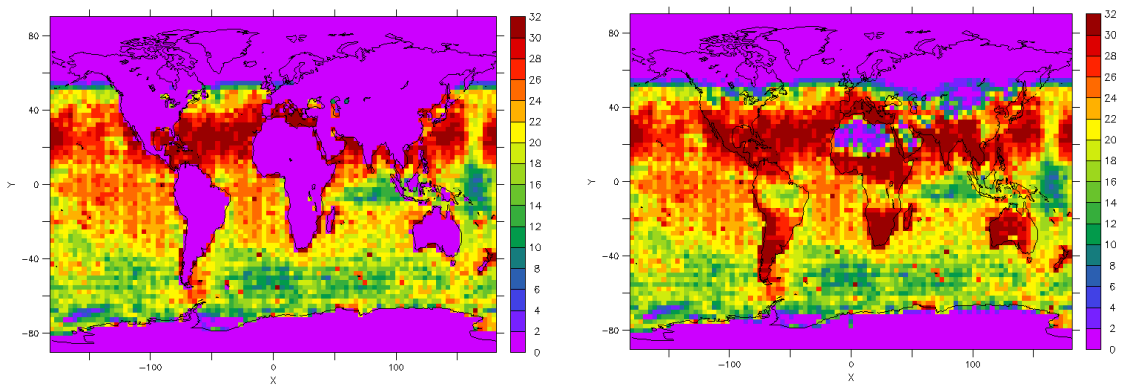


FIG. 6.12 – *Nombre d'observations disponibles pour l'épaisseur optique totale à 550 nm (à gauche) et pour l'épaisseur optique du mode fin à 550 nm (à droite) pour le mois de janvier 2002.*

soufre en sulfate est fonction d'un temps de vie chimique (section 6.2). Ce paramètre a été ajusté de manière à mieux reproduire les colonnes de précurseurs et d'aérosols du mode fin dans les moyennes latitudes de l'hémisphère nord. Ceci explique pourquoi ce paramètre présente une dépendance latitudinale avec une meilleure amélioration dans cette bande latitudinale.

La configuration présente du système diminue l'erreur du paramètre d'émission de 30% pour les émissions industrielles à moins de 3% dans chacune des 5 régions. Les modes fin et grossier des sels marins montrent également une grande amélioration dans l'erreur de leur intensité d'émission. Les raisons de l'amélioration plus élevée pour ces deux espèces n'ont pas été complètement explorées. Cependant, nous pouvons spéculer que l'amélioration des émissions de sels marins est due au nombre plus élevé des observations au-dessus des océans qu'au-dessus des terres. La fraction du mode fin présente dans l'épaisseur optique totale est seulement définie au-dessus de l'océan, ainsi ces émissions sont plus contraintes que les émissions sur terre. Pour les émissions au-dessus des terres, deux facteurs semblent influencer la réduction de l'erreur d'analyse. D'abord le nombre d'observations disponibles (Figure 6.12) et ensuite l'intensité de leur source. L'amélioration la plus élevée coïncide avec les régions de fortes émissions et un nombre plus élevé d'observations (et inversement).

6.6 Résultats préliminaires sur l'intensité de sources

Les premiers résultats de cette étude sont basés sur des données MODIS correspondant au mois de janvier 2002. Nous présentons les résultats en termes de moyenne mensuelle. Le modèle simplifié avec les émissions a priori réussit à reproduire les caractéristiques principales de la moyenne mensuelle de l'épaisseur optique mesurée pour le mode fin. Il reproduit l'emplacement des maximas observé sur la côte orientale de l'Afrique et du sud-est asiatique mais les sous-estime en intensité. L'analyse sous-estime

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

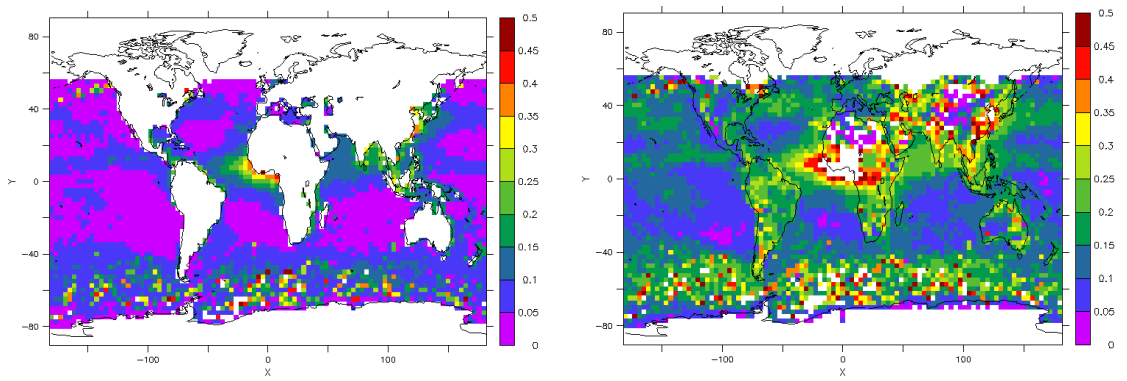


FIG. 6.13 – *Moyenne mensuelle de l'épaisseur optique à 550 nm mesuré par MODIS pour le mode fin (à gauche) et l'épaisseur optique totale à 550 nm (à droite).*

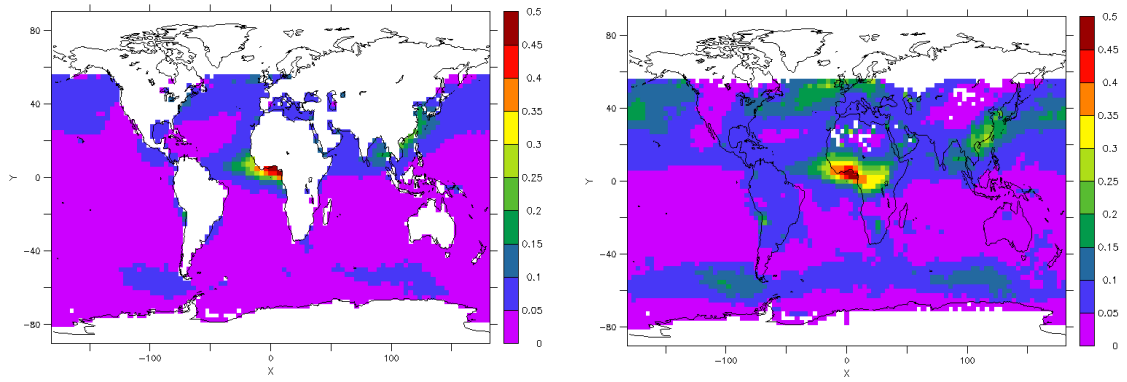


FIG. 6.14 – *Epaisseur optique du mode fin (à gauche) et total (à droite) à 550 nm correspondant à l'analyse. Moyenne mensuelle pour le mois de janvier 2002.*

largement l'épaisseur optique aux hautes latitudes de l'hémisphère sud (Figures 6.13 et 6.14). Par rapport à l'épaisseur optique totale, l'ébauche sous-estime en général les observations. Elle arrive à reproduire quelques caractéristiques comme le maxima en Afrique centrale, le sud-est asiatique et en haute latitude de l'hémisphère sud, mais ne réussit pas à reproduire les observations en Amérique du nord et sud, en Australie, en Moyenne Orient et en Asie centrale (Figures 6.13 et 6.14).

Le tableau 6.8 montre que les émissions industrielles a priori sont sous-estimées en Afrique et en Amérique du sud tandis qu'elles sont surestimées dans le reste du monde avec la plus grande surestimation pour l'Europe. Les résultats pour la combustion de biomasse montrent que ses émissions a priori sont sous-estimées presque partout dans le monde sauf en Europe. En Amérique du nord, les émissions sont aussi sous-estimées mais dans une moindre proportion que pour les autres régions (Tableau 6.8). Ces deux régions, Europe et Amérique du nord, ont montré une plus petite sensibilité à l'amélioration dans les émissions de biomasse (Tableau 6.7). L'estimation des émissions de la combustion de combustibles fossiles montre un comportement semblable à celle des émissions indus-

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

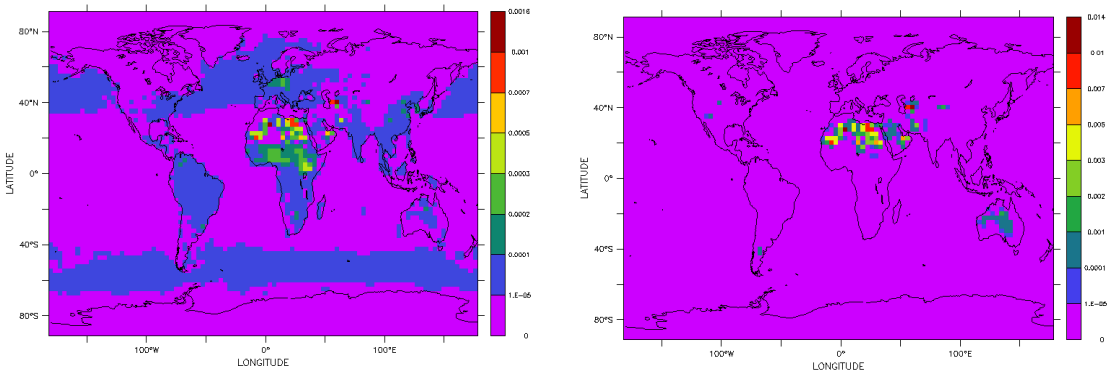


FIG. 6.15 – *Moyenne mensuelle des émissions des aérosols du mode fin (mgS/m2/s) (à gauche) et de poussières désertiques (mg/m2/s) (à droite) pour le mois de janvier 2002.*

trielles : sous-estimation en Afrique et Amérique du Sud et surestimation dans le reste du monde.

Les résultats pour la poussière désertique montrent le même comportement de surestimation et sous-estimation dans les deux modes, mais avec des différences dans ses intensités. Le système ne montre aucune variation dans les émissions de poussières désertiques en Amérique du Sud, l'Afrique subsaharienne et l'Arabie Saoudite. La raison de ceci est probablement la faiblesse des émissions a priori dans les deux premières régions tandis qu'en Arabie Saoudite, cela peut être associé au faible nombre d'observations présentes dans la région. Pour le reste des régions, l'ébauche surestime les émissions, principalement sur le Sahara. Selon les résultats, le modèle devrait réduire ses émissions du mode fin en approximativement 97% et approximativement 98% celles du mode grossier. Concernant les émissions de poussière désertique dans le Sahara, deux problèmes peuvent expliquer ces résultats peu réalistes. D'abord, l'inversion de mesures MODIS n'est pas réalisée au-dessus des surfaces brillantes comme les déserts à cause du faible signal des aérosols par rapport à la large réflectance de surface (Remer et al., 2005). En outre, les émissions correspondant aux aérosols du mode fin et à la poussière désertique du mode grossier (Figure 6.15) coïncident avec la région d'Afrique où le nombre d'observations est réduit ou inexistant (Figure 6.12) et l'épaisseur optique est faible (Figure 6.13). Afin de reproduire les observations dans la région du Sahara (Figure 6.14), l'analyse réduit drastiquement les émissions de poussière désertique. Elle compense cela avec une augmentation des émissions du reste des espèces qui forment le mode fin, c'est-à-dire les émissions industrielles, de combustion de biomasse et de la combustion de combustibles fossiles (Tableau 6.8). Finalement, l'ébauche surestime légèrement les émissions en Amérique du Nord, Europe et l'Asie.

L'inversion donne comme solution que les émissions de sels marins du mode fin doivent augmenter et celle du mode grossier diminuer (Tableau 6.8). L'augmentation des émissions du mode fin s'explique à partir de la combinaison d'une large épaisseur optique du mode fin au-dessus de l'océan austral (Figure 6.13) et des émissions négligeables de sels marin du mode fin dans cette région (Figure 6.15). La diminution des émissions du

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

mode grossier est due à la compensation liée à l'augmentation du mode fin, de manière à pouvoir reproduire les observations.

6.7 Conclusions

Les chapitres précédentes ont porté sur l'inversion du signal lidar et luminance pour déterminer la distribution verticale et en taille des aérosols. Mais si on connaît les caractéristiques du transport des aérosols, on peut aussi restituer les flux d'émission. Pour aborder ceci, nous avons commencé une collaboration avec Fréderic Chevallier du LSCE. Ce chapitre présente les résultats préliminaires de cette étude.

Comme première approche et pour rendre la méthode itérative du schéma d'inversion efficace en temps de calcul, nous avons simplifié le modèle de circulation générale LMDZ. La principale modification introduite a consisté à grouper les 24 traceurs originaux dans 4 nouveaux traceurs, qui sont les gaz précurseurs, les aérosols fins, les aérosols grossiers de poussières désertiques et les aérosols grossiers du sels marins. Les autres modifications sont une conséquence de ce regroupement de traceurs. La validation de ce modèle simplifié avec le modèle original et des données AERONET montre que malgré les modifications introduites, le modèle simplifié arrive à reproduire le modèle LMDZ en terme d'épaisseur optique. Nous avons ensuite développé le modèle adjoint de ce modèle simplifié et l'avons incorporé dans un schéma d'inversion déjà existant et utilisé auparavant pour l'estimation de sources et puits de dioxyde de carbone.

Les résultats préliminaires sont basés sur des données MODIS correspondant au mois de janvier 2002. Le vecteur d'observations est composé de l'épaisseur optique totale et celle du mode fine à 550 nm. Cette étude a montré tout d'abord la faisabilité de l'estimation de l'intensité des émissions d'aérosols par cette approche et les résultats obtenus sont en accord avec les biais connu du modèle LMDZ tel que la sous-estimation des émissions de combustion de biomasse en Afrique ou la surestimation des émissions industrielles en Europe.

Pour réaliser cette expérience, nous avons dû faire des hypothèses sur les modèles des aérosols dans l'inversion satellitaire pour obtenir les épaisseurs optiques. L'inclusion d'un modèle de transfert radiatif pour la luminance telle que celui utilisé dans le chapitre précént et son adjoint permettrait d'assimiler directement les mesures satellitaires et de s'affranchir des hypothèses concernant les modèles d'aérosols.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Classe	Traceur 3	Traceur 4
DMM	12.7	2.8

TAB. 6.5 – *Diamètre médian massique (DMM, μm) pour les traceurs 3 et 4 utilisée dans le modèle SPLA pour la paramétrisation de la sédimentation.*

Paramètre d'émission	**Régions**	**Taille**
Industrielle	Europe, Amérique du Nord, Amérique du Sud, Afrique, et l'Asie	5
Combustion de biomasse	Europe, Amérique du Nord, Amérique du Sud, Afrique, et l'Asie	5
Combustion de combustibles fossiles	Europe, Amérique du Nord, Amérique du Sud, Afrique, et l'Asie	5
Poussières désertiques du mode fin	Europe, Amérique du Nord, Amérique du Sud, Asie, Sahara, Arabie Saoudite, Afrique Saharienne et l'Australie	8
Poussières désertiques du mode grossier	Europe, Amérique du Nord, Amérique du Sud, Asie, Sahara, Arabie Saoudite, Afrique Saharienne et l'Australie	8
Sels marins du mode fin	Globale	1
Sels marins du mode grossier	Globale	1
Conversion Soufre–Sulfate	Bande latitudinale de 2.5°	73
Taille totale		**106**

TAB. 6.6 – *Liste des éléments considérés du vecteur de contrôle.*

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Paramètre d'émission	Régions	B[%]	A[%]
SS du mode fin	Globale	30	0.7
SS du mode grossier	Globale	30	0.2
Industrielle	Amérique du Nord	30	1.3
	Amérique du Sud	30	2.7
	Europe	30	1.5
	Afrique	30	2.7
	Asie	30	0.8
BB	Amérique du Nord	30	24.6
	Amérique du Sud	30	3.0
	Europe	30	29.3
	Afrique	30	0.8
	Asie	30	9.1
FF	Amérique du Nord	30	15.0
	Amérique du Sud	30	23.4
	Europe	30	2.9
	Afrique	30	26.0
	Asie	30	8.0
Poussières du mode fin	Amérique du Nord	30	15.0
	Amérique du Sud	30	23.4
	Europe	30	2.9
	Sahara	30	26.0
	Afrique sub–saharienne	30	8.0
	Asie	30	1.2
	Australie	30	14.8
	Arabie Saoudite	30	30.0
Poussières du mode grossier	Amérique du Nord	30	29.8
	Amérique du Sud	30	30.0
	Europe	30	24.0
	Sahara	30	0.7
	Afrique sub–saharienne	30	30.0
	Asie	30	2.8
	Australie	30	22.9
	Arabie Saoudite	30	30.0

TAB. 6.7 – *Incertitude (%) associée aux matrices de covariance des erreurs de l'ébauche* $\boldsymbol{B}$ *et de l'analyse* $\boldsymbol{A}$ *pour chaque paramètre du vecteur de contrôle. SS indique les aérosols des sels marins tandis que BB et FF correspondent respectivement aux émissions de la combustion de biomasse et la combustion de combustible fossile.*

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Paramètre d'émission	Régions	B[%]	A[%]
SS du mode fin	Globale	100	236.0
SS du mode grossier	Globale	100	64.5
Industrielle	Amérique du Nord	100	82.2
	Amérique du Sud	100	135.4
	Europe	100	35.8
	Afrique	100	162.9
	Asie	100	53.8
BB	Amérique du Nord	100	101.2
	Amérique du Sud	100	125.8
	Europe	100	99.9
	Afrique	100	165.9
	Asie	100	111.6
FF	Amérique du Nord	100	97.6
	Amérique du Sud	100	103.9
	Europe	100	75.4
	Afrique	100	101.9
	Asie	100	91.9
Poussières du mode fin	Amérique du Nord	100	99.6
	Amérique du Sud	100	100.0
	Europe	100	97.3
	Sahara	100	3.1
	Afrique sub–saharienne	100	100.0
	Asie	100	66.8
	Australie	100	104.7
	Arabie Saoudite	100	100.0
Poussières du mode grossier	Amérique du Nord	100	99.9
	Amérique du Sud	100	100.0
	Europe	100	99.7
	Sahara	100	2.3
	Afrique sub–saharienne	100	100.0
	Asie	100	91.2
	Australie	100	101.5
	Arabie Saoudite	100	100.0

TAB. 6.8 – *Valeurs de l'ébauche et de l'analyse après inversion pour les paramètres d'émission du vecteur de contrôle.*

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Chapitre 7

Conclusion générale et perspectives

Le forçage radiatif direct et indirect dépend de manière critique de la distribution verticale des aérosols. En outre, la distribution en taille est importante pour déterminer le rôle des aérosols comme noyaux de condensation nuageux et pour savoir s'ils ont un effet de rinçage des polluants ou un effet de diminution de la précipitation. Par conséquent, leur distribution verticale et la proportion entre modes fin et grossier sont des facteurs importants pour le calcul de l'impact radiatif des aérosols. Ces deux facteurs peuvent maintenant être analysés d'une façon cohérente grâce à d'importants progrès réalisés dans l'observation des aérosols à partir de l'espace en ciel clair. Les mesures radiométriques globales et journalières de MODIS fournissent l'épaisseur optique en aérosol totale et la fraction de mode fin tandis que les mesures lidar fournissent des informations sur la distribution verticale des aérosols. Le lidar CALIOP à bord du satellite CALIPSO fournit des profils du coefficient de rétrodiffusion atténué des aérosols et des nuages à deux longueurs d'onde. Il vole en formation avec le satellite Aqua avec le radiomètre MODIS à bord. Ces deux instruments observent le même lieu sur la surface avec seulement quelques minutes d'écart. La synergie entre ces deux sources d'observations produit un ensemble de données qui peuvent être employées pour combiner l'information sur la distribution verticale des aérosols de CALIOP et l'information détaillée sur la taille des aérosols de MODIS.

Dans cette thèse, nous avons étudié la possibilité d'une inversion simultanée de la luminance et des profils du coefficient de rétrodiffusion atténué de manière à obtenir les profils du coefficient d'extinction des modes fin et grossier et de leurs rayons modaux respectifs. Nous avons employé une approche variationnelle et nous avons utilisé par conséquent l'adjoint d'un modèle de transfert radiatif qui décrit l'interaction du rayonnement solaire avec les aérosols. Les avantages de cette méthode variationnelle sont qu'elle est mathématiquement rigoureuse, qu'elle tient en compte les erreurs d'observation et des modèles et qu'elle est peu coûteuse en temps de calcul quand on considère de grands vecteurs de contrôle.

Dans un premier temps, nous avons développé un schéma d'inversion en appliquant un modèle de transfert radiatif simplifié. La caractéristique principale de ce modèle est qu'il considère l'approximation de diffusion simple et ne prend pas en compte la diffusion

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

de Rayleigh. Nous avons dérivé son adjoint par différentiation automatique et l'avons appliqué, ainsi que le modèle simplifié, à l'inversion simultanée d'observations synthétiques de luminance et de profils de coefficient de rétrodiffusion atténué. Plusieurs expériences d'inversion ont été conduites pour explorer comment mieux exploiter la synergie de ces deux sources des mesures et pour identifier les facteurs qui déterminent la qualité de l'inversion. Parmi les paramètres que l'on a variés dans les expériences figurent la charge relative d'aérosol entre les deux modes, la distribution verticale de l'ébauche, la définition des matrices de covariance d'erreur et le contenu total en aérosol. Certaines de ces expériences ont été répétées avec l'inclusion de bruit afin de simuler l'erreur instrumentale et étudier son impact sur l'inversion.

Le schéma d'inversion montre une forte sensibilité dans sa performance au mode d'aérosol qui domine le contenu total en aérosol. Toutes les expériences réalisées ont montré de meilleurs résultats quand le mode fin domine sur le mode grossier. Dans ces conditions et dans la plupart des expériences conduites, le schéma peut retrouver le profil du coefficient d'extinction et des rayons modaux pour chaque mode. Au contraire, quand le mode grossier domine sur le mode fin, le schéma présente des difficultés pour obtenir le vrai profil du coefficient d'extinction et le rayon modal pour l'un ou les deux modes. Cette perte de qualité est toujours plus grande pour le mode fin que pour le mode grossier. La dépendance de la qualité de l'inversion au mode dominant peut s'expliquer par une plus grande sensibilité des mesures au mode grossier. Puisque les aérosols du mode fin sont plutôt associés aux sources anthropogènes et ceux du mode grossier à des sources naturelles, l'inversion est plus fiable pour une atmosphère polluée par des émissions anthropogènes que naturelles. La performance de l'inversion dépend également du contenu total en aérosols. Pour une prédominance du mode fin, l'inversion montre une perte de la qualité qui commence pour une épaisseur optique totale en aérosol de 1. Si le mode grossier domine, cette perte commence déjà à partir d'une épaisseur optique totale en aérosol de 0,5. La qualité de l'inversion montre également une dépendance à la connaissance a priori, ou ébauche, du profil de coefficient d'extinction et du rayon modal. Plus la distribution verticale de l'ébauche ressemble à celle du profil observé, meilleure est l'inversion. Ceci indique l'importance qu'ont l'ébauche et les hypothèses a priori dans l'inversion, malgré le peu de poids accordé à l'ébauche dans la minimisation pendant la thèse. Toutefois, l'ébauche peut être définie à partir du signal lidar et être employée dans l'inversion. Encore, une telle expérience montre différents résultats selon le mode d'aérosol qui domine la charge totale en aérosol. L'inversion montre de meilleurs résultats quand le mode fin domine que quand le mode grossier domine. Des résultats semblables sont obtenus quand une résolution plus élevée est considérée dans le vecteur de contrôle que dans le modèle radiatif de transfert qui calcule la luminance, c'est-à-dire, une meilleure performance dans l'inversion est obtenue quand le mode fin domine.

Quand l'erreur instrumentale des deux instruments est incluse dans l'inversion, les résultats montrent le même comportement que quand aucun bruit n'est inclus. Quand le mode fin domine, le schéma peut retrouver le profil de coefficient d'extinction et le rayon modal pour les deux modes. Cependant, quand le mode grossier domine, le schéma

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

a des difficultés à retrouver le vrai profil du coefficient d'extinction et rayon du mode fin. En général, cette caractéristique est indépendante de la charge totale en aérosol et de la résolution verticale du vecteur de contrôle.

Cette thèse représente un premier pas pour l'inversion simultanée des mesures du lidar et du radiomètre. Nos résultats permettent de déterminer les conditions pour une inversion optimale, mais aussi suggèrent des pistes sur la manière d'améliorer l'inversion. Les travaux futurs visant à améliorer l'inversion devraient inclure :

- **Une meilleure caractérisation des termes de la matrice de covariance d'erreur de l'ébauche**. Les résultats ont montré que l'inversion est extrêmement sensible à la définition de la matrice de covariance d'erreur de l'ébauche, $\boldsymbol{B}$. Plus l'erreur est grande, plus petit est le poids que l'ébauche a dans l'optimisation et plus l'inversion est déterminée par les observations. Pendant toute la thèse, nous avons défini cette matrice comme étant diagonale où chaque élément correspond à l'erreur dans le coefficient d'extinction à un niveau particulier ou à l'erreur dans les rayons modaux. Par la même, nous supposons qu'il n'y a aucune corrélation dans l'erreur du coefficient d'extinction entre deux couches et qu'il n'y a également aucune corrélation entre l'erreur dans le rayon modal et le profil de coefficient d'extinction. Cependant, on peut également faire l'hypothèse d'une corrélation dans les erreurs du coefficient d'extinction entre des couches successives. Ceci signifie que l'erreur sur le contenu en aérosols dans une couche est associé à une erreur dans une autre couche. Cette corrélation diminue au fur et mesure que l'on s'éloigne de la couche en question jusqu'à ce qu'elle soit négligeable comparée à d'autres erreurs considérées dans chaque couche. En outre, une corrélation des erreurs entre le rayon et le coefficient d'extinction peut également être introduite. Puisque le coefficient d'extinction est une fonction du rayon, n'importe quelle erreur en estimant le rayon peut se traduire par une erreur dans l'estimation du coefficient d'extinction pour une taille déterminée. Nous n'avons pas exploré l'impact de ces définitions dans l'inversion. Finalement, grâce à la méthode d'inversion utilisée dans le chapitre 5, nous avons introduit des corrélations entre la matrice $\boldsymbol{B}$ et la matrice $\boldsymbol{R}$. L'impact de cette approche sur l'inversion n'a pas été étudié et donc nous ignorons si les avantages de définir la matrice $\boldsymbol{B}$ pour des cas d'absence d'information pour l'ébauche sont supérieurs aux inconvénients d'introduire une dépendance entre l'ébauche et les observations. En conclusion, la définition appropriée de la matrice $\boldsymbol{B}$ représente une étude en soi et est laissée pour des travaux futurs.
- **Une analyse des mesures qui contraignent le mode fin et/ou qui permettent d'augmenter la dimension du vecteur de contrôle**. L'inclusion d'autres sources d'observations plus sensibles au mode fin tel que les mesures POLDER, permettrait de contraindre l'inversion par rapport au mode fin et ainsi améliorer l'inversion pour les cas d'une prédominance du mode grossier. Egalement, l'incorporation d'autres observations permettrait aussi d'inclure plus de variables dans le vecteur de contrôle. Dans cette thèse, notre vecteur de contrôle considérait le profil de coefficient d'extinction et le rayon modal du mode fin et

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

grossier alors que nous avons considéré l'indice de réfraction connu et constant. Toutefois en incluant plus d'observations, telles que la luminance polarisée de POLDER au schéma d'inversion, la possibilité d'inclure l'indice de réfraction pourra être étudiée. Au lieu d'inclure l'indice de réfraction dans le vecteur de contrôle, on pourrait aussi considérer étudier l'inclusion de la variation verticale du rayon modal de chaque mode à l'inversion. Nous avons supposé pendant la thèse que le rayon d'aérosol de chaque mode était constant dans toute la colonne. Ces deux hypothèses, indice de réfraction constant et connu et rayon constant sur la verticale, étaient dues au nombre d'observations considérées et dans le but de simplifier l'inversion pour une première approche de l'implémentation de l'inversion variationelle.

- **La réduction du bruit des mesures**. Il y a également possibilité d'améliorer l'inversion en réduisant l'erreur instrumentale. En limitant l'inversion à un nombre fixe de solutions, les résultats ont montré que le schéma compense les erreurs d'étalonnage. Par conséquent, la différence entre les valeurs obtenues de l'inversion et les vraies valeurs est due au bruit de mesure principalement. Ce bruit est une combinaison du bruit atmosphérique et de celui associé à l'instrument. La question qui se pose ensuite est de savoir quelle est la meilleure manière de réduire l'erreur instrumentale pour ainsi améliorer l'inversion. Selon les résultats, on devrait d'abord réduire le bruit de mesure. Le lancement d'un meilleur instrument semble être la réponse directe pour réduire le bruit associé à l'instrument. Vu l'ampleur de la tache pour mettre en orbite un nouveau instrument, cette dernière option n'est pas très réaliste. Par contre, on peut réfléchir à la meilleure manière de réduire le bruit atmosphérique en appliquant des moyennes horizontales et verticales aux données. Dans ce travail nous avons appliqué l'inversion aux mesures correspondant à une moyenne horizontale de 25 kilomètres. Faudrait-il agrandir le secteur de moyenne ? ou appliquer des moyenne sur des zones des données homogènes ? Comment définir au mieux l'erreur de représentativité des données dans ce cas ?
- **L'inclusion de particules non sphériques**. Dans tout ce travail de thèse, nous avons considéré les aérosols comme étant de particules sphériques. Cependant, pour les cas des vraies observations analysés au chapitre 5, Waquet et al. (2005) ont signalé la présence de particules non sphériques. Le fait de ne pas prendre en compte cette non sphéricité des aérosols introduit une erreur dans l'inversion qu'est plus importante à 180°. Une faiçon de traiter ceci serait de tenir compte de la non sphéricité dans la fonction de phase. Une autre méthode consiste à appliquer un paramètre de non sphéricité à la fonction de phase sphérique employée pour calculer le signal lidar et essayer d'ajuster ce paramètre afin de réduire l'erreur entre les valeurs observées et calculées (Kaufman et al., 2003). Néanmoins, nous avons choisi de ne pas prendre en compte l'effet des particules non sphériques dans notre schéma parce que ceci représente une première approche pour l'application des techniques variationnelles pour l'inversion synergétiques des mesures lidar et radiométriques.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

- **La définition d'un indicateur de qualité de l'inversion**. Peut-être aussi important que l'inversion elle-même est l'indicateur de sa qualité. La question de comment définir la qualité de l'inversion n'a pas été explorée dans ce travail. Dans toute la thèse, nous avons attribué peu de poids à l'ébauche et nous étions donc en mesure d'inverser les vraies valeurs de la variable de contrôle. Nous avons défini le succès ou la qualité d'une expérience selon sa capacité à retrouver ces vraies valeurs. Cependant, ceci implique une connaissance complète dans la définition des erreurs et de la description des phénomènes physiques. Ceci n'est pas le cas dans une inversion avec des vraies mesures où la caractérisation d'erreur est incomplète et les modèles ne sont pas parfaits. Avec une meilleure caractérisation de l'erreur de l'ébauche et ainsi de la matrice B, le terme correspondant à l'ébauche gagne du poids dans la minimisation. Dans ces circonstances, la variable recherchée représente un compromis entre les observations et l'ébauche. Par conséquent, le résultat de l'inversion ne sera plus les vraies valeurs, comme cela a été le cas dans la plupart des expériences de cette thèse, mais se trouvera donc entre les vraies valeurs et l'ébauche. La définition de la qualité de l'inversion devrait inclure ce compromis et en même temps fournir de l'information sur la confiance de l'inversion.

Les expériences d'inversion présentée dans la thèse représentent seulement une application possible du schéma d'inversion développé. Il existe d'autres applications :

- **La détermination de l'intensité de sources**. Dans la dernière partie de la thèse nous avons présenté des résultats préliminaires pour l'inversion de sources par l'assimilation variationnelle. Ceux-ci ont montré la possibilité de restituer les flux d'émission en utilisant un modèle simplifié du cycle des aérosols dans un modèle de circulation générale. Cette assimilation utilise comme observation l'épaisseur optique, mais l'inclusion d'un modèle de transfert radiatif pour la luminance et son adjoint permettrait d'assimiler directement les mesures satellitaires et de s'affranchir des hypothèses faites sur les modèles d'aérosols dans l'inversion satellitaire.
- **L'exploration de l'inversion avec un lidar fictif fonctionnant à des longueurs d'onde différentes ou opérant à plus de longueurs d'onde**. L'analyse de la matrice adjointe a montré que le signal lidar à 532 et 1064 nm est plus sensible au mode grossier. Est-ce que le fait de faire des mesures à d'autres longueurs d'onde pourrait améliorer l'inversion ? Il y a certainement aussi de raisons techniques qui expliquent le choix des longueurs d'onde d'un instrument, mais du point de vue de l'inversion, quelle serait l'impact sur l'inversion d'utiliser des longueurs d'onde plus courtes ? ou plus longues ? est-ce que il y a des longueurs d'onde plus appropriées ? La synergie instrumentale devenant de plus en plus importante, notre schéma d'inversion permet d'explorer la synergie entre plusieurs instruments et ainsi trouver les conditions optimales pour la conception de futurs projets où l'on combine de multiples instruments comme dans l'A-train. Notre schéma considère seulement le signal lidar et la radiance, mais en appliquant la même technique, d'autres instruments ou mesures peuvent aussi être inclus.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

- **L'inversion en utilisant des longueurs d'onde dans l'ultraviolet**. Pour des longueurs d'onde dans l'ultraviolet (UV), l'effet de la diffusion moléculaire commence à devenir plus important qu'aux longueurs d'onde plus longues. En plus, l'absorption des aérosols est aussi importante à cette longueur d'onde. Ceci fait que la réflectance est sensible à la position des aérosols par rapport à la diffusion moléculaire. Les réflectances dans les longueurs d'onde de l'UV contiennent donc de l'information sur l'absorption et la distribution verticale des aérosols. L'inversion variationnelle avec un modèle qui décrit cet effet entre diffusion moléculaire et absorption des aérosols dans l'UV pourrait contribuer à déterminer l'altitude de la couche d'aérosol.
- **L'assimilation variationnelle à 3 ou 4 dimensions**. Jusqu'ici, nous avons appliqué le schéma d'inversion à une colonne, technique également connue sous le nom d'inversion 1D-Var. Ceci représente seulement la première étape vers une inversion variationnelle tridimensionnelle (3D-Var) et l'inversion variationnelle quadridimensionnelle (4D-Var) si l'adjoint est dérivé aussi par rapport au temps. Les modifications qu'il faut inclure pour appliquer le schéma courant au 3D-Var sont mineures en comparaison au travail déjà effectué. Ensuite, si les résultats de l'inversion sont employés directement pour contraindre un modèle de transport par exemple, le schéma d'inversion devient un schéma d'assimilation. Le schéma d'inversion développé a le gros avantage qu'il permet d'exploiter la synergie des instruments dans la constellation des satellites de l'A-train. En reliant le schéma à un modèle de circulation générale, on pourrait contraindre le transport des aérosols en utilisant les instruments dans l'A-train. Ceci permettrait d'aborder des questions liées à la qualité de l'air, l'impact radiatif et toute autre question sensible à la structure verticale des aérosols. Cette étude considère seulement deux instruments mais d'autres instruments peuvent aussi être inclus et ainsi mieux exploiter la synergie disponible grâce à l'A-train.

Les méthodes variationnelles sont des outils puissants. Ils offrent une vaste gamme d'applications dans de multiples domaines des sciences atmosphériques, toutefois leur application dans l'inversion de propriétés d'aérosols est encore limitée. Cette thèse contribue au développement d'un schéma d'assimilation variationnelle capable d'exploiter la synergie entre mesures lidar et radiométriques. Les résultats obtenus au cours de cette thèse sont très encourageants : l'application de l'inversion variationnelle aux observations de lidar et du radiomètre introduit des améliorations sur les profils du coefficient d'extinction et du rayon modal pour les modes fin et grossier. De plus, il y a des perspectives pour améliorer l'inversion et ainsi exploiter encore mieux la synergie entre le lidar CALIOP et le radiomètre MODIS d'une part, et entre les observations et les modèles d'autre part.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Annexe A

Article publié pendant la thèse

Un article qui n'est pas lié à la thèse à été publié dans le *Geophysical Research Letters* en octobre 2006. Cet article concerne le cycle de soufre dans la région nord du Chili. Une partie du travail publié a été commencé au Chili mais la plupart des calculs et la rédaction finale de l'article ont été faites en même temps que la thèse.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

GEOPHYSICAL RESEARCH LETTERS, VOL. 33, L19819, doi:10.1029/2006GL026921, 2006

Offshore transport episodes of anthropogenic sulfur in northern Chile: Potential impact on the stratocumulus cloud deck

N. Huneeus
Laboratoire d'Optique Atmosphérique, CNRS UMR 8518, Université des Sciences et Technologies de Lille, Villenueve d'Ascq, France

L. Gallardo
Center for Mathematical Modeling, University of Chile, CNRS UMI 2807, Casilla, Santiago, Chile

J. A. Rutllant
Department of Geophysics, University of Chile, Santiago, Chile

Abstract

An outstanding meteorological feature appearing off the coast in Central and Northern Chile is the persistent stratus cloud deck under the subtropical Pacific High. It has a large impact on the regional and global energy balance and atmospheric circulation. In connection with mid-latitude synoptic-scale disturbances, subsiding easterly flow down the subtropical Andes often occurs in Northern Chile allowing large anthropogenic emissions of oxidized sulfur that take place in the region to reach the stratus deck. We explore the potential impact of anthropogenic emitted sulfur on the stratus deck associated with strong easterly flow events that occur on the average 4 to 8 times per year. A representative transport event is simulated using a 3-D transport chemistry model and the results are compared with satellite observations of cloud droplet number concentration. Although not conclusive, this preliminary study reveals a potential perturbation of the subtropical stratocumulus deck due to anthropogenic sulfur aerosols.

Received 16 May 2006; accepted 30 August 2006; published 13 October 2006.

Index Terms: 0345 Atmospheric Composition and Structure: Pollution: urban and regional (0305, 0478, 4251); 3311 Atmospheric Processes: Clouds and aerosols; 3355 Atmospheric Processes: Regional modeling.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

Bibliographie

[1] Ackerman, A. S., O. B. Toon, D. E. Stevens, A. J. Heymsfield, V. Ramanathan, and E. J. Welton (2000), Reduction of tropical cloudiness by soot. *Science*, *288*, 1042–1047.

[2] Anderson, T. L., R. J. Charlson, N. Bellouin, O. Boucher, M. Chin, S. A. Christopher, J. Haywood, Y. Kaufman, S. Kinne, J. A. Ogren, L. A. Remer, T. Takemura, D. Tanré, C. R. Trepte, B. A. Wielicki, D. M. Winker, and H. Yu (2005), A-Train strategy for quantifying direct climate forcing by aerosols, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, *86*(12), 1795-1809.

[3] Araya-Polo, M., and L., Hascoët (2004), Domain of validity of derivatives computed by automatic differentiation, *Rapport de recherche N° 5237*, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), 16 pp.

[4] Bates, T. S., T. L. Anderson, T. Baynard, T. Bond, O. Boucher, G. Carmichael, A. Clarke, C. Erlick, H. Guo, L. Horowitz, S. Howell, S. Kulkarni, H. Maring, A. McCominskey, A. Middlebrook, K. Noone, C. D. O'Dowd, J. Ogren, J. Penner, P. K. Quinn, A. R. Ravishankara, D. L. Savoie, S. E. Schwartz, Y. Shinozuka, Y. Tang, R. J. Weber, and Y. Wu (2006), Aerosol direct radiative effects over the northwest Atlantic, northwest Pacific, and North Indian Oceans : estimates based on in–situ chemical and optical measurements and chemical transport modeling, *Atmos. Chems. Phys.*, *6*, 1657–1732.

[5] Bellouin, N., O. Boucher, J. Haywood, and M. S. Reddy (2005), Global estimate of aerosol direct radiative forcing from satellite measurements, *Nature*, *438*, 1138-1141.

[6] Boucher, O. (1995), *Etude de quelques interactions aérosol-nuage-rayonnement : modélisation et simulations avec un modèle de circulation générale*, Thèse de doctorat de l'Université Paris VI, 223 pp.

[7] Boucher, O., and T. L. Anderson (1995) GCM assessment of the sensitivity of direct climate forcing by anthropogenic sulfate aerosols to aerosol size and chemistry, *J. Geophys. Res.*, *100*, 26117–26134.

[8] Boucher, O. and M. Pham (2002), History of sulfate aerosol radiative forcings. *Geophys. Res. Lett.*, *29*(9), 1308, doi :10.1029/2001GL014048.

[9] Boucher, O., M. Pham, and C. Venkataram (2002), Simulation of the atmospheric sulfur cycle in the Laboratoire de Météorologie Dynamique general circulation model : Model description, model evaluation, and global and european bud-

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

gets, *Note Sci. IPSL 23*, 27 pp., Inst. Pierre Simon Laplace, Paris. (Available at http ://www.ipsl.jussieu.fr/poles/Modelisation/NotesSciences.htm)

[10] Boucher, O., G. Myhre, and A. Myhre (2004), Direct human influence of irrigation on atmospheric water vapor and climate, *Clim. Dyn.*, *22*, 597-603.

[11] Boucher, O., et M. Vespirini (2005), *Physique et chimie de l'atmosphère*, Delmas, R., G. Mégie, et V.-H. Peuch (Eds), 640 pp., Editions Belin, Paris, France.

[12] Bouttier, F., and P. Courtier (1999), Data assimilation concepts and methods, *Lecture note*, Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme, 59 pp.

[13] Brasseur, G. P., R. G.Prinn, A. A. P. Pszenny (Eds) (2003), *Atmospheric Chemistry in a changing world*, An integration and synthesis of a decade of tropospheric chemistry research, 300 pp., Springer-Verlag, Heidelberg, Allemagne.

[14] Bréon, F.- M., D. Tanré, and S. Generoso (2002), Aerosol effect on cloud droplet size monitored from satellite, *Science*, *295*, 834-838.

[15] Brogniez, G., F. Parol, L. Bécu, J. Pelon, O. Jourdan, J.-F. Gayet, F. Auriol, C. Verwaerde, J.-Y. Balois, and B. Damiri (2004), Determination of cirrus radiative parameters from combination between active and passive remote sensing measurements during FRENCH/DIRAC 2001, *Atmos. Res.*, *72*, 425-452.

[16] Byrd, R.H., P., Lu, J., Nocedal, and C. Zhou (1994), A limited memory algorithm for bound constrained optimization, *Rapport Technique NAM-08*, Northwestern University, University of Colorado, Boulder, Colorado, USA, 24 pp.

[17] Charlson, R. J., S. E. Schwartz, J. M. Hales, R. D. Cess, J. A. Coakley, J. E. Hansen, and D. J. Hofmann (1992), Climate forcing by anthropogenic aerosols, *Science*, *255*, 423–430.

[18] Chazette, P. (2003), The monsoon aerosol extinction properties at Goa during INDOEX as measured with Lidar, *J. Geophys Res.*, *108* (D6), 4187, doi :10.1029/2002JD00274.

[19] Chevallier, F., M. Fisher, P. Peylin, S. Serrar, P. Bousquet, F.-B. Bréon, A. Chédin, and P. Ciais (2005), Inferring CO_2 sources and sinks from satellite observations : Method and application to TOVS data, *J. Geophys. Res*, *110*, D24309, doi :10.1029/2005JD006390.

[20] Chevallier, F., F.-B. Bréon, and P. Rayner (2007), The contribution of the orbiting carbon observatory to the estimation of CO_2 sources and sinks : theoretical study in a variational data assimilation framework, submitted to *J. Geophys. Res.*.

[21] Chung, E. C, V. Ramanathan, D. Kim, and I. A. Podgorny (2005), Global anthropogenic aerosol direct forcing derived from satellite and ground-based observations, *J. Geophys. Res.*, *110*, D24207, doi :10.1029/2005JD006356.

[22] Collins, W. D., P. J. Rasch, B. E. Eaton, B. V. Khattatov, J.- F. Lamarque, and C. S. Zender (2001), Simulating aerosols using a chemical transport model with assimilation of satellite aerosol retrievals : Methodology for INDOEX, *J. Geophys Res.*, *106*, 7313-7336.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

[23] Cooke, W. F., and J. J. N. Wilson (1996), A global black carbon aerosol model, *J. Geophys. Res.*, *101*, 19395-19409.

[24] Cooke, W. F., C. Liousse, H. Cachier, and J. Feichter (1999), Construction of a $1^\circ \times 1^\circ$ fossil fuel emission data set for carbonaceous aerosol and implementation and radiative impact in the ECHAM4 model, *J. Geophys. Res.*, *104*, 22137-22162.

[25] Cosme, E., C. Genthon, P. Martinerie, O. Boucher, and M. Pham (2002), The sulfur cycle at high-southern latitudes in the LMD-ZT general circulation model, *J. Geophys. Res.*, *107*(D23), 4690, doi :10.1029/2002JD002149.

[26] Courtier, P., J.- N. Thépaut, and A. Hollingsworth (1994), A strategy for operational implementation of 4D-Var, using an incremental approach, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, *120*, 1367–1387.

[27] Daley, R. (2000), *Atmospheric data analysis*, Cambridge atmospheric and space science series, 457 pp., Cambridge University Press, United Kingdom.

[28] Deuzé, J.-L., P. Goloub, M. Herman, A. Marchand, G. Perry, S. Susana, and D. Tanré (2000), Estimate of the aerosol properties over ocean with POLDER, *J. Geophys. Res.*, *105*, 15329–15346.

[29] Deuzé, J.-L., F.-M. Bréon, C. Devaux, P. Goloub, M. Herman, B. Lafrance, F. Maignan, A. Marchand, F. Nadal, G. Perry, and D. Tanré (2001), Remote sensing of aerosols over land surfaces from POLDER-ADEOS-1 polarized measurements, *J. Geophys Res.*, *106*, 4913–4926.

[30] Dubovik, O., and M. D. King (2000), A flexible inversion algorithm for retrieval of aerosol optical properties from sun and sky radiance measurements, *J. Geophys Res.*, *105* (D16), 20673–20696.

[31] Dubovik, O., B. Holben, T. F. Eck, A. Smirnov, Y. J. Kaufman, M. D. King, D. Tanré, and I. Slutsker (2002), Variability of absorption and optical properties of key aerosol types observed in worldwide locations, *J. Atmos. Sci.*, *59*, 590–619.

[32] Dusek, U., G. P. Frank, L. Hildebrandt, J. Curtius, J. Schneider, S. Walter, D. Chand, F. Drewnick, S. Hings, D. Jung, S. Borrmann, and M. O.Andreae (2006), Size matters more than chemistry for cloud-nucleating ability of aerosol particles, *Science*, *312*, 1375–1378.

[33] Errico, R. M. (1997), What is an adjoint model ?, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, *78*(11), 2577-2591.

[34] Global & regional Earth-system Monitoring using Satellite and in-situ data (GEMS) (2004), *Description of work*, Sixth framework programme priority, 496 pp.

[35] Gilbert, J. C., and C. Lemaréchal (1995), The modules M1QN3 : Version 3.1 (June 2006), *Documentation technique*, 16 pp.

[36] Gong, S. L., L. A. Barrie, J. P. Blanchet, K. von Salzen, U. Lohmann, G. Lesins, L. Spacek, L. M. Zhang, E. Girard, H. Lin, R. Leaitch, H. Leighton, P. Chylek, and P. Huang (2003), Canadian Aerosol Module : A size-segregated simulation of atmospheric aerosol processes for climateand air quality models 1. Module development, *J. Geophys. Res.*, *108*(D1), 4007, doi :10.1029/2001JD002002

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

[37] Guelle, W., Y. J. Balkanski, M. Schulz, B. Marticorena, H. Bergametti, C. Moulin, R. Arimoto, and K. D. Perry (2000), Modeling the atmospheric distribution of mineral aerosol : Comparison with ground measurements and satellite observations for yearly and sinoptic timescales over the North Atlantic, *J. Geophys Res.*, *105*, 1997–2012.

[38] Hascoët, L., and V. Pascual (2004), TAPENADE 2.1 user's quide, *Rapport Technique N° 0300*, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), 78 pp.

[39] Hascoët, L. (2004), TAPENADE : A tool for automatic differentiation for programs, *European congress on computational methods in applied sciences and engineering*, ECCOMAS, 14 pp.

[40] Haywood, J., and O. Boucher (2000), Estimates of the direct and indirect radiative forcing due to tropospheric aerosols : a review, *Rev. Geophys*, *38*, 513-543.

[41] Herman, M., J.–L. Deuzé, A. Marchand, B. Roger, and P. Lallart (2005), Aerosol remote sensing from POLDER/ADEOS over the ocean : Improved retrieval using a nonspherical particle model, *J. Geophys. Res.*, *110*, D10S02, doi :10.1029/2004JD004798.

[42] Holben, B. N., T. F. Eck, I. Slutsker, D. Tanré, J.-P. Buis, A. Setzer, E. Vermote, J. A. Reagan, Y. J. Kaufman, T. Nakajima, F. Lavenu, I. Jankowiak, and A. Smirnov (1998), AERONET - A federated instrument network and data archive for aerosol characterization, *Remote Sens. Environ.*, *66*, 1-13.

[43] Huang, X. Y, and X. Yang (1996), Variational data assimilation with the Lorenz model, Technical note, Danish Meteorological Institute, Copenhagen, Denmark, 42 pp.

[44] Ide, K., P. Courtier, M. Ghil, and A. C. Lorenc (1997), Unified notation for data assimilation : Operational, sequential and variational, *J. Met. Soc. Japan*, *75*, No 1B, 181-189.

[45] Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (2001), Climate change 2001 : The scientific basis. In : Houghton, J. T., Y. Ding, D. J. Griggs, M. Noguer, P. J. van der Linden, X. Dai, K. Maskell, C. A. Johnson (Eds) IPCC third assessment report : Climate change 2001. Cambridge University Press, Cambridge.

[46] Janiskova, M. (2001), Tangent linear and adjoint coding, *Lecture note*, Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme, 15 pp.

[47] Janiskova, M., and J.–J. Morcrette (2005), Investigation of the sensitivity of the ECMWF radiation scheme to input parameters using adjoint technique, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, *131*, 1975-1996.

[48] Johnson, B. T., K. P. Shine, and P. M. Forster (2004), The semi-direct aerosol effect : Impact of absorbing aerosols on marine stratocumulus, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, *130*, 1407-1422.

[49] Kattawar, G. W., and G. N. Plass (1967), Electromagnetic scattering from absorbing spheres, *Appl. Opt*, *6*, 1377-1382.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

[50] Kaufman, Y. J., D. Tanré, L. A. Remer, E. F. Vermote, A. Chu and B. N. Holben (1997), Operational remote sensing of tropospheric aerosol over land from EOS moderate resolution imaging spectroradiometer. *J. Geophys. Res.*, *102*, 17051–17067.

[51] Kaufman, Y. J., D. Tanré, and O. Boucher (2002), A satellite view of aerosols in the climate system, *Nature*, *419*, 215-223.

[52] Kaufman, Y. J., D. Tanré, J.- F. Léon, and J. Pelon (2003), Retrievals of fine and coarse aerosols using lidar and radiometric space measurements, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, *41*, 1743-1754.

[53] Kaufman, Y. J., O. Boucher, D. Tanré, M. Chin, L. A. Remer, and T. Takemura (2005), Aerosol anthropogenic component estimated from satellite data, *Geophys. Res. Lett.*, *32*, L17804, doi :10.1029/2005GL023125.

[54] King, M. D., Y. J. Kaufman, W. P. Menzel, and D. Tanré (1992), Remote sensing of cloud, aerosol, and water vapor properties from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, *30*(1), 2-27.

[55] King, M. D., Y. J. Kaufman, D. Tanré, and T. Nakajima (1999), Remote sensing of tropospheric aerosol from space : Past, present, and future, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, *80*(11), 2229-2259.

[56] Kinne, S., U. Lohmann, J. Feichter, M. Schulz, C. Timmreck, S. Ghan, R. Easter, M. Chin, P. Ginoux, T. Takemura, I. Tegen, D. Koch, M. Herzog, J. E. Penner, G. Pitari, B. Holben, T. Eck, A. Smirnov, O. Dubovik, I. Slutsker, D. Tanré, O. Torres, M. Mishchenko, I. Geogdzhayev, D. A. Chu, and Y. Kaufman (2003), Monthly averages of aerosol properties : A global comparison among models, satellite data and AERONET ground data, *J. Geophys. Res.*, *108*(D20), 4634, doi :10.1029/2001JD001253.

[57] Kinne, S., M. Schulz, C. Textor, S. Guibert, Y. Balkanski, S. E. Bauer, T. Bernsten, T. F. Berglen, O. Boucher, M. Chin, W. Collins, F. Dentener, T. Diehl, R. Easter, J. Feichter, D. Fillmore, S. Ghan, P. Ginoux, S. Gong, A. Grini, J. Hendricks, M. Herzog, L. Horowitz, I. Isaksen, T. Iversen, A. Kirkevåg, S. Kloster, D. Koch, J. E. Kristjansson, M. Krol, A. Lauer, J. F.Lamarque, G. Lesins, X. Liu, U. Lohmann, V. Montanaro, G. Myhre, J. E. Penner, G. Pitari, S. Reddy, O. Seland, P. Stier, T. Takemura, and X. Tie (2006), An AeroCom initial assessment-optical properties in aerosol component modules of global models, *Atmos. Chems. Phys.*, *6*, 1815-1834.

[58] Köpke, P., M. Hess, I. Schult, and E. P. Shettle (1997), Global aerosol data set, *Tech. Rep. 243*, pp. 103–158, Max-Planck Inst. für Meteorol., Hamburg.

[59] Lacis, A. A., M. I. Mishchenko, B. E. Carlson, and Y. Feng, Parametrization of relative humidity effects of hygroscopic aerosols in a climate GCM, (in preparation).

[60] Le Dimet, F. X., and O. Talagrand (1986), Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations : Theoretical aspects. *Tellus*, *38A*, 97-110.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

[61] Léon, J.–F., D. Tanré, J. Pelon, Y. J. Kaufman, J. M. Haywood, and B. Chatenet (2003), Profiling of a Saharan dust outbrake based on a synergy between active and passive remote sensing, *J. Geophys. Res.*, *108* (D18), doi :10.1029/2002JD002774.

[62] Levy, R. C., L. A. Remer, D. Tanré, Y. J. Kaufman, C. Ichoku, B. N. Holben, J. M. Livingston, P. B. Russell, and H. Maring (2003), Evaluation of the Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) retrievals of dust aerosol over the ocean during PRIDE, *J. Geophys. Res.*, *108*(D19), 8594,doi :101029/2002JD002460.

[63] Marks, C., and C. Rodgers (1993), A retrieval method for atmospheric composition from limb emission measurement, *J. Geophys Res.*, *98*, 14939-14953.

[64] Menon, S., J. Hansen, L. Nazarenko, and Y. Luo (2002), Climate effects of black carbon aerosols in China and India, *Science*, *297*, 2250-2253.

[65] Miura, T., A.R. Huete, and H. Yoshioka (2000), Evaluation of sensor calibration uncertainties on vegetation indices for MODIS, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, *38*(3), 1399-1409.

[66] Monahan, E. C., D. E. Spiel, and K. L. Davidson (1986), *A model of marine aerosol generation via whitecaps and wave disruption, in oceanic whitecaps*, edited by E. C. Monahan and G. Mac Niocail, pp. 167-174, Springer, New York.

[67] Müller, D., K. Franke, F. Wagner, D. Althausen, A. Ansmann, and J. Heintzenberg (2001), Vertical profiling of optical and physical particle properties over the tropical Indian Ocean with six-wavelength lidar : 2. Case studies, *J. Geophys. Res.*, *106* (D22), 28,577-28,595.

[68] Olivier, J. G. J., and J. J. M. Berdowski (2001), Global emissions sources and sinks, *The Climate System* , edited by J. Berdowski, R. Guicherit, et B. J. Heij, pp. 33-78, A. A. Balkerna, Brookfield, Vt.

[69] O'Dowd, C. D., B. Davison, J. A. Lowe, M. H. Smith, R. M. Harrison, and C. N. Hewitt (1997), Biogenic sulphur emissions and inferred sulphate CCN concentrations in and around Antarctica, *J. Geophys Res.*, *102*, 12839-12854.

[70] Ovigneur, B. (2005), *Description des propriétés macrophysiques et microphysiques des nuages par télédétection active et passive – Application à la campagne aéroportée FRENCH \DIRAC*, Thèse de doctorat de l'Université de sciences et technologie de Lille, 266 pp.

[71] Penner, J. E., S. Y. Zhang, M. Chin, C. C. Chuang, J. Feichter, Y. Feng, I. V.Geogdzhayev, P. Ginoux, M. Herzog, A. Higurashi, D. Koch, C. Land, U. Lohmann, M. Mishchenko, T. Nakajima, G. Pitari, B. Soden, I. Tegen, and L. Stowe (2002), A comparison of model- and satellite-derived aerosol optical depth and reflectivity, *J. Atmos. Sci.*, *59*, 441-460

[72] Penner, J. E., X. Dong, and Y. Chen (2004), Observational evidence of a change in radiative forcing due to the indirect aerosol effect, *Nature*, *427*, 231-234.

[73] Penner, J. E., J. Quaas, T. Storelvmo, T. Takemura, O. Boucher, H. Guo, A. Kirkevåg, J. E. Kristjánsson, and Ø. Seland (2006), Model intercomparison of indirect effects, *Atmos. Chem. Phys. Discuss.*, *6*, 1579-1617.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

[74] Pelon, J., P. H. Flamant, and M. Meisonnier (1990), The French airborne backscatter lidar Leandre-1 : Conception and operation, Paper presented at *15th International Laser Radar Conference*, Int. Coord., Gr. on Laser Atmos. Stud., Tomsk.

[75] Quaas, J., O. Boucher, and F.-M. Bréon (2004), Aerosol indirect effects in the POLDER satellite data and the Laboratoire de Météorologie Dynamique-Zoom (LMDZ) general circulation model, *J. Geophys. Res.*, *109*, D08205, doi :10.1029/2003JD004317.

[76] Rabier, F., and P. Courtier (1992), Four-dimensional assimilation in the presence of baroclinic instability, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, *118*, 649–672.

[77] Ramanathan, V., P.J. Crutzen, J.T. Kiehl, and D. Rosenfeld (2001), Aerosols, climate and the hydrological cycle, *Science*, *294*, 2119-2124.

[78] Reddy, M. S., and O. Boucher (2004), A study of the global cycle of carbonaceus aerosols in the LMDZT general circulation model, *J. Geophys. Res.*, *109*, D14202, doi :10.1029/2003JD004048.

[79] Reddy, M. S., O. Boucher, N. Bellouin, M. Schulz, Y. Balkanski, J.-L. Dufresne, and M. Pham (2005), Estimates of global multicomponent aerosol optical depth and direct radiative perturbation in the Laboratoire de Météorologie Dynamique general circulation model, *J. Geophys. Res.*, *110*, D10S16, doi :10.1029/2004JD004757.

[80] Remer, L.A., Y.J. Kaufman, D. Tanré, S. Mattoo, D.A. Chu, J.V. Martins, R.-R. Li, C. Ichoku, R.C. Levy, R.G. Kleidman, T.F. Eck, E. Vermote, and B.N. Holben (2005), The MODIS aerosol algorithm, products and validation, *J. Atmos. Sci.*, *62*, 947-973.

[81] Rodgers, C.D. (2000), *Inverse methods for atmospheric sounding : Theory and practice*, 238 pp., World Sci., Tokyo

[82] Rosenfeld, D. (2000), Suppression of rain and snow by urban and industrial air pollution, *Science*, *287*, 1793-1796.

[83] Rosenfeld, D., R. Lahav, A.P. Khain, and M. Pinsky (2002), The role of sea spray in cleansing air pollution over ocean via cloud processes, *Science*, *297*, 1667-1670.

[84] Seinfeld, J., and S. Pandis (1998), *Atmospheric chemistry and physics. From air pollution to climate change*, Ed. John Wiley and Sons, Inc., New York.

[85] Simmons, A. J., and J. K. Gibson (2000), The ERA-40 project plan, *ERA-40 Proj. Rep. Ser. 1*, 63 pp., Eur. Cent. for Med.-Range Weather Forecast, Reading, UK (disponible sure le site http ://www.ecmwf.int/publications/)

[86] Stephens, G.L., R. J. Engelen, M. Vaughan, and T. L. Anderson (2001), Toward retrieving properties of the tenuous atmosphere using space-based lidar measurements, *J. Geophys Res.*, *106*, 28143-28157.

[87] Talagrand, O., (1991), The use of adjoint equations in numerical modelling of the atmospheric circulation, *Proceedings of workshop on Automatic differentiation of algorithms : theory, implementation and application*, A. Griewank and G. G. Corliss editors, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia,15 pp.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

[88] Talagrand, O. (1997), Assimilation of observations, an introduction, *J. Met. Soc. Japan, Special issue*, *75*(1B), 191-209.

[89] Tanré, D., Y. Kaufman, M. Herman, and S. Mattoo (1997), Remote sensing of aerosol properties over oceans using the MODIS/EOS spectral radiances, *J. Geophys. Res.*, *102*, 16971–16988.

[90] Textor, C., M. Schulz, S. Guibert, S. Kinne, Y. Balkanski, S. E. Bauer, T. Bernsten, T. F. Berglen, O. Boucher, M. Chin, F. Dentener, T. Diehl, R. Easter, J. Feichter, D. Fillmore, S. Ghan, P. Ginoux, S. Gong, A. Grini, J. Hendricks, L. Horowitz, P. Huang, I. Isaksen, T. Iversen, S. Kloster, D. Koch, A. Kirkevåg, J. E. Kristjansson, M. Krol, A. Lauer, J. F.Lamarque, X. Liu, V. Montanaro, G. Myhre, J. E. Penner, G. Pitari, S. Reddy, Ø. Seland, P. Stier, T. Takemura, and X. Tie (2006), Analysis and quantification of the diversities of aerosol life cycles within AeroCom, *Atmos. Chem. Phys.*, *6*, 1777-1813.

[91] Toon, O. B., and T. P. Ackerman (1981), Algorithms for the calculations of scattering by stratiefied spheres, *Appl. Opt.*, *20*, 3657-3660.

[92] Twomey, S., (1974), Pollution and the planetary albedo. *Atmos. Environ.*, *8*, 1251–1256.

[93] Vermote, E., D. Tanré, J. L. Deuzé, M. Herman, and J. J. Morcrette (1997), Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum : An overview, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, *35*(3), 675–686.

[94] Vermote, E., D., Tanré, J.L., Deuzé, M., Herman, and J.J. Morcrette (1997), Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, *6S User guide version 2*, 53 pp.

[95] Volz, F. (1973), Infrared optical constants of ammonium sulfate, Sahara dust, volcanic pumice, and fly ash, *Appl. Opt.*, *12*, 564–568.

[96] Waquet, F., J.-F. Léon, P. Goloub, J. Pelon, D. Tanré, and J.-L. Deuzé (2005), Maritime and dust aerosol retrieval from polarized and multispectral active and passive sensors, *J. Geophys Res.*, *110*, D10S10, doi :10.1029/2004JD004839.

[97] Winker, D. M., W. Hunt, and C. Hostetler (2004), Status and performance of the CALIOP lidar, *Proc. SPIE*, *5575*, 8-15.

[98] Wiscombe, W. J. (1980), Improved Mie scattering algorithms, *Appl. Opt.*, *19*, 1505-1509.

[99] Yang, W., I.M., Navon and Ph., Courtier (1996), A new Hessian preconditioning method applied to variational data assimilation experiments using NASA general circulation models, *Mon. Wea. Rev.*, *124*, 1000-1017.

[100] Yu, H., Y. J. Kaufman, M. Chin, G. Feingold, L. A. Remer, T. L. Anderson, Y. Balkanski, N. Bellouin, O. Boucher, S. Christopher, P. DeCola, R. Kahn, D. Koch, N. Loeb, M. S. Reddy, M. Schulz, T. Takemura, and M. Zhou (2006), A review of measurement-based assessment of aerosol direct radiative effect and forcing, *Atmos. Chem. Phys.*, *6*, 613-666.

© 2007 Tous droits réservés.
http://www.univ-lille1.fr/bustl

Thèse de Nicolas Huneeus, Lille 1, 2007

[101] Zhu, C., R.H., Byrd, P. Lu, and J. Nocedal (1994), L-BFGS-B : Fortran subroutines for large bound constrained optimization, *Rapport Technique NAM-11*, Northwestern University, University of Colorado, Boulder, Colorado, USA, 11 pp.

© 2007 Tous droits réservés.

http://www.univ-lille1.fr/bustl