



HAL
open science

Inversion neuro-variationnelle des images de la couleur de l'ocean - Restitution des proprietes optiques des aerosols et de la concentration en chlorophylle-a pour les eaux du cas I

Cédric Jamet

► **To cite this version:**

Cédric Jamet. Inversion neuro-variationnelle des images de la couleur de l'ocean - Restitution des proprietes optiques des aerosols et de la concentration en chlorophylle-a pour les eaux du cas I. Autre. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2004. Français. NNT: . tel-00007377

HAL Id: tel-00007377

<https://theses.hal.science/tel-00007377>

Submitted on 10 Nov 2004

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

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

UNIVERSITÉ DE PIERRE ET MARIE CURIE - PARIS VI
U.F.R. DE SCIENCES

THESE

Pour obtenir le grade de :
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE

Spécialité : **Méthodes Physiques en Télédétection**

Présentée et soutenue publiquement par
Cédric Jamet

Sujet de la thèse :

**Inversion neuro-variationnelle des images de la couleur de l'océan.
Restitution des paramètres optiques des aérosols et de la concentration en
chlorophylle-a pour les eaux du cas 1**

Membres du jury :

M. Maurice MILGRAM	LISIF	Président
M. Robert FROUIN	Scripps IO	Rapporteur
Mme. Bernadette DORIZZI	INT	Rapporteuse
M. Olivier TALAGRAND	LMD/IPSL	Examinateur
M. Cyril MOULIN	LSCE/IPSL	Examinateur
Mme Sylvie THIRIA	UVSQ	Directrice de thèse
M. Michel CREPON	LODYC/IPSL	Invité
M. Antoine MANGIN	ACRIst	Invité

Remerciement

Une page de remerciement ne peut pas commencer sans remercier la personne qui m'a lancé dans cette aventure pendant mon année de DESS, période où je cherchais un laboratoire pour faire une thèse, j'ai nommé Sylvie Thiria, ma directrice de thèse. Merci de m'avoir ouvert le monde de la recherche et plus particulièrement celui de la télédétection et des réseaux de neurones.

Je voudrais remercier les membres du jury et plus précisément Mme Dorizzi et Robert Frouin d'avoir acceptés d'être rapporteur.

Je souhaite remercier toutes les personnes avec qui j'ai travaillé et qui m'ont aidé dans ma quête du graal : les résultats. En premier lieu, Cyril Moulin du LSCE, qui a co-encadré ma thèse et qui m'a apporté toute l'expertise sur le domaine de la couleur de l'océan et sur les aérosols. Tu as su trouver régulièrement des issues à mes problèmes d'apprentissage de réseaux de neurones, de bases de données et les mots pour mes questions existentielles sur le contenu de ma thèse. Tu as été d'une aide précieuse. Et aussi les membres de l'équipe méthodes statistiques avancées du LODyC dans le désordre, Carlos, Charles, Awa, Julien, Benjamin, Michel, Mustapha, Meziane, Fouad.

Une pensée pour tous les membres du projet européen NAOC. C'était un plaisir de vous voir une fois par an à ces fameux meetings et merci pour vos attentions pendant mes aventures berlinoises.

Je remercie vivement ACRI-st qui a financé ma thèse et qui m'ont permis de travailler au LODyC.

Je voudrais aussi remercier toutes les personnes qui m'ont fourni directement ou indirectement des données théoriques et terrain. Cela m'a fait gagner un temps considérable. En premier lieu, je remercie Howard R. Gordon de l'Université de Miami qui a eu la gentillesse de partager ses tables pré-calculées. Cela a permis d'amorcer tout le travail. Je remercie de nouveau Cyril Moulin qui a mis à la disposition du projet NAOC trois années d'images SeaWiFS, grâce auxquelles j'ai testé mes inversions sur des cas réels. J'ai eu la chance de pouvoir valider les méthodes que j'ai mises au point à partir de données terrain. Pour la partie aérosols, un remerciement indirect à Jay Herman, Chuck McClain (SIMBIOS Project Science Team) et Sergio Pugnaghi qui sont les investigateurs principaux des stations AERONET. De la même façon pour la partie marine, je remercie Annick Bricaud du LOV pour avoir donné accès à ses campagnes de mesures in-situ.

Et enfin, je voudrais remercier toutes les personnes qui ont suivi mes moments de bonheur, de doute, d'énervement : Karine, Doud, Gros, Lucette, Je, Tom et tutti quanti.

Résumé

Les instruments optiques à bord de satellite mesurent le rayonnement solaire réfléchi par la mer et l'atmosphère. Ce rayonnement est fortement contaminé par son interaction avec l'atmosphère dans les longueurs d'ondes qui intéressent la couleur de l'océan. L'élimination préalable de cette contamination pour observer la véritable couleur de l'eau est appelé correction atmosphérique. Ce travail se focalise sur l'algorithme de correction atmosphérique du capteur SeaWiFS. Il montre l'apport des méthodes mathématiques que sont les réseaux de neurones artificiels et l'inversion variationnelle pour les algorithmes de correction atmosphérique. Une première inversion par réseaux de neurones dans le proche infra-rouge permet de restituer les propriétés optiques des aérosols. Ces restitutions sont comparées, sur la mer Méditerranée, avec les produits SeaWiFS et validées avec des mesures au sol, montrant une meilleure estimation du coefficient d'Angström et une estimation égale de l'épaisseur optique. La deuxième inversion se fait sur tout le spectre visible et proche infra-rouge en combinant réseaux de neurones et inversion variationnelle. Les cartes de chlorophylle-a sont comparées, sur la même zone, à des données in-situ montrant une meilleure estimation des faibles valeurs que l'algorithme SeaWiFS.

Abstract

The optical instruments on board satellite measure the solar radiation reflected by the sea and the atmosphere. This radiation is strongly contaminated by its interaction with the atmosphere in the wavelengths which interest the ocean color. The preliminary removal of this contamination to observe the true ocean color is called atmospheric correction. The work of this thesis is focused on the SeaWiFS atmospheric correction algorithm. It shows the contribution of mathematical methods which are the networks of artificial neurons and the variational inversion for the atmospheric correction algorithms. A first neural networks inversion in the infra-red allow to retrieve the optical properties of the aerosols. These restitutions are compared, on the Mediterranean Sea, with the SeaWiFS products and are validated with ground-based measurements, showing a better estimate of the Angström coefficient and an equal estimate of the optical thickness. The second inversion is done on all the spectrum visible and near infra-red by combining neural networks and variational inversion. The chlorophyll-a maps are compared, on the same region, with in-situ data showing a better estimate of weak values than the SeaWiFS algorithm.

Table des matières

Introduction	9
1 Corrections atmosphériques des images de la couleur de l’océan	15
1.1 Introduction	15
1.2 Grandeurs énergétiques utilisées en télédétection	15
1.2.1 Luminance	15
1.2.2 Réflectance	16
1.3 Modélisation de la réflectance mesurée par un capteur	17
1.3.1 Les composantes de la réflectance mesurée	17
1.3.2 L’équation du transfert radiatif	19
1.4 Propriétés optiques des aérosols	21
1.4.1 Définitions générales	21
1.4.2 Modèles d’aérosols de Shettle & Fenn	22
1.5 Principe des corrections atmosphériques	22
1.5.1 Modèles d’aérosols utilisés dans l’algorithme SeaWiFS	22
1.5.2 Description de l’algorithme de corrections atmosphériques SeaWiFS	24
1.6 Restitution de ρ_w et de chl- <i>a</i>	28
1.6.1 Algorithme OC2V4	28
1.6.2 Algorithme OC4V4	28
1.7 Conclusion	28
2 Approches neuronales de l’inversion	31
2.1 Préambule	31
2.2 Définitions	32
2.3 Apprentissage	34
2.3.1 Codage des données d’apprentissage	34
2.3.2 Apprentissage	35
2.3.3 Généralisation	36
2.4 Approximation de fonctions	38
2.4.1 La régression non-linéaire	38
2.4.2 La fonction de coût quadratique	38
2.5 PMC et modèle inverse	39
2.5.1 Inversion directe	40
2.5.2 Inversion par méthode adjointe	40
2.6 Conclusion	42

3	Recherche des paramètres atmosphériques et océaniques par méthodes neuronales	43
3.1	Base de données et procédure de validation	43
3.1.1	Bases de données atmosphériques et océaniques	43
3.1.2	Bases d'apprentissage, de validation et de test	44
3.2	Inversion directe dans le proche infrarouge : Détermination des paramètres atmosphériques	45
3.2.1	Inversion directe de α par PMC	47
3.2.2	Inversion directe de τ par PMC	48
3.2.3	Inversion directe de ω_0 par PMC	49
3.3	Inversion Neuro-Variationnelle : Recherche des paramètres océaniques et atmosphériques sur tout le spectre	50
3.3.1	Modélisation du transfert radiatif par PMC	50
3.3.2	Inversion variationnelle	54
3.4	Conclusion générale du chapitre	69
4	Inversion d'images SeaWiFS dans le proche infrarouge	71
4.1	Base de données et processus de validation	71
4.1.1	Présentation des images de ρ_{cor} traitées	71
4.1.2	Présentation de l'expérience AERONET	72
4.1.3	Procédure de validation	72
4.2	Comparaison de α et τ obtenus par PMCs et par l'algorithme SeaWiFS en fonction des mesures AERONET	77
4.2.1	Comparaison de α restitué par PMC- α et SeaWiFS en fonction de Aeronet- α	77
4.2.2	Comparaison de τ restitué par PMC- τ et SeaWiFS en fonction de Aeronet- τ	81
4.3	Comparaison spatiale de α et τ restitués par SeaWiFS et par PMCs	85
4.3.1	Analyse journalière des cohérences spatiales entre α et τ	85
4.3.2	Comparaison des cartes hebdomadaires de α et de τ	88
4.4	Conclusion	96
5	Inversion neuro-variationnelle d'images SeaWiFS dans le visible : Comparaison de chl-a	97
5.1	Comparaison avec des données <i>in-situ</i>	97
5.1.1	Procédure de validation	97
5.1.2	Comparaison de chl-a restituées par NeuroVaria	99
5.2	Comparaison saisonnière des chl-a obtenues par SeaWiFS et NeuroVaria	100
5.2.1	Procédure de validation	101
5.2.2	Analyse saisonnière des chl-a	101
6	Méthodes d'inversion appliquées aux aérosols absorbants : Résultats préliminaires	107
6.1	Introduction	107
6.2	Algorithme de correction atmosphérique pour les aérosols absorbants	108
6.2.1	Modèles d'aérosols de Junge	108
6.2.2	Modèle de réflectance marine	109
6.2.3	Restitution des paramètres aérosols et de chl-a	109
6.3	Résumé étendu de l'article	110

Conclusion	137
A rms et erreurs relatives sur ρ_{cor}, ρ_A, $t * \rho_w$ selon l'hypothèse sur la variation de (α, ω_0, τ)	141
B Cartes de vent	143
C Cartes de α obtenues par PMC-α et par SeaWiFS	145
D Cartes de τ obtenues par PMC-τ et par SeaWiFS	159
E Comparaison AERONET et PMC pour deux sites AERONET de la Mer Méditerranée	173

Introduction

Les organismes photosynthétiques présents dans la surface marine (phytoplancton), la matière organique dissoute et les sédiments affectent la signature spectrale de la lumière réfléchie par la couche supérieure de l'océan en augmentant les propriétés d'absorption et de diffusion de l'eau de mer. Ainsi, la "Couleur de l'Océan" varie d'un bleu profond en eaux pures à des verts sombres dans les eaux riches en phytoplancton ou à des verts "laiteux" dans les eaux riches en sédiments.

Dans l'océan ouvert, où le phytoplancton et les matériaux de dégradation associés sont les composants majeurs, la concentration en chlorophylle-a est habituellement utilisée comme un indicateur de la quantité de biomasse présente dans l'océan. Ce pigment, qui est contenu dans la grande majorité des organismes photosynthétiques, absorbe fortement le rayonnement solaire dans les longueurs d'onde bleues et faiblement dans la zone verte du spectre. Cette propriété spectrale permet de déterminer la concentration en chlorophylle-a à partir des observations de la couleur de l'océan. Les images fournies par le premier capteur spatial de couleur de l'océan, CZCS (Coastal Zone Color Scanner) [Gordon *et al.*, 1980, Hovis *et al.*, 1980] lancé en 1978, ont complètement bouleversé la façon dont les océanographes concevaient la répartition globale de la biomasse marine.

L'observation de la couleur de l'océan depuis l'espace permet en effet d'étudier la variabilité spatiale et temporelle de la biomasse marine à l'échelle régionale et globale. La figure 1 présente une carte annuelle de la concentration de chlorophylle-a pour l'ensemble du globe. Cette information est cruciale pour comprendre les écosystèmes marins et l'évaluation des flux d'énergie affectant les chaînes alimentaires. Le phytoplancton joue aussi le rôle de "pompe biologique de CO₂" en raison de sa capacité à fixer le dioxyde de carbone atmosphérique par photosynthèse de matière organique. Les programmes internationaux tels que IGBP (International Geosphere-Biosphere Programme) et JGOFS (Joint Global Ocean Flux Study) ont mis l'accent sur le rôle clé des océans dans le cycle global du carbone et donc sur les changements climatiques liés à l'effet de serre, la biomasse océanique étant à peu près aussi importante que la biomasse terrestre. Pour quantifier et modéliser ces effets, les cartes de pigment données par télédétection satellitale doivent être traduites en cartes de "production primaire" (assimilation du carbone par surface ou volume et unité de temps) via des modèles. De plus, le phytoplancton accroît le taux de réchauffement des couches supérieures de l'océan en concentrant l'absorption de l'énergie solaire dans les premiers mètres de la surface et par conséquent les flux d'oxygène et de CO₂ à l'interface océan/atmosphère. Enfin, le phytoplancton se comporte souvent comme traceur passif, si bien que la télédétection de la couleur de l'océan peut être utilisée pour décrire la dynamique méso-échelle des océans comme les tourbillons ou les méandres des grands courants tels que le Gulf Stream.

Les données de couleur de l'océan sont donc un outil précieux pour la validation des modèles numériques d'écosystèmes marins simulant les changements climatiques à 50-100 ans liés à l'effet de serre. Ces modèles deviennent de plus en plus raffinés, si bien que la seule

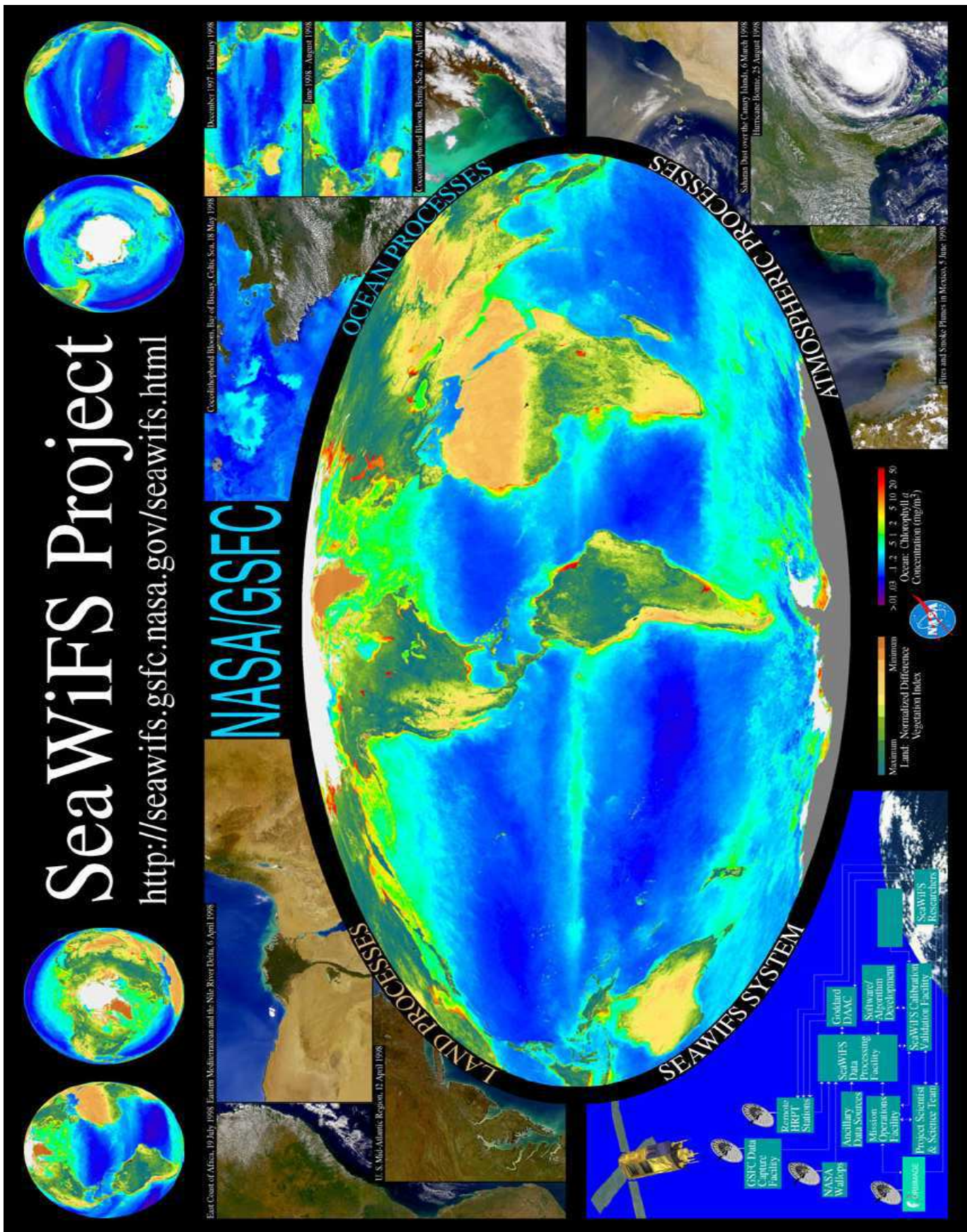


FIG. 1 – Carte annuelle de la concentration en chlorophylle-a

chl-a n'est plus suffisante pour valider leurs simulations qui incluent maintenant plusieurs espèces de phytoplancton qui ont toutes un impact différent sur le cycle du carbone océanique. Le challenge pour l'océanographie spatiale dans les années à venir est donc de détecter les principales espèces de phytoplancton, comme l'ont souligné les membres de l'IGBP et du SCOR (Scientific Committee on Ocean Research). Pour ce faire, il faudra des capteurs plus précis, dotés d'une meilleure résolution spectrale et spatiale et développer des algorithmes d'inversion plus sophistiqués et plus performants. C'est dans ce cadre que se situe ce travail exploratoire dont l'objectif est d'appliquer des méthodes statistiques avancées pour le traitement des mesures spatiales de la couleur de l'océan et de retrouver les cartes de chlorophylle-a.

Des nombreux capteurs optiques destinés à observer la couleur de l'océan depuis l'espace existent ou sont en cours de développement. Ces instruments mesurent le rayonnement solaire réfléchi vers l'espace par la mer et l'atmosphère. En l'absence d'atmosphère, le rayonnement solaire rediffusé porterait uniquement la signature spectrale de l'eau de mer avec laquelle il a interagi et dépendrait de la composition de l'eau de mer sur une épaisseur de quelques mètres à quelques dizaines de mètres.

Cependant, le rayonnement solaire est fortement contaminé par son interaction avec l'atmosphère dans les longueurs d'onde qui intéressent la couleur de l'océan. Il s'agit, dans des bandes spectrales bien localisées, du phénomène d'absorption par certains constituants gazeux et aérosols et, sur toute la partie visible du spectre, de la rétrodiffusion par les molécules et par les aérosols (particules en suspension dans l'air) du rayonnement solaire incident et réfléchi. Cette contamination modifie fortement la signature spectrale du signal mesuré par le capteur spatial et doit être éliminée au préalable pour observer la véritable couleur de l'océan. Ce processus est appelé **correction atmosphérique** et constitue l'objet de cette thèse. Typiquement, l'intensité du signal marin intéressant représente au plus 10% de la lumière totale reçue par le capteur dans le bleu et est inférieure à 5% dans le vert, ce qui indique bien la difficulté et la précision requise lors du processus de correction atmosphérique. Le problème le plus important est de quantifier l'impact des aérosols sur la contamination du signal mesuré par le capteur, la diffusion par les molécules pouvant être calculée précisément.

Les algorithmes de correction atmosphérique se sont considérablement améliorés depuis le lancement de CZCS en 1978. Pour ce capteur conçu par la NASA, les corrections atmosphériques étaient basées sur l'utilisation des longueurs d'onde 670 nm (rouge) et 865 nm (proche infrarouge), en considérant comme négligeable la contribution de l'océan dans ces canaux. La contribution des aérosols était extrapolée vers le bleu en faisant l'hypothèse d'un type d'aérosols (propriétés optiques, taille des particules) constant à l'échelle globale. La seconde génération de capteurs de couleur de l'océan est composée de OCTS [Tani *et al.*, 1990] (Ocean Color and Temperature Sensor lancé en 1996), Polder-1 [Deschamps *et al.*, 1994] (Polarization and Directionality of Earth Reflectances, développé par le CNES et lancé sur la plateforme ADEOS (Advanced Earth Observing Satellite) en 1996 dont la mission s'est terminée en avril 1997 suite à l'arrêt de la plateforme, POLDER-2 (réplique exacte de POLDER-1 lancé en 2002 sur ADEOS-2) et de SeaWiFS [McClain *et al.*, 1992] (Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor lancé en 1997). Pour tous ces capteurs, les principales innovations en terme de correction atmosphérique sont l'utilisation d'un canal à 765 nm qui est moins sensible que le 670 nm à la contribution marine et l'adoption d'un algorithme plus complet et plus précis pour extrapoler la contribution des aérosols vers les longueurs d'onde bleues et vertes à partir d'un jeu varié et réaliste d'une dizaine de type d'aérosols. La dernière génération en date de capteurs se compose principalement de MODIS (MODerate Imaging Spectroradiometer [Tanre *et al.*, 1997] lancé en 1999 par la NASA), GLI (Global Imager lancé en 2002 par

l'agence japonaise NASDA sur ADEOS-2) et MERIS (Medium Resolution Imagery Radiometer [Antoine and Morel, 1999], développé par l'ESA et lancé en 2002 sur ENVISAT). Ces capteurs conservent à peu près le même schéma de correction atmosphérique mais sont dotés de meilleures performances radiométriques (signal/bruit, résolution, ...). D'autres capteurs sont prévus dans les années à venir (S-GLI, Japon, 2007; VIIRS, NASA, 2006 ...).

Le travail de cette thèse se focalise sur l'algorithme de correction atmosphérique du capteur SeaWiFS. Bien que cet algorithme soit relativement précis, il présente plusieurs limitations. La première limitation est l'utilisation de tables pré-calculées qui imposent de nombreuses interpolations coûteuses en temps de calcul et potentiellement génératrices d'erreurs ou de bruits. La seconde limitation de cet algorithme est que le modèle d'aérosols estimé dans le proche infrarouge est considéré définitif pour calculer la contribution océanique pour les canaux visibles, si bien que toute erreur dans la détermination de ce modèle se répercute directement sur la contribution océanique. La dernière est qu'il impose l'utilisation de modèles d'aérosols faiblement absorbants [Gordon, 1997] et qu'il ne peut pas fonctionner dans tous les cas (poussières, feux de forêts, aérosols de pollution). Dans ce travail, on montre qu'il est possible d'améliorer la qualité des corrections atmosphériques et la constitution des cartes de chlorophylle-a en utilisant des méthodes mathématiques que les réseaux de neurones artificiels et l'inversion variationnelle.

Dans le premier chapitre de la thèse, le contexte physique de l'étude est exposé, en décrivant les composantes du signal capté par le satellite. Les propriétés optiques des aérosols qui définissent les modèles d'aérosols sont présentées, ainsi que le principe détaillé de l'algorithme SeaWiFS afin de mettre en évidence ses limitations.

Dans le deuxième chapitre, les techniques neuronales choisies pour cette étude sont présentées et plus particulièrement les Perceptrons Multi-Couches (PMCs) [Bishop, 1995] qui sont des approximateurs universels de fonctions non-linéaires continues et N-dérivables. Les PMCs sont souvent utilisés dans des problèmes de régression non-linéaire en géophysique et ont montré leur utilité dans de nombreux cas d'inversions [Badran and Thiria, 2002]. On va montrer leur utilisation dans le cadre des corrections atmosphériques des images de la couleur de l'océan. Ce dernier modèle est couplé à une inversion variationnelle dont le but est de minimiser une fonction de coût par un processus itératif en ajustant à chaque itération des paramètres d'entrée. Cette méthode est adaptée à la recherche simultanée des propriétés optiques des aérosols et de la concentration en phytoplancton et doit, en théorie, lever la deuxième limitation.

Le troisième chapitre valide les différents modèles proposés sur des données synthétiques. C'est ce chapitre qui va permettre, à l'aide des études de sensibilité proposées, de juger de l'aptitude des réseaux de neurones à reproduire les modèles physiques (dans cette thèse, les codes de transfert radiatif). Ces modèles vont être utilisés à l'intérieur d'une modélisation variationnelle afin de résoudre l'inversion recherchée.

Les deux derniers chapitres présentent l'application des inversions neuronales à des images SeaWiFS pour la mer Méditerranée en 1999.

Cette thèse est située dans le cadre du programme européen NAOC (Neural Algorithm for Ocean Color). Pour cette raison, la validation a été effectuée sur la zone choisie pour la validation de l'ensemble des algorithmes élaborés dans le cadre de ce programme. Il s'agit de la mer Méditerranée, (région située entre $29^{\circ}25'N$ à $49^{\circ}N$ et $9^{\circ}2'E$ à $42^{\circ}05'$) qui est une zone très étudiée en géophysique et pour laquelle un grand nombre de phénomènes géophysiques sont reconnaissables.

Le chapitre 4 se focalise sur les inversions par PMC dans le proche infra-rouge pour restituer deux paramètres aérosols (le modèle d'aérosols et son épaisseur optique). Afin d'obtenir

une bonne validation, les cartes obtenues par l'approche neuronale sont comparées aux produits fournis par la NASA (cartes SeaWiFS) et aux données terrain disponibles (expérience AERONET [Holben *et al.*, 1998]).

Le chapitre 5 présente les performances obtenues pour la restitution de la chlorophylle-*a*. Les expériences de validation proposées par ce chapitre seront identiques à celles du chapitre précédent.

Le dernier chapitre est dédié aux performances obtenues par la méthode neuro-variationnelle sur des modèles d'aérosols différents de ceux utilisés dans l'algorithme SeaWiFS : les modèles de Chomko & Gordon (1998). Bien que les performances obtenues par ces modèles sont plus bruitées que celles obtenues dans le chapitre précédent, son avantage réside dans le fait qu'il prend en compte un nouveau type d'aérosol : les aérosols absorbants. Ce dernier chapitre est donc un début de réflexion sur la manière dont le travail de cette thèse peut être généralisé.

Chapitre 1

Corrections atmosphériques des images de la couleur de l’océan

1.1 Introduction

Le but de ce chapitre est de présenter le problème physique sous-jacent à la mesure par télédétection satellitaire de la couleur de l’océan et de l’estimation des paramètres biophysiques. Après un bref rappel sur le transfert radiatif, la modélisation du signal satellitaire reçu par les capteurs de couleur de l’océan est détaillée. Le problème principal provient de la représentation des interactions (diffusion, absorption) des photons solaires avec le système océan-atmosphère, interaction qui fait intervenir les équations de propagation de photons à travers l’air et l’eau de mer qui sont deux milieux contenant des molécules et des particules.

Dans un deuxième temps, l’algorithme de correction atmosphérique utilisé dans la chaîne opérationnelle de la NASA pour le traitement des images SeaWiFS est décrit. La validation de ce travail se fera en partie par comparaison avec les performances obtenues par cette chaîne dont les produits sont diffusés.

1.2 Grandeurs énergétiques utilisées en télédétection

La direction de propagation d’un rayonnement électromagnétique est définie, dans un repère en coordonnées sphériques, par un angle zénithal θ et un angle azimutal ϕ , comme le montre la figure 1.1. La position du soleil est caractérisée par son angle zénithal θ_s et son angle azimutal ϕ_s par rapport à la normale au plan terrestre. Le capteur reçoit le rayonnement solaire réfléchi suivant un angle zénithal θ_v et un angle azimutal ϕ_v . Les positions azimutales ϕ_s et ϕ_v sont définies par rapport à une référence aléatoire, qui est généralement le nord. Pour la modélisation satellitaire, on utilisera la différence azimutale $\Delta\phi = \phi_s - \phi_v$.

La connaissance de cette géométrie est indispensable car elle contrôle fortement la quantité de photons diffusés dans la direction du capteur. Par exemple, lorsque θ_s augmente, les photons traversent une couche plus grande d’atmosphère, ce qui augmente la probabilité d’interaction avec un élément (molécule ou aérosol) diffusant ou absorbant.

1.2.1 Luminance

Le flux d’énergie lumineuse reçu par un élément de surface dans l’angle solide $d\Omega$ et dans la direction (θ_s, ϕ_s) s’appelle la *luminance énergétique monochromatique*, se note $L(\lambda, \theta_s, \phi_s)$

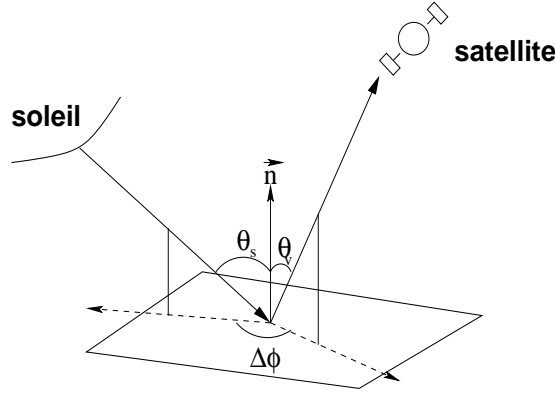


FIG. 1.1 – Géométrie d’observation.

et s’exprime en $\text{W.m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}.\text{sr}^{-1}$. Cette grandeur est conservative dans le vide mais toute interaction entre le rayonnement et la matière la modifie. *La luminance énergétique*, intégrée sur la fenêtre spectrale du capteur, est le paramètre mesuré par un capteur spatial observant dans un angle solide donné et sera appelée simplement *luminance* dans la suite du texte.

1.2.2 Réflectance

Soit $L_s(\lambda, \theta_s, \phi_s)$ la luminance incidente en un point d’une surface, dans la direction (θ_s, ϕ_s) et dans l’angle solide élémentaire $d\Omega_s$. La partie de l’énergie incidente, qui n’est pas absorbée ou qui ne pénètre pas à travers la surface, est réfléchiée dans toutes les directions du demi-espace (Fig. 1.1), soit $L_v(\lambda, \theta_v, \phi_v)$ l’énergie réfléchiée dans la direction (θ_v, ϕ_v) et dans l’angle solide élémentaire $d\Omega_v$. Cette quantité d’énergie réfléchiée dépend des conditions d’éclaircissement incidentes et n’est donc pas seulement une caractéristique du réflecteur. Pour obtenir une grandeur indépendante de l’éclaircissement, la réflectance spectrale bidirectionnelle est définie par :

$$\rho(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v) = \frac{\pi L_v(\lambda, \theta_v, \phi_v)}{L_s(\lambda, \theta_s, \phi_s) \cos \theta_s d\Omega_s} \quad (1.1)$$

où π est introduit pour la normalisation du rapport. $\rho(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v)$ ne dépend ni des angles solides, ni de la valeur de la luminance incidente L_s . Dans le cas du rayonnement solaire, la réflectance s’écrit :

$$\rho(\lambda, \theta_s, \phi_s, \theta_v, \phi_v) = \frac{\pi L_v(\lambda, \theta_v, \phi_v)}{E_s(\lambda) \cos \theta_s} \quad (1.2)$$

où $E_s(\lambda)$ est l’éclaircissement solaire au sommet de l’atmosphère qui est quasi directionnel. La réflectance bidirectionnelle est comprise entre 0 et 1. Elle est une propriété intrinsèque du réflecteur (particules, molécules) et permet de définir ses propriétés optiques à partir de la mesure satellitaire, indépendamment des conditions d’éclaircissement solaire.

Dans le cas d’un réflecteur quasi-lambertien comme la surface de la mer en dehors de la réflexion spéculaire du soleil sur la mer, la diffusion est isotrope, c’est-à-dire qu’elle est la “même” dans toutes les directions quelle que soit la direction d’incidence. La réflectance lambertienne étant constante quelles que soient les directions d’incidence et de réflexion, elle peut s’écrire :

$$\rho(\lambda) = \frac{\pi L_v(\lambda)}{E_s(\lambda) \cos \theta_s} \quad (1.3)$$

Si la loi de Lambert constitue une approximation acceptable pour la surface de la mer, elle ne s'applique pas au-dessus des continents dont les propriétés de réflexion dépendent fortement des conditions de visée et d'éclairage. La réflexion sur les aérosols et les molécules présents dans l'espace n'est pas lambertienne non plus. C'est pourquoi la réflectance mesurée par un capteur est directionnelle car elle est la somme de la réflectance sur les molécules et les aérosols en plus de la réflectance lambertienne de la mer.

Dans la suite du document, on travaille en réflectance plutôt qu'en luminance pour des raisons de simplicité de calcul et par le fait que la réflectance est sans dimension et additive. La réflectance fournie par le capteur est bidirectionnelle et dépend de θ_s , θ_v , ϕ_s et ϕ_v . Dans toute la suite les dépendances angulaires des réflectances sont omises.

1.3 Modélisation de la réflectance mesurée par un capteur

1.3.1 Les composantes de la réflectance mesurée

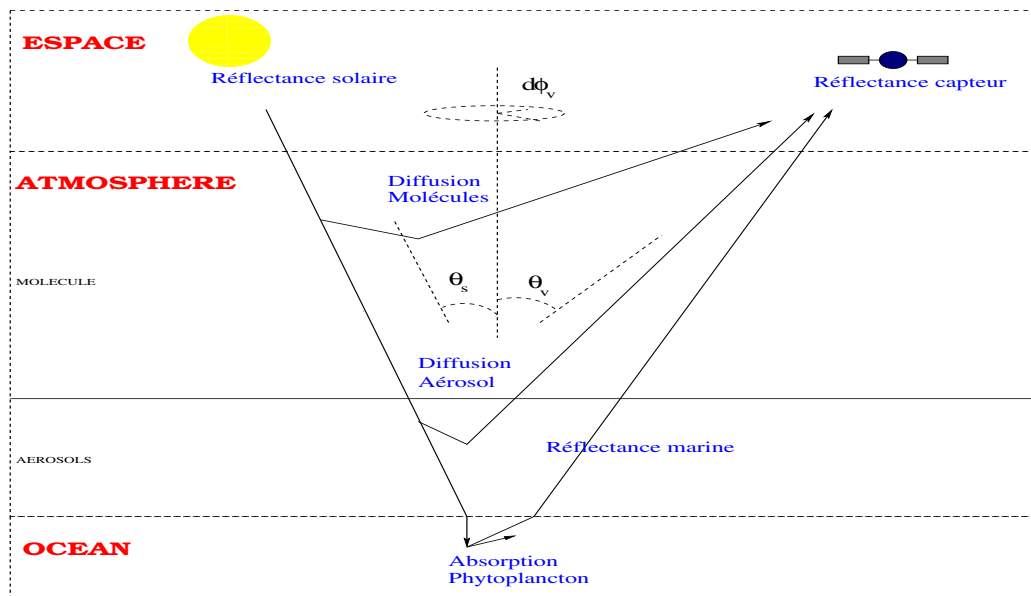


FIG. 1.2 – Trajet des photons dans le système océan-atmosphère.

La réflectance mesurée par un détecteur au sommet de l'atmosphère dans une bande spectrale centrée à la longueur d'onde λ_i , $\rho_{toa}(\lambda_i)$, peut être décomposée en plusieurs termes (Fig. 1.2) :

- $\rho_r(\lambda_i)$, la réflectance due à la diffusion des photons par les molécules dans l'air (ou diffusion Rayleigh) en l'absence d'aérosols dans l'atmosphère. Les propriétés de diffusion des molécules de l'air étant bien connues, ce terme est calculé précisément à partir de la pression de surface (pour calculer la quantité de molécules) [Gordon *et al.*, 1988a, Gordon and Wang, 1992a].

- $\rho_a(\lambda_i)$, la réflectance due aux diffusions par les aérosols en l’absence de molécules dans l’atmosphère. Contrairement à ρ_r , ce terme est très difficile à estimer car les concentrations et les propriétés de diffusion et d’absorption des aérosols varient fortement d’un jour à l’autre et d’une région à l’autre. Il n’est pas donc pas possible de calculer ce terme a priori, c’est l’objet des corrections atmosphériques.
- $\rho_{ra}(\lambda_i)$, la réflectance due à l’interaction entre la diffusion moléculaire et aérosol. Ce terme prend en compte l’interaction entre la diffusion Rayleigh et aérosol, c’est-à-dire les photons d’abord diffusés par les molécules puis par les aérosols ou inversement. Comme ρ_a , ce terme est difficile à calculer.
- $\rho_g(\lambda_i)$, la réflectance due à la réflexion spéculaire de la lumière solaire sur la surface de la mer (glitter en anglais). Ce signal très intense empêche toute observation des propriétés optiques de la mer, si bien que les pixels contaminés par cette réflectance sont éliminés avant traitement en couleur de l’eau [Cox and Munk, 1954, Gordon, 1997].
- $\rho_{wc}(\lambda_i)$, la réflectance due à la réflexion de la lumière solaire par l’écume au sommet des vagues,
- $\rho_w(\lambda_i)$, la réflectance marine en l’absence d’écume après atténuation sur le trajet direct descendant. Elle correspond aux photons qui, après avoir pénétré la surface de la mer, sont diffusés et reviennent vers le capteur. Cette réflectance contient l’information recherchée en couleur de l’océan car son intensité dépend fortement de la quantité de phytoplancton dans les eaux de surface.

Soit en considérant le trajet dans l’atmosphère,

$$\rho_{toa}(\lambda_i) = \rho_r(\lambda_i) + \rho_a(\lambda_i) + \rho_{ra}(\lambda_i) + T(\lambda_i)\rho_g(\lambda_i) + t(\lambda_i)\rho_{wc}(\lambda_i) + t(\lambda_i)\rho_w(\lambda_i) \quad (1.4)$$

où $t(\lambda)$ est la transmission diffuse [Gordon *et al.*, 1983, Gordon, 1997, Wang, 1999] due à la traversée de l’atmosphère du signal réfléchi et $T(\lambda)$, la transmission directe [Gordon, 1997].

Dans toute la suite de cette thèse, pour des simplifications et de clarté, on omet le terme λ dans l’écriture de chaque terme.

Le terme ρ_r peut être calculé a priori et ρ_g est écarté par calcul dans les géométries utilisées. De même, le terme ρ_{wc} dû à l’écume de la mer est estimé à partir du modèle de réflectance de Koepke (1984) à partir de la vitesse du vent mesuré à 10m au-dessus de la mer [Gordon and Wang, 1994a]. On suppose que ρ_{wc} est indépendante de la longueur d’onde.

Dans tout le travail de cette thèse, le signal ρ_{toa} a été préalablement corrigé des effets de l’écume, du glitter et de la diffusion Rayleigh. Le signal, qui doit être traité pour estimer ρ_w , appelé ρ_{cor} , devient d’après l’équation 1.4 :

$$\rho_{toa} - (\rho_r + T.\rho_g + t.\rho_{wc}) = \rho_{cor} = \underbrace{\rho_a + \rho_{ra}}_{\rho_A} + t * \rho_w \quad (1.5)$$

Dans toute la suite du travail, pour des simplifications d’écriture, on définit la réflectance atmosphérique ρ_A comme la somme de $\rho_a + \rho_{ra}$.

Les eaux du cas 1, qui sont les eaux auxquelles l’étude a été limitée, contiennent des pigments chlorophylliens et leurs produits dérivés [Morel and Prieur, 1977]. Ces eaux sont dites “claires” car elles ont une réflectance de surface inférieure à 2.5 % dans le bleu et quasiment nulle dans le proche infra-rouge (PIR dans la suite), au-delà de 700 nm sauf pour les eaux eutrophes [Siegel *et al.*, 2000]. La figure 1.3 présente la variation de ρ_w suivant la longueur d’onde pour différentes concentrations de chlorophylle.

Suivant les bandes spectrales étudiées, l’équation 1.5 comporte donc différents termes :

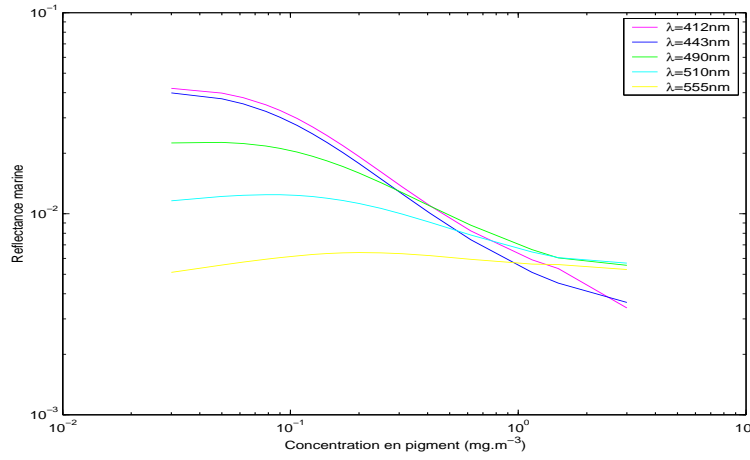


FIG. 1.3 – Variation de ρ_w en fonction de la concentration de pigment C pour chaque longueur d’onde visible et pour une valeur du coefficient de diffusion $b^0=0.30$.

- Dans le proche infrarouge, la réflectance mesurée au sommet de l’atmosphère devient majoritairement atmosphérique. Dans ce cas, l’équation 1.5 peut se réécrire :

$$\rho_{cor} = \rho_A \quad (1.6)$$

On a là une estimation directe de la correction atmosphérique. C’est cette expression avec les hypothèses qu’elle implique qui sera utilisée pour déterminer, dans un premier temps, les paramètres définissant les aérosols. Ainsi avec SeaWiFS, les canaux 765 et 865 nm sont utilisés.

- Dans les canaux visibles, on utilise tous les termes de l’équation 1.5. Les informations sur les aérosols déduites des canaux PIR sont utilisées pour estimer ρ_A dans le visible et donc calculer ρ_w . Avec SeaWiFS, ce sont les canaux 412, 443, 490, 510 et 555 nm. Cette équation sera utilisée dans la méthode neuro-variationnelle afin de retrouver les paramètres marins.

Maintenant que les différentes composantes du système océan-atmosphère ont été présentées, l’équation du transfert radiatif qui permet de calculer la réflectance ρ_A à partir des propriétés optiques des aérosols est explicitée.

1.3.2 L’équation du transfert radiatif

Pour modéliser la propagation de la lumière dans le système océan-atmosphère, l’atmosphère est considérée comme un milieu limité par deux plans parallèles infinis et stratifiés verticalement de hauteur dz . Cette hypothèse est une bonne approximation pour l’atmosphère terrestre dont l’épaisseur est faible par rapport au rayon de courbure de la terre. Pour une atmosphère plan parallèle, la seule dimension variable est l’altitude z . Dans la suite, les grandeurs optiques considérées sont monochromatiques. Ainsi, le milieu est caractérisé par :

1. le coefficient d’extinction $\sigma_{ext}(\lambda)$ qui est défini par :

$$dL_{ext}(\lambda) = -L(\lambda)\sigma_{ext}(\lambda)dz \quad (1.7)$$

où dz est l'épaisseur du milieu traversé et L_{ext} est la luminance de l'extinction (les photons issus de $L(\lambda, z)$ disparaissent soit par absorption dans le milieu, soit par diffusion sur un obstacle (changement de direction)). Il a comme dimension l'inverse d'une longueur. L'intégration de $\sigma_{ext}(\lambda)$ verticalement donne accès à l'épaisseur optique $\tau(\lambda)$:

$$\tau(\lambda) = \int_z^\infty \sigma_{ext}(\lambda) dz \quad (1.8)$$

$\tau(\lambda)$ caractérise l'extinction totale subie par un rayonnement au cours de la traversée du milieu contenant de la matière. Elle est sans dimension et peut être comprise comme la concentration de particules dans le milieu. Dans le cas de l'atmosphère, on peut séparer τ_r qui vient des molécules (on a vu que τ_r est bien connu) et τ_a qui vient des aérosols et que l'on cherche à déterminer.

2. La fonction de phase de la diffusion des photons dans la direction de diffusion (θ_v, ϕ_v) , $P(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v)$:

$$P(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v) = \frac{4\pi}{\sigma_{diff}(z)} f(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v) \quad (1.9)$$

où $f(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v)$ est la fonction définissant la distribution angulaire des photons diffusés par les particules (molécules ou aérosols) dans l'atmosphère et $\sigma_{diff}(z)$ est le coefficient de diffusion. La fonction de phase $P(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v)$ décrit la probabilité pour que le rayonnement incident dans l'élément de volume et dans la direction (θ_s, ϕ_s) soit diffusé dans la direction (θ_v, ϕ_v) . Elle reflète donc l'anisotropie de la diffusion et dépend des caractéristiques du milieu diffusant (molécules, aérosols, ...).

$\sigma_{diff}(z)$ est définie par :

$$\sigma_{diff} = \int \int f(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v) d\omega \quad (1.10)$$

où $d\omega$ est l'angle solide.

La fonction de phase des molécules P_r est bien connue dans l'atmosphère, alors que celle des aérosols P_a dépend fortement de la taille des particules et dans une moindre mesure de leur forme (sphérique ou non). La figure 1.4 présente la fonction de phase en fonction de l'angle de diffusion pour des aérosols et des molécules d'air.

3. l'albédo de simple de diffusion $\omega_0(z)$:

$$\omega_0(\lambda) = \frac{\sigma_{diff}(\lambda)}{\sigma_{ext}(\lambda)} \quad (1.11)$$

qui caractérise la diffusivité relative du milieu. Pour les aérosols, ω_0 varie typiquement de 0.6 (particules très absorbantes telles que les suies) à 1 (particules purement diffusantes comme les sulfates) dans le visible.

La propagation de la luminance dans un tel milieu dans l'approximation scalaire (l'état de polarisation de la luminance et le changement de la polarisation induit par le phénomène de diffusion est ignoré) est gouvernée par l'équation du transfert radiatif (ETR) :

$$\cos \theta_s \frac{dL(\lambda)}{d\tau(\lambda)} = L(\lambda, \theta_s, \phi_s) - \frac{\omega_0(\lambda)}{4\pi} \int_0^{2\pi} \int_{-1}^1 P(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v) \cdot L(\lambda; \theta_v, \phi_v) \cdot d\cos\theta \cdot d\phi \quad (1.12)$$

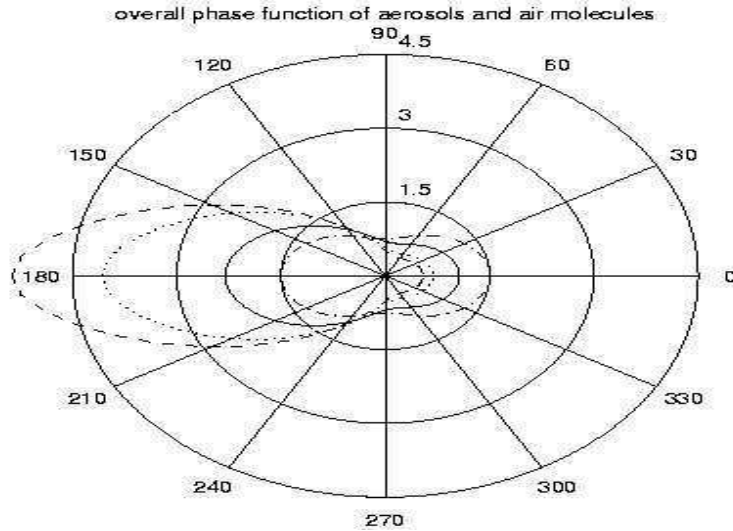


FIG. 1.4 – Fonction de phase des aérosols et des molécules d’air en fonction de l’angle de diffusion. Les lignes en tirés représentent la fonction de phase pour $\lambda=35$ nm, les lignes en pointillés pour $\lambda=400$ nm et les lignes pleins pour $\lambda=700$ nm.

Les deux termes de droite de l’équation représentent respectivement l’apport du rayonnement par diffusion et l’atténuation du rayonnement par extinction. Cette équation ne possède pas de solution analytique et doit être intégrée numériquement. Cette équation peut être résolue en hypothèse de diffusion simple, la solution étant :

$$L_A = \frac{\omega_0 \cdot P_a \cdot \tau_a}{4 \cdot \cos\theta_s \cdot \cos\theta_v} \quad (1.13)$$

On voit donc que connaissant ω_0 , P_a et τ_a , il est possible de calculer la composante L_A et donc ρ_A du signal reçu par un capteur. On va voir comment calculer ses grandeurs.

1.4 Propriétés optiques des aérosols

1.4.1 Définitions générales

Les paramètres optiques associés aux aérosols τ_a , P_a et ω_0 permettent de constituer des tables pré-calculées (LUT) dont les sorties sont ρ_A et t en utilisant la théorie de Mie (1908). La théorie de Mie [van de Hulst, 1980], en développant l’onde électromagnétique en harmoniques sphériques, permet de résoudre les équations de Maxwell de façon exacte dans le cas des particules homogènes et de forme sphérique. Elle rend compte du processus de diffusion. Quelle que soit la géométrie de diffusion, elle permet de calculer la fonction de phase P_a et les coefficients de diffusion σ_{diff} et d’extinction σ_{ext} à partir de :

1. la taille relative de la particule supposée sphérique $n(D)$,
2. l’indice de réfraction complexe $m=m_r - i.m_i$ qui caractérise l’impact de la composition chimique de la particule sur les processus de diffusion et d’absorption. La partie réelle définit la diffusivité de la particule et la partie imaginaire sa capacité d’absorption.

Les coefficients de diffusion et d’extinction permettent de calculer l’épaisseur optique τ_a et ainsi P_a et ω_0 [Deschamps *et al.*, 1983, Fouquart, 2001]. Au sein d’une population d’aérosols,

la taille des particules étant répartie selon une loi de distribution, les propriétés optiques de la population sont des caractéristiques moyennes.

On peut donc définir un modèle d'aérosols à partir de trois propriétés optiques des aérosols (noté POA dans la suite) :

- L'épaisseur optique aérosol, τ_a qui dépend aussi de la distribution en taille des aérosols $n(D)$ [Deschamps *et al.*, 1983, Moulin, 1997]. L'épaisseur optique est généralement comprise entre 0.1 et 0.4 mais peut dépasser la valeur 2 pour des atmosphères très turbides.
- La fonction de phase des aérosols P_a ,
- L'albédo de simple diffusion, ω_0 qui donne les propriétés de diffusion d'un modèle. Plus ω_0 est proche de 1, plus l'aérosol est diffusant. Il varie peu en fonction de λ et dépend de la nature chimique de l'aérosol donc de l'indice de refraction.

1.4.2 Modèles d'aérosols de Shettle & Fenn

Shettle & Fenn (1979) ont proposé des modèles d'aérosols très réalistes définis à partir de la distribution en taille représentée par une somme de deux distributions en log-normal $n(D)$:

$$n(D) = \sum_{i=1}^2 n_i(D) \quad (1.14)$$

avec

$$\begin{aligned} n_i(D) &= \frac{dN_i(D)}{dD} \\ &= \frac{N_i}{D \cdot \log_e(10) \cdot \sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\log_{10}(D/D_i)}{\sigma_i} \right)^2 \right] \end{aligned} \quad (1.15)$$

où $dN_i(D)$ est le nombre de particules par unité de volume pour un diamètre compris entre D et $D + dD$. D_i et σ_i sont le diamètre moyen et la variance des particules et N_i est la densité totale de la i -ème composante.

Shettle & Fenn ont montré que ces modèles d'aérosols étaient caractérisés par des paramètres (diamètres, déviations standard et indice de réfraction $m(\lambda) = m_r(\lambda) - i.m_i(\lambda)$) dont les valeurs varient en fonction de l'humidité relative (HR) présente dans l'atmosphère.

Les propriétés optiques des aérosols ont été présentées et permettent de calculer ρ_A et t . Dans le paragraphe suivant, le principe des corrections atmosphériques est expliqué et détaillé.

1.5 Principe des corrections atmosphériques

1.5.1 Modèles d'aérosols utilisés dans l'algorithme SeaWiFS

Dans l'algorithme SeaWiFS, les modèles d'aérosols utilisés sont dérivés des modèles océanique et troposphérique définis par Shettle & Fenn.

- Le modèle océanique est constitué essentiellement de particules à base de sel de mer. Le diamètre modal varie entre 0.3 et 1.2 μm quand HR varie entre 0 et 98%. L'indice de réfraction $m(\lambda)$ est essentiellement réel (la partie imaginaire étant de l'ordre de 10^{-8})

conduisant à un albédo de simple diffusion $\omega_0 \simeq 1$. La partie réelle de l'indice de réfraction varie entre 1.5 pour HR =0 et 1.35 pour HR=98%.

- Le modèle troposphérique est un mélange de solution marine à 70% et de particules assimilées à des poussières à 30%. Il est utilisé pour représenter les aérosols dans la troposphère libre au-dessus de la couche limite et exclut donc les particules dont le diamètre est supérieur à 0.1 μm . L'indice de réfraction $m(\lambda)$ pour cet aérosol à $\lambda=550$ nm varie entre 1.53-0.066i pour HR=0 et 1.369-0.0012i pour HR=98%. Plus la particule absorbe d'eau, plus la partie réelle de l'indice de réfraction approche celle de l'eau et la partie imaginaire (proportionnellement au coefficient d'absorption) décroît. Si l'on considère les valeurs prises, dans le modèle troposphérique, par la partie imaginaire de l'indice de réfraction, on voit que les aérosols considérés sont faiblement absorbants. ω_0 varie entre 0.959 pour HR=0 et 0.989 pour HR=98%.

La chaîne opérationnelle utilise quatre modèles d'aérosols dérivés des modèles présentés ci-dessus. Les modèles d'aérosols considérés dans les corrections atmosphériques de SeaWiFS sont les modèles troposphérique (T), maritime (M), océanique (O) et côtiers (C) :

- Le modèle océanique noté O sans contribution troposphérique,
- le modèle troposphérique noté T sans contribution océanique,
- le modèle maritime noté M constitué à 99% par une composante troposphérique et à 1% par une composante océanique,
- le modèle côtier noté C pour lequel 99.5% des particules ont des caractéristiques troposphériques et 0.5% océanique.

Le modèle côtier a été défini par Gordon & Wang (1994b). Il simule les situations qu'on espère rencontrer près des côtes (c'est-à-dire avec une large influence continentale).

Etant donné que les paramètres P_a et ω_0 varient en fonction de l'humidité relative car la taille et l'indice des particules changent, la chaîne opérationnelle échantillonne cette variation en faisant varier l'humidité relative entre 50 et 99 %. On considère donc douze modèles d'aérosols caractérisés par leur type et leur humidité relative (Tab. 1.1).

Modèle d'aérosols	HR (%)	Symbole
Océanique	99	O99
Maritime	50, 70, 90, 99	M50 à M99
Côtier	50, 70, 90, 99	C50 à C99
Troposphérique	50, 90, 99	T50 à T99

TAB. 1.1 – Modèles de Shettle & Fenn utilisés dans l'algorithme de SeaWiFS.

Chaque modèle d'aérosols est caractérisé par une valeur de α et de ω_0 . Le coefficient d'Angström, α [Angström, 1964] est largement utilisé en physique des aérosols atmosphériques. Pour deux longueurs d'onde λ_i et λ_j , l'exposant d'Angström est défini par :

$$\frac{\tau_a(\lambda_i)}{\tau_a(\lambda_j)} = \left[\frac{\lambda_i}{\lambda_j} \right]^{\alpha(\lambda_i, \lambda_j)} \quad (1.16)$$

où $\tau_a(\lambda_i)$ et $\tau_a(\lambda_j)$ sont les épaisseurs optiques mesurées à λ_i et λ_j respectivement. L'exposant d'Angström, qui est indépendant de la géométrie solaire et de vue, peut être utilisé pour relier les propriétés microphysiques des aérosols (taille des particules) et les dépendances spectrales optiques. Ainsi la valeur maximale de α est 4 (diffusion moléculaire) et elle peut

descendre jusqu'à -0.1 ou -0.2 pour certaines distributions de grosses particules (aérosols désertiques). Pour les sulfates, l'exposant d'Angström est compris entre 1 et 2 alors qu'il vaut environ 0 pour les sels marins.

La figure 1.5 fournit des valeurs de $\alpha(\lambda, 865)$ comme fonction de la longueur d'onde, pour les 12 modèles d'aérosols de SeaWiFS. Ces aérosols ont l'avantage de présenter une dépendance

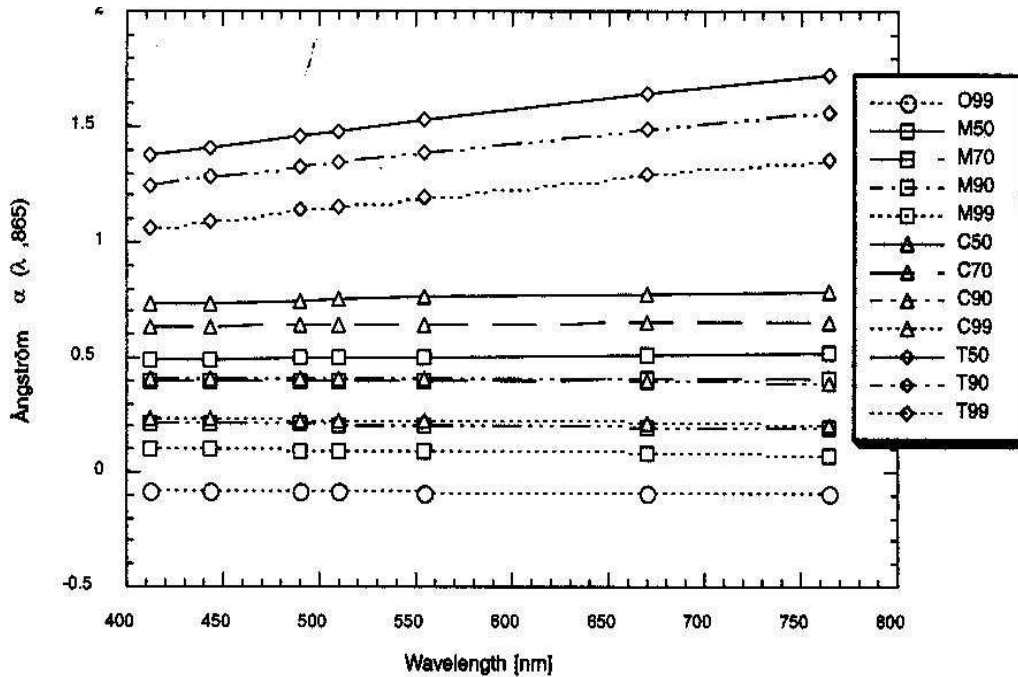


FIG. 1.5 – Valeurs du coefficient d'Angström $\alpha(\lambda, 865)$ en fonction de la longueur d'onde pour les 12 modèles d'aérosols de SeaWiFS (d'après [Hooker *et al.*, 2000]).

spectrale faible (Fig. 1.5) et peu d'absorption, c'est-à-dire $\omega_0 \in [0.93-1.00]$.

1.5.2 Description de l'algorithme de corrections atmosphériques SeaWiFS

L'implémentation de l'algorithme de correction atmosphérique dans le système de traitement des données SeaWiFS est achevée à partir de l'utilisation de tables pré-calculées (LUT) basées sur un large nombre de simulations de transfert radiatif (approximativement 25000) qui utilisent les modèles d'aérosols développés par Shettle & Fenn (1979) qui ont été présentés dans le paragraphe précédent. La LUT principale, notée LUT-A, contient les valeurs de ρ_A pour diverses propriétés optiques et microphysiques (pour les douze modèles d'aérosols différents avec une variété d'épaisseurs optiques aérosols) avec les géométries solaire et de visée pour les huit longueurs d'onde SeaWiFS (412, 443, 490, 510, 555, 670, 765, 865 nm). De la même façon, la deuxième LUT noté LUT-T contient les valeurs de $t(\lambda)$. Le temps de calcul nécessaire à la détermination de ρ_A et t à partir des propriétés optiques des aérosols est très long. C'est pourquoi ces valeurs sont conservées dans des LUTs.

L'algorithme de correction atmosphérique standard SeaWiFS [Gordon and Wang, 1994b] utilise les deux canaux proche infra-rouge (PIR) centrés sur 765 et 865 nm pour estimer les effets atmosphériques et extrapolent ceux-ci dans le visible. Contrairement à la diffusion Rayleigh qui peut être calculée précisément à partir de la pression de surface [Gordon *et al.*, 1988a,

Wang, 1991], la diffusion aérosol est extrêmement variable et l'effet de ρ_A (Eq. 1.5) dans les images ne peut être prédit a priori. La réflectance marine pour ces deux canaux PIR est considérée négligeable (cette hypothèse est fautive pour les eaux du cas 2 et les eaux eutrophiques) à cause de la forte absorption de l'eau à ces longueurs d'onde. Les luminances mesurées à ces deux canaux sont essentiellement les contributions de l'atmosphère. Pour ces deux canaux, l'équation 1.5 devient égale à l'équation 1.6. Les effets de ρ_A peuvent être estimés à ces deux longueurs d'onde. Cette quantité est ensuite extrapolée pour déterminer ρ_A dans le visible. On détermine $t * \rho_w$ en retranchant ρ_A à ρ_{cor} . L'extrapolation est effectuée à travers un processus de sélection de modèle d'aérosols basée sur une évaluation des paramètres de correction atmosphérique $\epsilon(\lambda_i, \lambda_j)$. Ce paramètre est défini comme [Gordon and Wang, 1994b] :

$$\epsilon(\lambda_i, \lambda_j) = \frac{\rho_{as}(\lambda_i)}{\rho_{as}(\lambda_j)} \quad (1.17)$$

où $\rho_{as}(\lambda_i)$ et $\rho_{as}(\lambda_j)$ sont les réflectances atmosphériques ρ_A de diffusion simple aux longueurs λ_i et λ_j (Eq. 1.18). La réflectance de simple diffusion ρ_{as} est définie par l'équation :

$$\rho_{as} = \frac{\omega_0(\lambda) \cdot \tau(\lambda) \cdot P_a(\lambda; \theta_s, \phi_s; \theta_v, \phi_v)}{4 \cdot \cos\theta_s \cdot \cos\theta_v} \quad (1.18)$$

où τ , ω_0 et P_a sont l'épaisseur optique des aérosols, l'albédo de simple diffusion aérosol et la fonction de phase de diffusion des aérosols reliés au cas de la simple diffusion. La valeur de λ_j est classiquement prise comme la plus longue bande PIR (865 nm pour SeaWiFS). Le paramètre $\epsilon(\lambda_i, \lambda_j)$ caractérise la variation spectrale du coefficient d'extinction aérosol qui inclut l'épaisseur optique, l'albédo de simple diffusion et la fonction de phase de la diffusion aérosol, reliant la valeur de $\epsilon(\lambda_i, \lambda_j)$ au modèle d'aérosols (Fig. 1.6).

Afin d'avoir un signal purement aérosol, on utilise une relation linéaire entre ρ_A et ρ_{as} [King *et al.*, 1999, Wang, 1991] pour chaque modèle d'aérosols (combinaison d'une valeur de α et de ω_0) permettant d'obtenir ρ_{as} . Cette relation est linéaire y compris dans le cas des diffusions multiples importantes excepté dans le cas où les aérosols sont absorbants. Lorsque l'albédo est égal à 0.8, la correction des diffusions multiples est rendue compliquée, quel que soit le modèle d'aérosols [Gordon, 1997]. Au-dessus de l'océan, les aérosols ne sont généralement pas absorbants ce qui facilite la correction des effets de diffusions multiples. Conformément à l'équation 1.18, il est alors possible de dériver l'épaisseur optique aérosol dans le PIR si l'on choisit le bon modèle d'aérosols.

Le problème reste donc de sélectionner le bon modèle d'aérosols. On repart de l'équation 1.17 en prenant $\lambda_i = 765$ et $\lambda_j = 865$ nm. Pour une géométrie solaire et de visée donnée, $\epsilon(765, 865)$ dépend uniquement du modèle d'aérosols (Fig. 1.6). Les valeurs de ρ_A observées pour les deux longueurs d'onde PIR peuvent être converties en réflectances de simple diffusion $\rho_{as}(\lambda)$ observées [Gordon, 1997] par la relation linéaire précédemment citée [Wang, 1991], ce qui permet de calculer les valeurs de $\epsilon(765, 865)_{obs}$ observées pour les douze modèles d'aérosols utilisés dans l'algorithme SeaWiFS. A partir de ces douze valeurs de $\epsilon(765, 865)_{obs}$ observées, on peut calculer la valeur moyenne $\overline{\epsilon(765, 865)_{obs}}$. De manière générale, cette valeur moyenne est comprise entre 2 valeurs de $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ tabulées notées $\epsilon(765, 865)_{LUT}^+$ et $\epsilon(765, 865)_{LUT}^-$. A chaque valeur de $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ correspond un modèle d'aérosols obtenu par la LUT-A. Deux modèles d'aérosols peuvent border la valeurs de $\epsilon(765, 865)_{obs}$. On définit $\epsilon(765, 865)_{LUT}^+$, comme la valeur de $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ tabulée pour laquelle le modèle d'aérosols a la plus petite valeur de $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ plus grande que $\overline{\epsilon(765, 865)_{obs}}$ et $\epsilon(765, 865)_{LUT}^-$ correspond au modèle

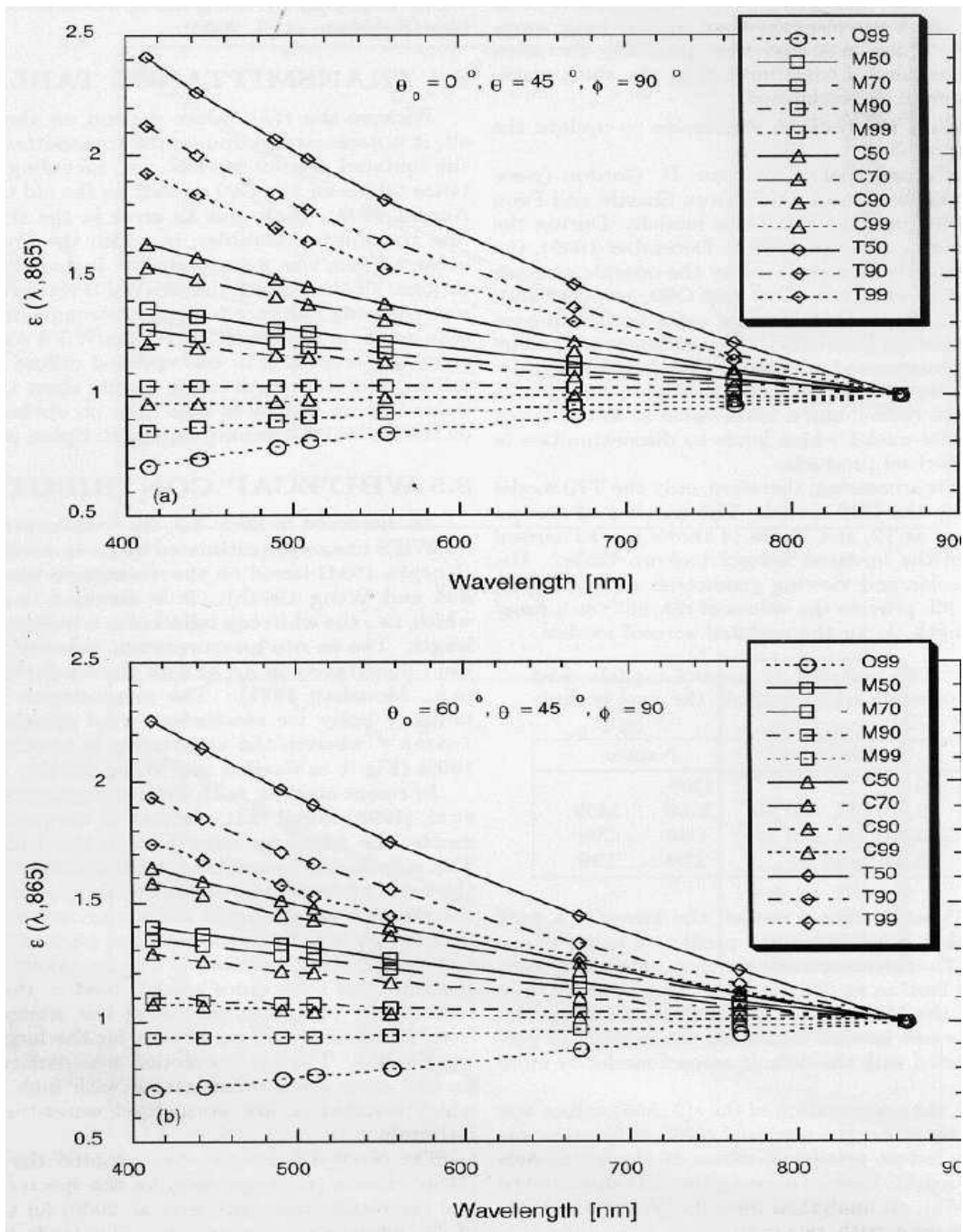


FIG. 1.6 – Valeurs de $\epsilon(\lambda, 865)$ comme fonction de la longueur d'onde λ pour les douze modèles d'aérosols pour un angle zénithal du capteur de $\theta_v = 45^\circ$ et un angle zénithal solaire de a) $\theta_s = 0^\circ$ et b) $\theta_s = 60^\circ$ (d'après [Hooker *et al.*, 2000]).

d'aérosols avec la plus grande valeur de $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ inférieure ou égale à $\overline{\epsilon(765, 865)_{obs}}$ (Fig. 1.7). Soit,

$$\begin{aligned}\epsilon(765, 865)_{LUT}^- &\leq \overline{\epsilon(765, 865)_{obs}} \\ &< \epsilon(765, 865)_{LUT}^+\end{aligned}\quad (1.19)$$

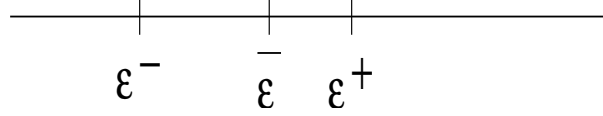


FIG. 1.7 – Bornes de la valeur de $\overline{\epsilon_{obs}}$ en fonction de ϵ_{LUT}^+ et ϵ_{LUT}^- .

Une fois que $\overline{\epsilon(765, 865)_{obs}}$ est bornée entre deux $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ tabulées, il est possible de retrouver les deux modèles d'aérosols qui correspondent à $\epsilon(765, 865)_{LUT}^-$ et $\epsilon(765, 865)_{LUT}^+$. On rappelle qu'un modèle d'aérosols est défini principalement par son coefficient d'Angström et son albédo de simple diffusion ω_0 et que $\epsilon(765, 865)$ ne dépend que du modèle d'aérosols. On recherche dans la LUT-A les valeurs de $\epsilon(765, 865)_{LUT}^+$ et $\epsilon(765, 865)_{LUT}^-$. A chaque valeur correspond un α , un ω_0 et un τ . Donc on peut retrouver pour chaque modèle d'aérosols qui bornent $\overline{\epsilon(765, 865)_{obs}}$ les valeurs correspondantes de α et ω_0 . Cela permet d'obtenir les valeurs des deux épaisseurs optiques $\tau_a^-(\lambda)$ et $\tau_a^+(\lambda)$ associées à $\epsilon(765, 865)_{LUT}^-$ et $\epsilon(765, 865)_{LUT}^+$. Finalement, l'épaisseur optique aérosol SeaWiFS est obtenue par interpolation entre les deux modèles par la formule :

$$\tau_a(\lambda) = (1 - r_a)\tau_a^-(\lambda) + r_a\tau_a^+(\lambda) \quad (1.20)$$

où

$$r_a = \frac{\overline{\epsilon(765, 865)_{obs}} - \epsilon(765, 865)_{LUT}^-}{\epsilon(765, 865)_{LUT}^+ - \epsilon(765, 865)_{LUT}^-} \quad (1.21)$$

est le rapport d'interpolation entre les deux modèles.

Le calcul est le même pour retrouver le coefficient d'Angström $\alpha(\lambda_i, 865)$ (Eq. 1.16). A partir des deux modèles d'aérosols, $\alpha(\lambda, 865)$ peut être facilement dérivé :

$$\alpha(\lambda, 865) = (1 - r_a)\alpha^-(\lambda, 865) + r_a\alpha^+(\lambda, 865) \quad (1.22)$$

où $\alpha^-(\lambda, 865)$ et $\alpha^+(\lambda, 865)$ sont, respectivement, l'exposant d'Angström des deux modèles d'aérosols dérivés et r_a est le rapport entre les deux modèles d'aérosols à partir des valeurs de $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ retrouvées.

A l'aide des canaux PIR, le meilleur modèle d'aérosols et l'épaisseur optique sont donc déterminés. En utilisant la LUT-A, Gordon & Wang extrapolent alors $\epsilon(765, 865)_{LUT}$ à $\epsilon_{LUT}(\lambda, 865)$ [Wang and Gordon, 1994] pour calculer l'ensemble des valeurs. Le modèle d'aérosols est ensuite utilisé pour ajouter les effets de la diffusion multiple à la réflectance aérosol de diffusion simple afin d'obtenir $\rho_A(\lambda)$. Une fois ce travail effectué, il est possible de calculer les réflectances atmosphériques à chaque longueur d'onde et les transmissions atmosphériques sont obtenues à partir des épaisseurs optiques aérosols. A la fin du processus de corrections atmosphériques, $\rho_A(\lambda)$ et $t(\lambda)$ sont connues pour toutes les longueurs d'onde.

1.6 Restitution de ρ_w et de chl-a

Un fois que les réflectances atmosphériques ont été calculées à partir du PIR, il est possible de les soustraire dans l'équation 1.4. Cela permet d'obtenir les réflectance marines ρ_w à chaque longueur d'onde du spectre visible de SeaWiFS d'après l'équation 1.23 :

$$\rho_w(\lambda) = \frac{\rho_{cor}(\lambda) - \rho_A(\lambda)}{t(\lambda)} \quad (1.23)$$

Des algorithmes permettant de retrouver la concentration de phytoplancton chl-a ont été implémentés dans le processus de traitement des images. Ils se nomment OC2V4 et OC4V4 [O'Reilly *et al.*, 1998, Aiken *et al.*, 1995]. On ne présente que les versions mises à jour de ces deux algorithmes [O'Reilly *et al.*, 2000].

1.6.1 Algorithme OC2V4

OC2 est applicable aux eaux oligotrophiques ($\text{chl-a} < 0.3 \text{ mg.m}^{-3}$) et utilise le rapport $R_{2S} = \frac{\rho_w(490)}{\rho_w(555)}$ pour inverser la concentration de chl-a. L'algorithme OC2V4 repose sur une équation polynomiale d'ordre 3 définie par :

$$\text{chl-a} = 10^{(0.319 - 2.3367R_{2S} + 0.879R_{2S}^2 - 0.135R_{2S}^3)} - 0.071 \quad (1.24)$$

1.6.2 Algorithme OC4V4

OC4 est applicable aux eaux mésotrophiques ($0.3 < \text{chl-a} < 1.5 \text{ mg.m}^{-3}$) et eutrophiques ($\text{chl-a} > 1.5 \text{ mg.m}^{-3}$) et utilise les rapports $R_{555}^{443} = \frac{\rho_w(443)}{\rho_w(555)}$, $R_{555}^{490} = \frac{\rho_w(490)}{\rho_w(555)}$, $R_{555}^{510} = \frac{\rho_w(510)}{\rho_w(555)}$, pour inverser la concentration de chlorophylle. L'algorithme OC4V4 repose sur une équation polynomiale d'ordre 4 définie par :

$$\text{chl-a} = 10^{(0.366 - 3.067R_{4S} + 1.930R_{4S}^2 + 6.049R_{4S}^3 - 1.532R_{4S}^4)} \quad (1.25)$$

avec $R_{4S} = \log_{10}(R_{555}^{443} > R_{555}^{490} > R_{555}^{510})$, où l'argument du logarithme signifie qu'on choisit la valeur maximale des trois rapports. Le chiffre associé à R_{4S} correspond à la longueur d'onde prise pour le calcul des rapports.

L'algorithme SeaWiFS montre que ρ_w et donc chl-a sont généralement retrouvées avec une bonne précision (de l'ordre de 10^{-3}).

1.7 Conclusion

Il y a plusieurs limitations importantes avec l'algorithme standard SeaWiFS :

- Les modèles d'aérosols proposés par Shettle & Fenn utilisent une distribution en taille discrète, empêchant des interpolations entre modèles.
- Les modèles d'aérosols utilisés ne permettent de prendre en compte que des aérosols faiblement absorbants.
- Les propriétés optiques des aérosols sont fixes afin de restituer chl-a.
- Le passage de la diffusion multiple à la diffusion simple pour le calcul des modèles d'aérosols peut être fastidieux et lent.

- Etant donné que les aérosols sont faiblement absorbants, l'algorithme SeaWiFS ne prend pas en compte l'albédo de simple-diffusion.

Une méthode basée sur les réseaux de neurones est développée afin de s'affranchir des modèles d'aérosols discrets, de remplacer la relation linéaire entre ρ_A et ρ_{as} pour obtenir directement les propriétés optiques des aérosols. De plus, une méthode variationnelle est associée aux réseaux de neurones pour pouvoir ajuster plus précisément les propriétés optiques des aérosols pour la recherche de chl-*a*, en se disant que le problème peut présenter plusieurs solutions. De plus, il est possible de s'affranchir de l'utilisation des grandes LUTs en modélisant leurs sorties par réseaux de neurones. Cela permet d'avoir une fonction continue et dérivable. Cela servira pour retrouver les POA dans le proche infrarouge en inversant directement les ρ_{cor} . La méthode permet d'interpoler les modèles d'aérosols et de s'affranchir des recherches de modèles d'aérosols dans la LUT. De plus, le calcul des POA sera très rapide. Le fait de considérer ω_0 est une amélioration de l'algorithme SeaWiFS car dans les algorithmes classiques de correction atmosphérique, ce paramètre n'est pas pris en compte car les aérosols sont faiblement absorbants. Dans cette méthode, il est pris en compte car l'objectif est de développer une méthode généralisable à des aérosols absorbants.

Ce sont ces deux méthodes (réseaux de neurones et inversion variationnelle) qui sont présentées dans le chapitre suivant. Ce travail de thèse se focalise sur l'algorithme standard SeaWiFS et à présent les méthodes neuronales qui peuvent permettre de s'affranchir des limitations de cet algorithme sont expliquées.

Chapitre 2

Approches neuronales de l'inversion

Depuis une vingtaine d'années, on observe une augmentation importante du nombre de satellites dédiés à l'observation de la Terre. Ces nombreux satellites fournissent d'importantes quantités de données permettant une amélioration de la connaissance de notre environnement qu'il s'agisse de l'atmosphère, du sol ou de l'océan et ainsi, une meilleure compréhension des mécanismes qui régissent le climat. Un problème qui se pose à l'heure actuelle est la définition et la mise en place de méthodes numériques performantes pour le traitement de ces masses de données. Dans cette étude, ce problème est abordé par des méthodes statistiques afin de restituer les paramètres d'environnement à partir des observations de télédétection. Les algorithmes de correction atmosphérique sont relativement performants pour la restitution de la concentration en chlorophylle-*a*, la spécification SeaWiFS étant de retrouver la concentration avec une précision inférieure à 35 % seulement et présentent certaines limitations importantes. On a choisi d'utiliser les réseaux de neurones pour améliorer les performances. Les réseaux, qui sont utilisés ici, sont à classer parmi les techniques de régression non linéaire et sont utilisés pour remplacer la recherche des solutions dans des LUTs.

2.1 Préambule

La volonté de modéliser le cerveau humain a poussé, dès les années 1940, des neurobiologistes et des mathématiciens à travailler ensemble. Le concept de réseaux de neurones formels est officiellement né en 1943, décrit par McCulloch & Pitts (1943). Ensuite, d'autres modèles ont été développés dans les années 1960, comme le Perceptron [Rosenblatt, 1958] et l'Adaline [Widrow and Hoff, 1960, Widrow and Lehs, 1990]. Le développement des réseaux de neurones artificiels s'est ensuite ralenti, en partie à cause de la limitation en terme de calcul. Il faudra attendre le milieu des années 80 pour que les réseaux de neurones artificiels reviennent en grâce, en relation avec le développement des ordinateurs. Les travaux développés durant cette période s'éloignent des justifications biologiques et prennent une orientation mathématique. Des publications-clés mettent en avant la puissance des principaux types de réseaux de neurones : les cartes auto-organisatrices de Kohonen [Kohonen, 1984], les réseaux interconnectés [Hopfield, 1982, Hopfield, 1984] et surtout les réseaux multicouches [Cun, 1987, Rumelhart *et al.*, 1986]. Les nouveaux réseaux de neurones s'avèrent capables de traiter des problèmes complexes de reconnaissance de forme ou de simulation de processus non linéaires et/ou dynamiques. Ils trouvent donc de nombreuses applications en ingénierie [Dreyfus, 1998] et pour les mêmes raisons, la recherche utilise ces nouveaux outils statistiques en physique appliquée et en géophysique [Badran and Thiria, 2002, Thiria *et al.*, 1993], dis-

ciplines dans lesquelles le nombre et la dimension des données, ainsi que la non-linéarité des problèmes traités posent de nombreuses difficultés à l'emploi des outils statistiques classiques.

Les techniques neuronales qui sont présentées dans ce chapitre ne couvrent qu'un domaine très restreint des applications potentielles des réseaux neuronaux. D'une part, elles n'utilisent que des réseaux multicouches, les Perceptrons MultiCouches (PMC). D'autre part, elles se limitent à des applications d'approximation et d'optimisation. Une vue générale des réseaux de neurones et de leurs applications est donnée par exemple dans le livre de Bishop (1995).

2.2 Définitions

Un réseau de neurones est un ensemble de processeurs élémentaires, les neurones, qui sont largement connectés les uns aux autres et capables d'échanger des informations au moyen de ces connexions qui les relient. Les connexions sont directionnelles et à chacune d'elle est associé un réel appelé poids de la connexion. L'information est ainsi transmise de manière unidirectionnelle du neurone j vers le neurone i , affectée du coefficient pondérateur w_{ij} . Un neurone calcule son état à partir d'informations venues de l'extérieur ou bien il détermine son entrée à partir des neurones auxquels il est connecté et calcule son état comme une transformation souvent non linéaire de son entrée. Il transmet à son tour son état vers d'autres neurones ou vers l'environnement extérieur.

Un neurone est donc défini par trois caractéristiques : son état, ses connexions avec d'autres neurones et sa fonction de transfert. Dans la suite, les notations suivantes seront utilisées :

- O : l'ensemble des états possibles des neurones.
- o_i : l'état du neurone i où $o_i \in O$.
- f_i : la fonction de transfert associée au neurone i .
- w_{ij} : le poids de la connexion du neurone j vers le neurone i ; $w_{ij} \in \mathbf{W}$ l'ensemble des poids du PMC.

Ainsi le neurone i recevant les informations de n_i neurones effectue l'opération suivante :

$$o_i = f(s_i) \quad \text{avec} \quad s_i = \sum_{j=1}^{n_i} w_{ij} o_j + w_{i0} \quad (2.1)$$

Le *biais* w_{i0} sert à produire une transformation affine sur la combinaison linéaire des états des neurones connectés en amont.

Les **fonctions de transfert** les plus souvent utilisées sont la fonction identité, la fonction sigmoïde et la fonction exponentielle. L'utilisation de fonctions de transfert non-linéaires permet d'obtenir des modèles statistiques non-linéaires.

- **La fonction identité** : un neurone dont la fonction de transfert est la fonction identité est appelé neurone linéaire. Pour un tel neurone, l'état est calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$o_i = s_i = \sum_j w_{ij} o_j \quad (2.2)$$

- **La fonction sigmoïde** est la plus utilisée car elle introduit de la non-linéarité mais c'est aussi une fonction continue, différentiable. Une fonction sigmoïde peut être définie par l'une des deux formes suivantes :

$$f(s) = A \frac{\exp^{Ks} - 1}{\exp^{Ks} + 1} = A \tanh\left(\frac{K}{2}s\right) \quad (2.3)$$

ou bien

$$f(s) = \frac{A}{\exp^{-Ks} + 1} \quad (2.4)$$

Contrairement à la fonction identité, ces fonctions sont bornées, elles tendent vers A quand $s \rightarrow \infty$ et tendent respectivement vers $-A$ ou 0 quand $s \rightarrow -\infty$. Le paramètre A sert à réguler la pente de la courbe en tout point hors saturation. Dans ce cas, seule la formule 2.3 a été utilisée avec les valeurs de A et K fixées à 1.715905 et 4/3 respectivement, de manière à assurer un comportement quasi-linéaire entre -1 et 1.

- **La fonction exponentielle** : elle est souvent utilisée au niveau de la couche de sortie afin d'assurer des valeurs positives et non bornées.

Les **Perceptrons Multi-Couches** (noté PMC dans la suite) [Bishop, 1995, Haykin, 1996, Thiria *et al.*, 1993] sont des réseaux de neurones pour lesquels les neurones sont organisés en couches successives, les connexions sont toujours dirigées des couches inférieures vers les couches supérieures et les neurones d'une même couche ne sont pas interconnectés. Un neurone ne peut donc transmettre son état qu'à un neurone situé dans une couche postérieure à la sienne. Choisir l'architecture d'un PMC consiste à fixer le nombre de couches, le nombre de cellules par couche, la nature des différentes connexions entre les neurones et la nature des neurones sur chaque couche (Fig. 2.1).

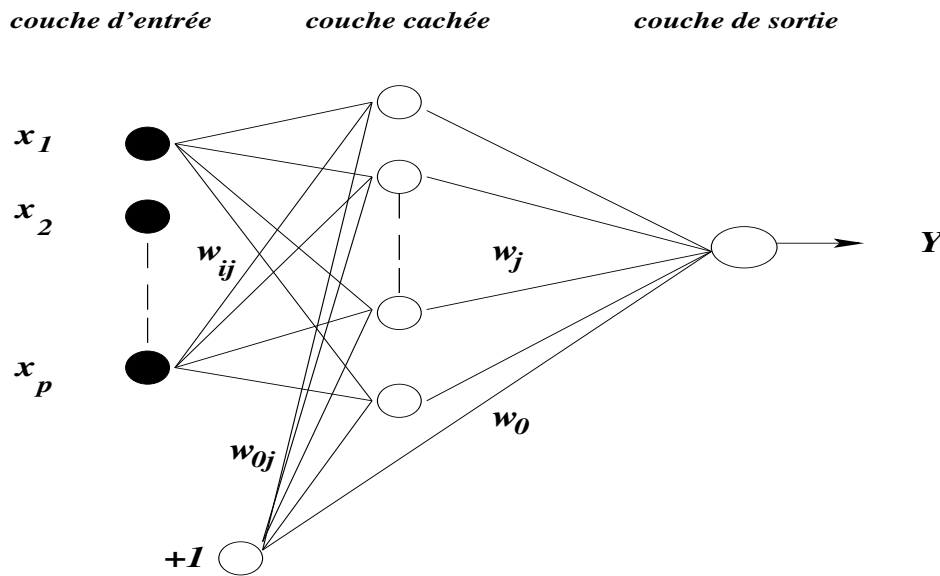


FIG. 2.1 – Exemple d'architecture d'un PMC avec p neurones d'entrée et une sortie. Les w_{ij} représentent les poids de connexions et les connexions reliées à la valeur $+1$ représentent le biais du système. Ces dernières sont souvent omises dans la représentation des architectures de manière à simplifier les graphes.

La première couche du réseau est la couche d'entrée, on suppose qu'elle contient p neurones. On note dans la suite le vecteur $\mathbf{x} = x_1, \dots, x_p$ le vecteur des états de la couche d'entrée. En général, ces états sont fixés uniquement par les données que l'on va étudier. De la même façon, il y a en général q sorties calculées par le réseau, que l'on rassemble dans un vecteur de sortie $\mathbf{y} = y_1, \dots, y_q$. Les états de la première couche étant fixés, le réseau va pouvoir calculer les états de ses autres neurones en appliquant l'équation 2.1 de proche en proche

d'une couche vers les couches supérieures. Cette partie du calcul est appelée propagation avant en opposition au calcul effectué par rétropropagation qui sera présenté au paragraphe 2.3.2. Ainsi la propagation avant permet de récupérer sur la couche de sortie le vecteur \mathbf{y} . Un PMC définit donc une fonction de R^p dans R^q .

Pour un PMC d'architecture fixé, la fonction définie par le réseau dépend des valeurs des poids $\mathbf{W}=[w_{ij}]$ où (i,j) donnent toutes les connexions du PMC. Une architecture génère donc une famille de fonctions :

$$\begin{aligned} R^p &\rightarrow R^q \\ x &\rightarrow y = F(\mathbf{x}, \mathbf{W}) \end{aligned} \quad (2.5)$$

Tenant compte de l'équation 2.1 et du fait que les fonctions de transfert des différents neurones sont indéfiniment dérivables (sigmoïde, linéaire, ...), cette famille est formée de fonctions non-linéaires et indéfiniment dérivables.

Les familles définies par l'ensemble des architectures possibles sont adaptées à la recherche de fonctions de régression non-linéaire. Plusieurs résultats théoriques ont été établis concernant leurs capacités d'approximateurs universels de fonctions [Cybenko, 1989, Funahashi, 1989, Hornik *et al.*, 1989, Pioggio and Girosi, 1990, White, 1990]. Le résultat fondamental de ces travaux est que toute fonction continue de R^p dans R^q peut être approximée, d'une manière uniforme sur un compact de R^p , par une fonction définie par un PMC à une seule couche cachée et ceci avec une précision ϵ choisie à l'avance. Cependant, plusieurs études ont montré l'intérêt de considérer des PMC à deux couches cachées [Lippman, 1987, Sontag, 1992]. Ces résultats théoriques ne permettent pas d'avoir une idée précise du nombre de neurones cachés nécessaires pour approximer une fonction donnée. La détermination de l'architecture optimale se fait en utilisant les théories statistiques. Un grand nombre de résultats existent qui appliquent les résultats généraux au cas particulier des architectures PMC [Haykin, 1996].

Approximer une fonction T tel que $\mathbf{y}=T(\mathbf{x})$ à partir de $F(\mathbf{x}, \mathbf{W})$ revient à rechercher la fonction $f \in F(\mathbf{x}, \mathbf{W})$ telle que :

$$f(x) = f(\mathbf{x}, \mathbf{W}) \simeq T(x) \quad \forall \vec{x} \in A \quad (2.6)$$

où \mathbf{x} est le vecteur d'entrée du PMC, A est un espace $\in R^p$ et \mathbf{W} représente l'ensemble des poids du réseau. Le problème est donc de déterminer les valeurs de \mathbf{W} qui permettent d'approximer "au mieux" la fonction de régression que l'on recherche. Cette opération, qui correspond à l'estimation de paramètres en statistique, s'appelle la théorie de l'apprentissage.

2.3 Apprentissage

2.3.1 Codage des données d'apprentissage

La dynamique des fonctions de transfert détermine le codage des données traitées par le réseau. En effet, il est rare que l'on puisse utiliser des données numériques (géophysiques, biologiques, ...) dans leurs propres unités sans craindre de sortir des domaines "utiles" des fonctions de transfert (par exemple, les fonctions sigmoïdes saturent vers A en dehors d'un certain domaine). De plus, il n'est pas rare que le PMC ait à traiter des données d'entrées de natures différentes donc d'ordres de grandeur différents. Si on veut prendre en compte toutes les variables du problème, il est nécessaire que chaque variable ait le même poids numérique.

De même, il est courant que les sorties du réseau aient aussi différents ordres de grandeur, ce qui est numériquement difficile à gérer. Aussi le réseau de neurones est en général la partie processive d'un système de traitement comprenant une phase de codage, le PMC et une phase de décodage (Fig. 2.2).

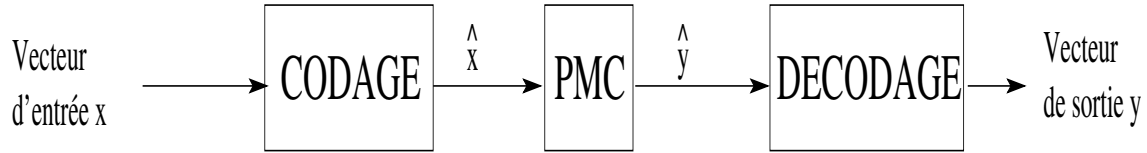


FIG. 2.2 – Chaîne de traitement de données par PMC

Ici, les paramètres K et A de la fonction sigmoïde ont été définis de manière à ce que le domaine utile soit compris entre -1 et 1. On doit donc définir un codage des données qui permet de les ramener dans cet intervalle. Pour éviter les saturations, les ensembles de données seront centré-réduits (dimension par dimension) de la façon suivante : soit $\mathbf{x}_i, i = 1 \dots N$ un ensemble de données :

$$\hat{x}_{ik} = \frac{2}{3} * \frac{x_{ik} - \bar{x}_{ik}}{\sigma_{x_k}} \quad (2.7)$$

où x_{ik} est la valeur de la $k^{\text{ième}}$ dimension de la $i^{\text{ième}}$ donnée, \bar{x}_{ik} est la moyenne de la $k^{\text{ième}}$ dimension sur les N données et σ_{x_k} est son écart-type. Le facteur $\frac{2}{3}$ permet de ramener environ 80% des données entre -1 et 1.

Le décodage inverse cette formule. Il est important de noter que les boîtes de codage et de décodage sont définies par le modélisateur et relèvent de connaissances *a priori* sur le problème. Pour des raisons numériques, le codage présenté ici est commun à toutes les expériences et ne sera pas rappelé dans leur description.

2.3.2 Apprentissage

L'algorithme d'apprentissage consiste à déterminer les poids à l'aide d'un processus itératif dont la règle principale est de la forme :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (2.8)$$

où $w_{ij}(t+1)$ est le poids qui relie le neurone j au neurone i à l'itération $t+1$. Cette valeur dépend de la valeur du poids à l'itération précédente $w_{ij}(t)$ et par conséquent ce type d'algorithme nécessite une initialisation des poids du réseau. En raison du codage des données, les poids sont initialisés aléatoirement entre -1 et 1.

La modification du poids $\Delta w_{ij}(t)$ peut être établie sur le critère d'une fonction de coût $R(\mathbf{W})$, fonction qui dépend des paramètres \mathbf{W} du PMC et de l'ensemble de données \mathbf{D} . L'apprentissage du PMC consiste à minimiser cette fonction de coût en utilisant une méthode de gradient. L'algorithme le plus connu est celui de la rétropropagation du gradient [Bishop, 1995, Haykin, 1996], il permet de calculer de manière récursive le gradient $\frac{\partial R(\mathbf{W})}{\partial w}$ par rapport à l'ensemble des paramètres (\mathbf{W}). Le calcul du gradient se décompose de la façon suivante pour une connexion particulière w_{ij} :

$$\frac{\partial R}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial R}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial w_{ij}} = \delta_i o_j \quad (2.9)$$

où $\delta_i o_j = \frac{\partial R}{\partial s_i}$.

Les quantités $\frac{\partial R}{\partial s_i}$ se calculent récursivement par rétropropagation à partir de la couche de sortie :

– Si l'indice i caractérise un neurone de la couche de sortie, on obtient alors :

$$\delta_i = \frac{\partial R}{\partial s_i} f'(o_i) \quad (2.10)$$

– Si i est l'indice d'un neurone caché, en notant par k l'indice des neurones qui prennent leur information du neurone i , on a :

$$\delta_i = f'(s_i) \sum_k \delta_k w_{ki} \quad (2.11)$$

Pour une architecture de PMC donnée, seule la connaissance de la dérivée de la fonction de coût par rapport aux états des neurones de sortie $\left(\frac{\partial R}{\partial o_i}\right)$ intervient pour initialiser le calcul du gradient. L'algorithme de rétropropagation du gradient est donc général et peut s'appliquer à n'importe quelle fonction de coût (R) dont on sait calculer les dérivées partielles par rapport aux états des cellules de sortie s_i . Cet algorithme permet de calculer deux types de dérivées :

- Les dérivées par rapport aux poids synaptiques du réseau w_{ij} .
- Les dérivées par rapport aux entrées des neurones et en particulier par rapport aux variables présentées sur la couche d'entrée du réseau (vecteur $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$). Ainsi, dans ce dernier cas, pour toute variable d'entrée x_i , on a :

$$\frac{\partial F(\mathbf{x}, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{x}_i} = \sum_k \delta_k w_{ki} \quad (2.12)$$

Ainsi, l'algorithme de rétropropagation du gradient permet, d'une manière simple, de calculer les dérivées partielles de la fonction $F(\mathbf{x}, \mathbf{W})$ qui est générée par le PMC. Cette simplicité de mise en œuvre est particulièrement importante pour l'apprentissage du PMC comportant un grand nombre de poids. L'inversion par modèle adjoint qui sera présentée au paragraphe 2.5.2 doit son efficacité à cette propriété.

2.3.3 Généralisation

On appelle *généralisation* la phase d'exploitation d'un PMC. Ce terme s'explique par le fait que le PMC va traiter des données qui appartiennent à son domaine d'apprentissage mais qui n'ont pas fait partie de l'apprentissage.

Les performances d'un PMC en généralisation sont définies par trois paramètres :

1. La racine de l'erreur quadratique moyenne (notée rms pour Root Mean Square Error),

$$\text{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{des} - y_{cal})^2} \quad (2.13)$$

où N est le nombre d'exemples dans la base de test, y_{des} est la valeur de sortie désirée et y_{cal} est la valeur de sortie calculée par le PMC.

2. L'erreur relative moyenne, qui permet de s'affranchir de l'ordre de grandeur des données :

$$\text{erreur relative} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\left(\frac{y_{des} - y_{cal}}{y_{des}}\right)^2} \quad (2.14)$$

3. Le coefficient de corrélation linéaire qui donne une mesure de la qualité d'un estimateur de fonction :

$$r^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(y_{des} - \bar{y}_{des}) \cdot (y_{cal} - \bar{y}_{cal})}{\sigma_{y_{des}} \cdot \sigma_{y_{cal}}} \quad (2.15)$$

où \bar{y}_{des} et \bar{y}_{cal} sont les moyennes des valeurs désirées et calculées par le PMC et $\sigma_{y_{des}}$ et $\sigma_{y_{cal}}$ sont les écarts-types des données désirées et calculées par le PMC. Le coefficient de corrélation atteint 100 % lorsque le réseau est capable de restituer exactement les données désirées, ce qui n'est pas toujours possible, notamment lorsque les données sont bruitées.

Si les performances en terme de rms et d'erreur relative se dégradent en phase d'exploitation, il est probable qu'un *sur-apprentissage* ait eu lieu. Ce sur-apprentissage peut par exemple apparaître quand on travaille avec des données en nombre insuffisant par rapport à la complexité potentielle du réseau. Un réseau peut avoir suffisamment de souplesse pour "aller trop loin" et apprendre par coeur les données pendant l'apprentissage. Il sera alors mauvais en généralisation car il n'aura pas appris la relation sous-jacente aux données (Fig.2.3).

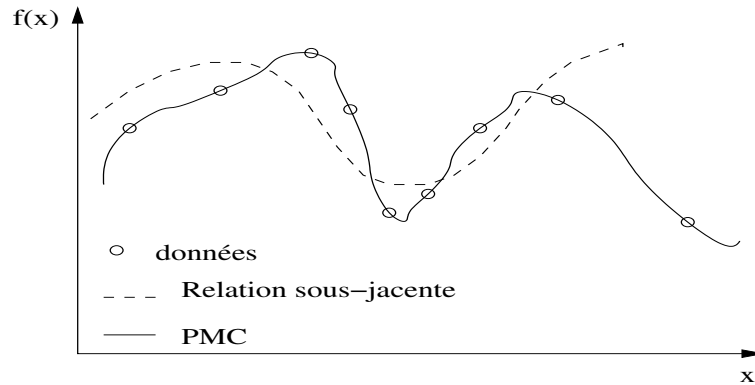


FIG. 2.3 – Exemple de sur-apprentissage d'un PMC approximant une fonction $f(x)$ à partir de données réelles.

Le sur-apprentissage peut être évité en limitant le degré de liberté du réseau par rapport à la taille de l'ensemble d'apprentissage (toujours avoir 10 à 20 fois plus de données que de poids à ajuster dans un réseau) et en arrêtant l'apprentissage avant la fin de la convergence (early-stopping). La complexité du PMC, ainsi que l'arrêt de l'apprentissage se déterminent grâce à la méthode de la *cross-validation* [Bishop, 1995]. Cette méthode utilise un ensemble de données représentatives du problème qui n'appartient pas à la base d'apprentissage (ensemble de validation) et qui sert à valider le PMC. Lorsqu'il y a sur-apprentissage, les performances du réseau continuent à s'améliorer sur l'ensemble d'apprentissage mais se dégradent sur l'ensemble de validation. La figure 2.4 représente l'évolution des erreurs d'apprentissage et de validation au cours d'un apprentissage. L'itération t_0 de l'algorithme correspond au minimum de l'erreur faite sur l'ensemble de validation, il convient donc d'arrêter l'apprentissage à ce point. Le minimum de la courbe de validation permet alors de décider de la complexité du réseau. Les performances réelles du réseau se calculent sur un troisième ensemble, indépendant des ensembles d'apprentissage et de validation : l'ensemble de *test*. Celui-ci sert à vérifier que la modélisation s'est faite en toute généralité et qu'elle ne dépend pas de l'ensemble de validation.

C'est sur l'ensemble de test que les résultats obtenus durant les diverses expériences seront évalués. Les performances en apprentissage et en validation ne sont généralement pas précisées.

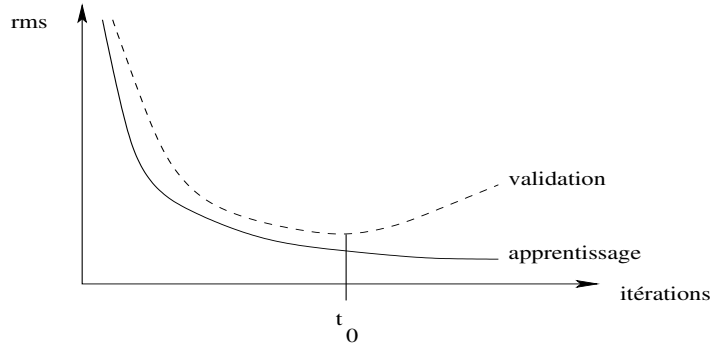


FIG. 2.4 – Evolution des rms d'apprentissage et de validation au cours d'un apprentissage

2.4 Approximation de fonctions

2.4.1 La régression non-linéaire

La régression est une méthode statistique classique largement utilisée dans le traitement des données. Son but principal est d'aider à la détermination d'une fonction univoque permettant de relier deux variables distinctes pour lesquelles on fait l'hypothèse qu'il existe une relation de dépendance fonctionnelle. Si on se place dans le cadre de la géophysique, la première variable \mathbf{x} représente un vecteur de paramètres physiques. Pour cette étude, ce sont les propriétés optiques des aérosols et les constituants océaniques. La seconde variable \mathbf{y} contient les observations effectuées par rapport à cette variable. Ici, ce sont les réflectances corrigées observées par le capteur, ρ_{cor} . On peut supposer que la relation est univoque et qu'il existe un modèle théorique idéal \mathbf{T} qui permet d'inférer \mathbf{y} à partir de la connaissance de \mathbf{x} :

$$\mathbf{y} = \mathbf{T}(\mathbf{x}) \quad (2.16)$$

Dans cette expression \mathbf{T} représente la fonction théorique sous-jacente que l'on cherche à estimer à l'aide d'un PMC, cette fonction est appelée modèle direct.

Si les méthodes de régression linéaire ont été largement développées, peu de travaux existent sur les régressions non-linéaires. Les réseaux de neurones permettent de réaliser des régressions non-linéaires avec une grande flexibilité.

Dans mon application, on recherche une fonction F permettant de mettre en correspondance au mieux deux ensembles de données. On nomme l'ensemble \mathbf{D} , l'ensemble des couples d'observations $\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}_i^{obs}, \mathbf{y}_i^{obs}), i = 1 \dots N^{obs}\}$. L'ensemble d'apprentissage \mathbf{D} se présente sous la forme de couples d'observations $(\mathbf{x}^{obs}, \mathbf{y}^{obs})$ qui seront formés à partir de couples (\mathbf{x}, \mathbf{y}) obtenus à partir des équations du transfert radiatif océanique et atmosphérique. Il s'agit donc de valeurs théoriques.

2.4.2 La fonction de coût quadratique

On a vu dans le paragraphe 2.3.2 que l'apprentissage d'un PMC consiste à minimiser une fonction de coût [Badran and Thiria, 2002], la plus classique étant la fonction de coût

quadratique généralisés dont l'expression exacte est la suivante :

$$R(\mathbf{W}) = \int \int (\mathbf{y} - F(\mathbf{W}, \mathbf{x}))^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x})(\mathbf{y} - F(\mathbf{W}, \mathbf{x})) p(\mathbf{x}, \mathbf{y}) d\mathbf{x} d\mathbf{y} \quad (2.17)$$

où $\Sigma^{-1}(\mathbf{x})$ est une matrice définie positive qui dépend en général de \mathbf{x} et $p((x), (y))$ est la densité de probabilité de (\mathbf{x}, \mathbf{y}) . On peut démontrer que la minimisation de cette fonction de coût implique la minimisation de :

$$\int (E(\mathbf{y}/\mathbf{x}) - F(\mathbf{x}, \mathbf{W}))^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x})(E(\mathbf{y}/\mathbf{x}) - F(\mathbf{x}, \mathbf{W})) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (2.18)$$

où $E(\mathbf{y}/\mathbf{x})$ est l'espérance conditionnelle des observations \mathbf{y}^{obs} sachant \mathbf{x}^{obs} :

$$E(\mathbf{y}/\mathbf{x}) = \int \mathbf{y} p(\mathbf{y}/\mathbf{x}) d\mathbf{y} \quad (2.19)$$

Ainsi lorsque l'équation 2.17 est minimisée et que l'architecture est bien choisie, les sorties du PMC sont telles que :

$$F(\mathbf{x}, \mathbf{W}) \simeq E(\mathbf{y}/\mathbf{x}) \quad (2.20)$$

ce qui est un résultat très important dans un cas multidimensionnel. Pour chaque entrée \mathbf{x}_0 , la sortie calculée par le PMC, $\mathbf{y}(\mathbf{x}_0, \mathbf{W})$, est la moyenne de \mathbf{y} dans la distribution $p(\mathbf{y}/\mathbf{x})$. Dans le cas des moindres carrés simples, où l'on suppose que $\Sigma^{-1}(\mathbf{x}) = \Sigma^{-1} (= I)$ ne dépend pas de \mathbf{x} , la formule 2.17 montre que la précision de l'approximation de 2.20 dépend de $p(\mathbf{x})$, qui représente la concentration locale des données : l'approximation est d'autant meilleure que $p(\mathbf{x})$ est grand. Ceci est un résultat important pour assurer une bonne généralisation de l'apprentissage du PMC.

Dans la pratique, il est presque impossible d'avoir accès à la fonction de coût théorique R (Eq. 2.18). On utilise la fonction de coût empirique définie à partir de l'ensemble d'apprentissage $\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}_i^{obs}, \mathbf{y}_i^{obs}), i = 1 \dots N^{obs}\}$ par :

$$R(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N (\mathbf{y}_i^{obs} - F(\mathbf{x}_i, \mathbf{W}_i^{obs}))^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x}_i^{obs})(\mathbf{y}_i^{obs} - F(\mathbf{x}_i, \mathbf{W}_i^{obs})) \quad (2.21)$$

Pour les apprentissages effectués durant cette thèse, l'utilisation des moindres carrés simples a semblé suffisante, on a donc toujours choisi $\Sigma^{-1}=I$. Mais l'utilisation de la formule 2.21 permettrait d'améliorer la sensibilité des apprentissages aux faibles valeurs de \mathbf{x}^{obs} .

2.5 PMC et modèle inverse

On qualifie d'inverse le problème où l'on cherche à retrouver les valeurs des propriétés optiques des aérosols (POA) α , ω_0 et τ et les constituants océaniques C et b^0 (notés CO dans la suite) à partir des spectres de réflectances ρ_{cor} .

On sait en général calculer ρ_{cor} en fonction des POA et des CO. Mais faire le calcul analytique inverse se révèle souvent très difficile à effectuer à cause des non-linéarités, des relations empiriques de certains sous-modules. Il semble donc intéressant de les inverser par approximation de fonctions. Cependant, il s'agit d'un problème plus complexe que le problème direct puisque la relation recherchée peut être multivaluée. En effet, selon le nombre de variables explicatives que l'on choisit et la précision du modèle, les modèles directs peuvent

mener à des valeurs d'observations identiques ρ_{cor} en réponse à des valeurs de POA et CO distinctes. Une simple régression aux moindres carrés qui conduit à l'estimation de la moyenne $E(\rho_{\text{cor}}/(\mathbf{POA}, \mathbf{CO}))$ peut donner des solutions inacceptables, puisque l'ensemble des valeurs possibles de POA et CO qui peuvent donner ρ_{cor} ne constitue pas obligatoirement un ensemble convexe. La moyenne $E(\rho_{\text{cor}}/(\mathbf{POA}, \mathbf{CO}))$ calculée par le PMC peut se trouver à l'extérieur de l'ensemble des solutions physiques plausibles [Jordan and Rumelhart, 1992].

La résolution d'un problème inverse s'effectue donc de manière différente selon la nature du problème considéré, qu'il soit multivalué ou non. Dans ce travail, il est possible de décomposer le processus d'inversion selon les canaux comme cela a été expliqué dans le chapitre précédent. On détaille et justifie les deux approches qui sont utilisées pour restituer les propriétés optiques des aérosols (inversion directe) et la concentration de chlorophylle dans la mer (inversion par méthode adjointe).

2.5.1 Inversion directe

Pour l'inversion directe par PMC, on s'est attaché à décomposer le problème inverse pour isoler les parties non-ambigües. Si la relation recherchée est univoque, le problème inverse est un problème de régression. La méthode proposée dans le paragraphe 2.4 peut être utilisée et va permettre d'obtenir une résolution acceptable du problème. Par exemple, si le module \mathbf{F} ne présente aucune ambiguïté, on a alors :

$$\mathbf{POA} = F^{-1}(\rho_{\text{cor}}) \quad (2.22)$$

et on peut alors approximer cette fonction directement en utilisant un PMC et un ensemble d'apprentissage.

Dans le chapitre précédent, il a été expliqué que les POA peuvent être restituées à partir de LUTs dans les canaux infrarouge. Il semble possible d'utiliser les PMCs pour remplacer les LUTs et modéliser directement la fonction de transfert inverse. Cela a l'avantage d'éviter le passage de ρ_A à ρ_{as} (Eq. 1.5.2) et d'avoir des modèles d'aérosols continus à la place des modèles discrets utilisés dans l'algorithme SeaWiFS. Ce principe est appliqué pour restituer α , ω_0 et τ à partir des trois réflectances ρ_{cor} rouge et proche infrarouge et des angles de visée.

Cependant, cette méthode ne semble pas applicable pour la restitution de la concentration en phytoplancton. Dans le prochain paragraphe, on explique pourquoi et comment on compte résoudre le problème.

2.5.2 Inversion par méthode adjointe

Dans le chapitre précédent, on a vu qu'une fois les POA calculées à partir des canaux proche infrarouge, l'algorithme SeaWiFS calcule ρ_A et t pour les canaux visibles permettant l'obtention de ρ_w qui est reliée à C par l'algorithme CO4V4. La figure 2.5 présente l'évolution de l'équation CO4V4 (Eq. 1.25) en fonction de C . On constate facilement que pour une même valeur du rapport de réflectances R_{4S} , il peut y avoir plusieurs solutions de C . Même si les corrections atmosphériques ont été correctement effectuées (c'est-à-dire si les valeurs de (α, ω_0, τ) ont été très précisément retrouvées), il y a une ambiguïté dans la restitution de C .

Dans l'algorithme SeaWiFS, on considère que les POA restituées dans le proche infrarouge sont suffisamment précises et qu'il est donc possible de restituer ρ_w . Cependant, il faudrait tenir compte des erreurs commises sur ces variables qui se répercutent sur la valeur restituée de ρ_w . Pour cela, il est nécessaire de retrouver simultanément les POA et les CO. Il a été décidé d'utiliser une inversion variationnelle pour résoudre ce problème.

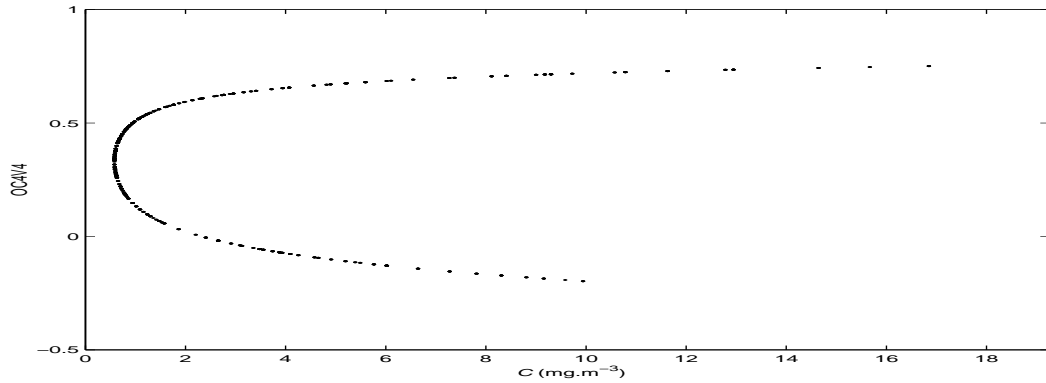


FIG. 2.5 – Fonction OC4V4 en fonction de C

L'inversion par méthode adjointe [Ghil and Malanotte-Rizolli, 1991, Talagrand, 1986] [Talagrand and Courtier, 1986, Talagrand and Courtier, 1987] est utilisée lorsque la relation inverse est difficile à apprendre à un PMC en raison d'instabilité et d'ambiguïté. Généralement, la relation directe est plus régulière. Dans ce cas, on a donc intérêt à procéder par une approche variationnelle, c'est-à-dire en minimisant l'écart entre la prédiction du modèle direct et l'observation (minimisation d'une fonction de coût).

L'inversion neuro-variationnelle procède en deux étapes :

1. Apprentissage du modèle direct par PMC.

Le modèle direct est appris sur la base d'exemples \mathbf{D} par un (ou un ensemble de) PMC(s). La fonction à approximer est de la forme :

$$\begin{aligned} X &\rightarrow \mathbf{D} \\ x &\rightarrow \mathbf{y} = T(\mathbf{x}) \end{aligned} \tag{2.23}$$

Dans cette thèse, cet apprentissage se fera à partir des informations contenues dans la LUT, c'est-à-dire découlant de calculs théoriques. En effet, il existe trop peu de mesures satellitales coïncidant avec des mesures in-situ pour procéder autrement. Soit \mathbf{F} le PMC de configuration de poids optimale \mathbf{W} approximant \mathbf{T} sur \mathbf{D} . On retombe sur le problème de la régression non-linéaire présenté au paragraphe 2.4.

2. Inversion

La deuxième étape consiste à estimer les paramètres \mathbf{x} par une approche de perturbations successives. Soit $\mathbf{x}_{est,i}$ l'estimation de la solution à l'itération i . La prédiction correspondante est obtenue par :

$$y^{pred,i} = F(\mathbf{x}^{est,i}, \mathbf{W}) \tag{2.24}$$

Cette prédiction est comparée à l'observation. On obtient l'erreur de prédiction $\delta \mathbf{y}^i = \mathbf{y}^{pred,i} - \mathbf{y}^{obs}$. Le but est de trouver la perturbation $\delta \mathbf{x}^i$ qui a entraîné cette erreur de prédiction. Or l'erreur de prédiction peut être interprétée comme l'erreur (ou gradient) en sortie du réseau F , \mathbf{y}^{obs} étant la valeur à atteindre. On utilise l'algorithme de rétro-propagation du gradient en adaptant les entrées du réseau (Eq. 2.25) et en utilisant les dérivées composées (Eq. 2.9). La perturbation en entrée du réseau est donc calculée en

rétropropageant l’erreur de prédiction dans le réseau et en adaptant les entrées par une loi de type :

$$\mathbf{x}_l^{est,i+1} = \mathbf{x}_l^{est,i} - \alpha^i \delta \mathbf{x}^i \quad (2.25)$$

où le terme α^i est un nombre réel positif de petite valeur destiné à assurer la convergence du processus. Pour un nombre suffisant d’itérations, l’erreur de prédiction devient nulle et la solution est alors donnée par la valeur courante de \mathbf{x}^{est} .

Le terme $\delta \mathbf{x}^i$ représente le gradient de la fonction de coût par rapport aux entrées $\frac{\partial R}{\partial \mathbf{x}}$. Le calcul de la fonction de coût revient à calculer le gradient du PMC (Eq. 2.12) modélisant le transfert radiatif atmosphérique et océanique (ρ_{cor}) par rapport aux entrées \mathbf{x} (paramètres POA et CO).

La minimisation de la fonction de coût par la méthode du gradient nécessite la détermination d’une solution initiale (“first guess”) qui soit proche de la solution désirée. Le choix de la solution initiale \mathbf{x}_0 facilite fortement le calcul de la solution trouvée et une “bonne” solution de départ permet de trouver le “bon” ensemble de solutions \mathbf{X} au problème inverse comme on le verra dans le chapitre suivant. Dans cette étude, la solution initiale sera fournie par l’inversion directe par PMC dans le proche infrarouge.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, une famille de réseaux de neurones artificiels a été présentée, ce sont les Perceptrons Multi-Couches (PMC) qui constituent des systèmes paramétrés non-linéaires qui relient des variables d’entrée à des variables de sortie. Les paramètres sont déterminés statistiquement lors d’une phase d’apprentissage par régression sur une base de données d’exemples.

Les PMC permettent d’approximer n’importe quelle fonction continue et dérivable. Ils permettent d’obtenir une approximation de la moyenne de la distribution de probabilité conditionnelle des variables de sortie, conditionnée par les variables d’entrée.

Dans ce travail, les PMC sont utilisés en tant qu’inverseur par modèle inverse (nommé inversion directe) pour restituer les POA à partir des réflectances ρ_{cor} dans le proche infrarouge. Ces POA permettent de contraindre l’inversion neuro-variationnelle, appelée NeuroVaria, dans les canaux visibles.

Chapitre 3

Recherche des paramètres atmosphériques et océaniques par méthodes neuronales

Dans ce chapitre, les méthodes d'inversions par PMC présentées dans le chapitre précédent sont appliquées sur des données théoriques. Après avoir présenté les données utilisées pour calibrer les PMCs et pour tester leurs performances, une première inversion pour les canaux situés dans le proche infrarouge est appliquée afin de restituer les trois propriétés optiques des aérosols : le coefficient d'Angström α , l'albédo de simple-diffusion ω_0 et l'épaisseur optique τ . Il s'agit d'une inversion directe par PMC, les réflectances ρ_{cor} et les trois angles de visée sont directement inversés pour retrouver les trois paramètres ci-dessus. Cette première inversion va permettre de donner un "first guess" à l'inversion variationnelle. Cette inversion neuro-variationnelle, nommée NeuroVaria dans la suite, permet de restituer les constituants océaniques qui sont les paramètres qu'on cherche à restituer et qui constituent le but de la thèse. Les différents PMCs utilisées dans ce chapitre ont été calibrés sur des données théoriques. Une première validation sur ces données théoriques permet d'apprécier la qualité de l'approche.

3.1 Base de données et procédure de validation

Les bases de données qui ont servi à la calibration des PMCs pour l'inversion directe dans le proche infrarouge et pour la modélisation de la réflectance ρ_{cor} dans le visible sont détaillées .

3.1.1 Bases de données atmosphériques et océaniques

Les tables pré-calculées (LUT) m'ont été fournies par H.R. Gordon de l'Université de Miami. Il y a trois tables distinctes, deux fournissant ρ_A et t pour les canaux dans le visible et le proche infrarouge, et une troisième pour la réflectance marine ρ_w pour les canaux visibles. Ces LUTs proviennent d'un code de transfert radiatif, ce sont donc directement ces valeurs théoriques qui vont être utilisées dans la suite.

1. Bases modélisant ρ_A et t

Les réflectances atmosphériques sont calculées pour les huit longueurs d'ondes du radiomètre SeaWiFS : 412, 443, 490, 510, 555, 670, 765 et 865 nm et la transmission diffuse

pour les cinq longueurs d’ondes visibles de 412 à 555 nm. Elles contiennent la géométrie de visée $(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi)$ et les propriétés optiques des aérosols (POA) : le coefficient d’Angström à 443 et 865 nm noté $\alpha(443, 865)$, l’albédo de simple diffusion ω_0 et l’épaisseur optique à 865 nm notée $\tau(865)$.

Les valeurs et l’échantillonnage des angles caractéristiques de la géométrie sont fournis dans le tableau 3.1.

Angles	Val min	Val max	Pas
θ_s	0	60	3
θ_v	0	60	3
$\Delta\phi$	0	324	36

TAB. 3.1 – Valeurs des intervalles et des pas de la géométrie de visée $(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi)$.

L’échantillonnage de α et ω_0 est défini dans le tableau 3.2 et provient des modèles d’aérosols choisis pour l’algorithme SeaWiFS (Tab. 1.1).

# modèle	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
type aérosol	O99	M99	M90	M70	M50	C99	C90	C70	C50	T99	T90	T50
RH (%)	99	99	90	70	50	99	90	70	50	99	90	50
$\alpha(443, 865)$	-0.08	0.10	0.22	0.40	0.50	0.23	0.41	0.64	0.74	1.09	1.28	1.41
$\omega_0(865)$	1.00	0.999	0.995	0.986	0.981	0.997	0.992	0.977	0.97	0.987	0.97	0.93

TAB. 3.2 – Valeurs de $\alpha(443, 865)$ et ω_0 pour tous les modèles d’aérosols.

Les épaisseurs optiques des aérosols $\tau(865)$ choisies sont : **0.05 ; 0.10 ; 0.15 ; 0.20 ; 0.25 ; 0.30 ; 0.35 ; 0.45 ; 0.60 ; 0.80**. Cela permet d’avoir un spectre large de valeurs, 0.80 correspondant à une très forte épaisseur optique.

Dans la suite de ce travail, $\alpha(443, 865)$ sera noté α , $\omega_0(865)$ sera notée ω_0 et $\tau(865)$ sera notée τ afin d’alléger l’écriture.

2. Base de donnée modélisant ρ_w

La réflectance marine est calculée pour les cinq longueurs d’ondes visibles de SeaWiFS de 412 à 555 nm. Cette base est construite à partir du modèle semi-analytique de Gordon et al. (1988) qui relie la concentration en pigment C et b^0 le coefficient de diffusion des particules à ρ_w . Ce modèle remplace les algorithmes OC2V4 et OC4V4 et a l’avantage d’être un modèle continu. L’intervalle et l’échantillonnage de C et b^0 sont définis dans le tableau 3.3.

Paramètre	λ	b^0	C (mg.m ⁻³)
Intervalle	412-555	0.12-0.45	0.03-3
Pas	–	0.03	logarithmique

TAB. 3.3 – Valeurs des constituants océaniques.

3.1.2 Bases d’apprentissage, de validation et de test

A partir de ces LUTs, trois bases sont extraites : la base d’apprentissage, la base de validation et la base de test. Ces bases sont tirées aléatoirement et uniformément au sein des LUTs.

La base de test ne contient aucune donnée faisant partie de la base d'apprentissage. Les bases d'apprentissage et de validation servent à l'apprentissage de chaque PMC, la base de validation détectant l'architecture optimale. La base de test permet de vérifier les performances de chaque PMC, indépendamment des bases d'apprentissage et de validation. Pour mesurer les performances des PMCs, on utilise l'erreur quadratique moyenne rms (Eq. 2.13) et l'erreur relative en % (Eq. 2.14).

Il faut construire chaque base et donc décider de leur taille afin d'obtenir un apprentissage prenant en compte un nombre suffisant et complet de situations.

1. Pour les canaux proche infrarouge, toutes les bases contiennent 50000 données. Le PMC restituant α est noté PMC- α , celui restituant τ est noté PMC- τ et celui restituant ω_0 , PMC- ω_0 .
2. Pour les canaux visibles, les PMC modélisant ρ_A et t ont été appris avec des bases contenant chacune 50000 données, ainsi que la base de test. Pour le PMC modélisant ρ_w , les bases d'apprentissage et de validation contiennent 500 données et la base de test 224 données.

Dans la suite, uniquement les performances des PMC sur la base de test sont présentées. Cette base permet de quantifier précisément les erreurs commises par le PMC sur la modélisation.

3.2 Inversion directe dans le proche infrarouge : Détermination des paramètres atmosphériques

Dans ce chapitre, une méthode d'inversion directe dans les canaux rouge/proche infrarouge (PIR) est proposée pour déterminer les paramètres aérosols. Les longueurs d'ondes inversées sont au nombre de trois : 1 pour le canal rouge $\lambda=670$ nm et deux pour le canal proche infrarouge : $\lambda=765$ et 865 nm.

Pour ces canaux, l'hypothèse d'une réflectance marine ρ_w négligeable à cause de la forte absorption de l'eau à ces longueurs d'ondes est conservée. D'après l'équation 1.6, la réflectance atmosphérique ρ_A est alors égale à la réflectance corrigée mesurée par le capteur ρ_{cor} .

Ce travail se focalise sur l'inversion directe par PMC pour des raisons de précision, de mise en oeuvre et de rapidité de calcul. Le but est de modéliser la fonction de transfert inverse reliant les trois réflectances ρ_{cor} des canaux rouge et proche infrarouge et la géométrie de visée aux trois POA désirées. Cette fonction de transfert par PMC est schématisée par la figure 3.1.

L'objectif de ce paragraphe est d'estimer les capacités des PMCs à retrouver les POA suivant les modèles d'aérosols. Dans la suite du travail, les paramètres retrouvés dans le PIR serviront de terme d'ébauche pour l'inversion neuro-variationnelle dans le visible. On ne cherche donc pas dans ce cas à obtenir une très grande précision sur les POA mais une valeur approchée acceptable pour initialiser l'inversion neuro-variationnelle. Pour diminuer la taille nécessaire pour l'ensemble d'apprentissage, on choisit d'entraîner trois PMCs, chaque PMC restituant donc une seule POA. L'architecture de chaque PMC est donnée dans le tableau 3.4. Les architectures sont différentes suivant les paramètres recherchées et ont été optimisées à partir de l'ensemble de validation.

Dans les paragraphes suivants, les performances de chaque PMC sont uniquement celles obtenues sur la base de test. Les rms et erreurs relatives globales sur cette base sont présentées dans le tableau 3.5. Les erreurs sur les propriétés optiques sont discutés séparément selon qu'on

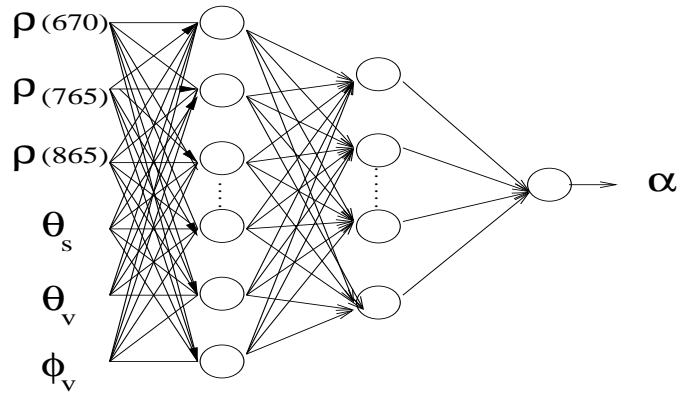


FIG. 3.1 – Schéma de l’architecture des trois PMCs servant à l’inversion directe dans le proche infrarouge pour restituer α , ω_0 et $\tau(865)$.

	PMC- α	PMC- ω_0	PMC- τ
Nb entrées	6	6	6
Nb couches cachées	2	2	2
Nb Neurones sur 1ère couche cachée	10	10	30
Nb Neurones sur 2ème couche cachée	6	6	15
Nb sorties	1	1	1

TAB. 3.4 – Architecture de chaque PMC en inversion directe retrouvant les POA.

utilise la rms qui est le terme qui se reporte directement sur le terme marin en couleur de l’océan ou les performances intrinsèques des inversions en terme d’erreur relative.

	PMC- α	PMC- τ	PMC- ω_0
rms	$9.27*10^{-2}$	$2.29*10^{-2}$	$4.56*10^{-3}$
erreur relative(%)	24.22	7.24	0.30

TAB. 3.5 – Performances des PMCs retrouvant α , τ et ω_0 .

3.2.1 Inversion directe de α par PMC

On donne maintenant les performances obtenues sur l’ensemble de test. Pour α , la rms est égale à $9.27*10^{-2}$ et l’erreur relative à 24.22 % (Tab. 3.5). L’analyse des erreurs par type d’aérosols, c’est-à-dire une valeur de α , montre la décroissance de l’erreur relative en fonction de la valeur croissante de α et une fluctuation de la rms selon les valeurs désirées (Tab. 3.6). Si on analyse la rms qui est l’erreur qui se propage sur le signal marin, il y a une variation

type aérosol	O99	M99	M90	M70	M50	C99
α	-0.08	0.10	0.22	0.23	0.40	0.41
rms	$1.17*10^{-1}$	$7.59*10^{-2}$	$7.92*10^{-2}$	$8.62*10^{-2}$	$8.91*10^{-2}$	$7.79*10^{-2}$
erreur relative (%)	105.41	52.49	26.04	28.76	16.09	14.66
type aérosol	C90	C70	C50	T99	T90	T50
α	0.50	0.64	0.74	1.08	1.28	1.41
rms	$7.79*10^{-2}$	$9.04*10^{-2}$	$1.14*10^{-1}$	$1.47*10^{-1}$	$9.74*10^{-2}$	$4.16*10^{-2}$
erreur relative (%)	10.24	10.16	11.93	9.31	4.73	1.59

TAB. 3.6 – Performances de PMC- α suivant les valeurs de α .

non homogène selon la valeur de α désirée. Elle est la plus forte pour $\alpha=1.28$ (aérosol T90) et la plus faible pour $\alpha=1.41$ (aérosol T50).

Si on regarde les performances intrinsèques du PMC, on constate que les performances (les précisions) augmentent avec la croissance de α , l’erreur étant la plus forte pour $\alpha=-0.08$ (aérosol 099) et la plus faible pour $\alpha=1.41$. On note qu’à partir de l’aérosol M50 ($\alpha = 0.40$), les restitutions de α par le PMC sont de bonnes valeurs approchées puisque l’erreur relative reste inférieure à 16 %.

On peut remarquer que les valeurs de rms et les erreurs relatives ne sont pas corrélées. On peut obtenir une faible erreur relative pour une forte rms. Cependant, on peut conclure que la valeur de α est restituée avec une précision suffisante en terme de rms.

Une autre façon de quantifier les performances du PMC est de calculer la valeur moyenne retrouvée de α pour chaque type d’aérosols. Cela donne une estimation du biais commis par le PMC sur le modèle inverse. Les résultats sont résumés dans le tableau 3.7. Les valeurs moyennes retrouvées de α sont très acceptables et proches de la valeur désirée, conduisant à un biais faible excepté pour l’aérosol O99 dont le biais est grand et est égal à $-7.89*10^{-2}$. C’est un résultat attendu en rapport avec la rms et l’erreur relative, elles mêmes grandes, obtenues pour ce type d’aérosols.

type aérosol	O99	M99	M90	M70	M50	C99
Valeur de α	-0.080	0.10	0.22	0.23	0.40	0.41
Valeur moyenne retrouvée	-0.001	0.11	0.25	0.20	0.44	0.38
type aérosol	C90	C70	C50	T99	T90	T50
Valeur de α	0.50	0.64	0.74	1.08	1.28	1.41
Valeur moyenne retrouvée	0.50	0.64	0.74	1.05	1.25	1.39

TAB. 3.7 – Valeurs moyennes retrouvées de α en fonction du type d’aérosols.

L’examen des performances de PMC- α montre que l’inversion directe par PMC fournit en moyenne une valeur retrouvée de α très proche de la valeur désirée.

3.2.2 Inversion directe de τ par PMC

Les performances générales sur l’ensemble de test pour τ sont données dans le tableau 3.5. La rms est égale à $2.29 \cdot 10^{-2}$ et l’erreur relative est égale à 7.24 %. Les erreurs sont très acceptables aussi bien en terme de rms qu’en terme d’erreur relative. Les erreurs sur l’inversion dépendent de la valeur de τ comme le montre le tableau 3.8.

Valeur de τ	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25
rms	$1.19 \cdot 10^{-2}$	$1.41 \cdot 10^{-2}$	$1.60 \cdot 10^{-2}$	$1.72 \cdot 10^{-2}$	$1.91 \cdot 10^{-2}$
erreur relative (%)	18.65	11.00	8.30	6.69	5.79
Valeur de τ	0.30	0.35	0.45	0.6	0.8
rms	$1.97 \cdot 10^{-2}$	$2.15 \cdot 10^{-2}$	$2.61 \cdot 10^{-2}$	$3.08 \cdot 10^{-2}$	$4.69 \cdot 10^{-2}$
erreur relative (%)	5.01	4.70	4.51	4.02	3.47

TAB. 3.8 – Evolution des erreurs sur τ en fonction de la valeur de τ .

Il présente les rms et les erreurs relatives selon les valeurs de τ désirées et permet d’analyser les cas sensibles lors de l’inversion.

Plus la valeur de τ est forte, plus la rms augmente. En effet, la rms est égale à $1.19 \cdot 10^{-2}$ pour $\tau=0.05$ et vaut $4.69 \cdot 10^{-2}$ pour $\tau=0.8$.

Pour l’erreur relative, on constate l’effet inverse. On peut noter que les erreurs augmentent avec la décroissance de τ . Pour $\tau = 0.05$, l’erreur relative est égale à 18.65 % alors que pour $\tau = 0.8$, l’erreur relative est égale à 3.47 %.

Les restitutions en terme de rms sont donc meilleures lorsque l’atmosphère contient une faible quantité d’aérosols. Pour $\tau=0.05$, la concentration des aérosols est faible et dans ces cas, la contribution de ρ_A à ρ_{cor} est du même ordre de grandeur que ρ_w . Par contre, plus la concentration en aérosols est élevée ($\tau > 0.2$ par exemple), plus ρ_A est élevée, plus difficile sera la restitution de ρ_w , ce sont donc ces cas qui préoccupent le plus. Cependant, on estime que les erreurs sur l’ensemble des valeurs de τ sont satisfaisantes et permettront d’avoir une bonne valeur approchée de τ lors du traitement des images quelle que soit la situation rencontrée.

Afin d’estimer les conséquences des erreurs d’inversion sur les corrections atmosphériques, les performances sur deux intervalles de τ sont analysées : le premier concerne $\tau \leq 0.20$ et le deuxième pour les $\tau > 0.20$. Les résultats sont regroupés dans le tableau 3.9. On constate que

	rms	erreur relative (%)
$\tau \leq 0.20$	$1.48 \cdot 10^{-2}$	11.01
$\tau > 0.20$	$2.91 \cdot 10^{-2}$	4.55

TAB. 3.9 – Evolution des erreurs sur τ par groupe de valeurs

la rms est deux fois plus faible pour le premier groupe (c'est le contraire pour l'erreur relative). Donc pour $\tau \leq 0.20$, le terme marin sera mieux retrouvé car la valeur de τ est retrouvée avec une meilleure précision en terme de rms. Par contre, les performances intrinsèques du PMC en terme d'erreur relative sont meilleures pour le deuxième groupe ($\tau > 0.2$), l'erreur relative passant de 11.01 % à 4.55 %.

Une autre façon de quantifier les performances du PMC restituant τ est de calculer la valeur moyenne retrouvée de τ pour chaque τ désirée. Les résultats sont résumés dans le tableau 3.10.

Valeur de τ	0.050	0.100	0.150	0.200	0.250
Valeur moyenne retrouvée	0.053	0.100	0.151	0.202	0.251
Valeur de τ	0.300	0.350	0.450	0.600	0.800
Valeur moyenne retrouvée	0.299	0.349	0.451	0.603	0.789

TAB. 3.10 – Valeurs moyennes retrouvées de τ en fonction du type d'aérosols.

En moyenne, les valeurs retrouvées de τ sont proches de la valeur désirée, conduisant à un biais faible pour l'ensemble des valeurs de τ , faibles et fortes valeurs comprises. Pour $\tau = 0.05$, le biais est de $3 \cdot 10^{-3}$ et pour $\tau = 0.10$, le biais est de $3.46 \cdot 10^{-4}$. Pour certaines valeurs de τ , la valeur moyenne restituée par le PMC est quasiment égale à la valeur désirée. C'est le cas pour $\tau = 0.300, 0.305, 0.450$ où les valeurs moyennes correspondantes sont égales à 0.299, 0.349 et 0.451 respectivement.

L'inversion directe par PMC fournit donc, en moyenne, pour la plupart des valeurs d'épaisseurs optiques, une bonne approximation de τ . Ceci est particulièrement vérifié pour le cas des fortes épaisseurs optiques ($\tau > 0.20$) en terme d'erreur relative. Par contre, l'erreur commise sur la composante marine sera plus faible en terme de rms si $\tau \leq 0.20$. Le PMC est capable de fournir des restitutions de τ très proches de la valeur désirée.

3.2.3 Inversion directe de ω_0 par PMC

Les erreurs sur l'ensemble de test pour ω_0 sont présentées dans le tableau 3.5. La rms est égale à $4.56 \cdot 10^{-3}$ et l'erreur relative est de 0.30 %. Ces résultats sont très bons. Cependant, l'intervalle de valeurs de ω_0 est restreint, de 0.93 à 1.0. L'albédo de simple-diffusion ω_0 est un paramètre secondaire, étant donné la plage de variation considérée dans la LUT qui ne correspond qu'à des aérosols faiblement absorbants. Les effets de l'erreur sur ω_0 seront faibles pour le calcul de ρ_{cor} .

3.3 Inversion Neuro-Variationnelle : Recherche des paramètres océaniques et atmosphériques sur tout le spectre

Dans cette partie, on présente les résultats de l'inversion neuro-variationnelle restituant les constituants océaniques et les valeurs finales des propriétés optiques des aérosols. L'algorithme standard SeaWiFS fait l'hypothèse que les propriétés optiques des aérosols obtenues dans l'infrarouge sont suffisamment précises et peuvent donc être utilisées pour calculer ρ_A et t dans le visible. Les propriétés optiques des aérosols retrouvées dans le proche infrarouge ne sont en fait pas parfaites et on peut imaginer qu'en les ajustant un peu dans le visible, on peut améliorer la restitution de ρ_w . Il existe différentes techniques qui permettent d'ajuster des paramètres d'entrée d'un modèle [Tarantola, 1987]. On choisit l'une d'entre elle, l'inversion variationnelle qui semble bien adapter au problème. On cherche donc dans cette approche à retrouver les propriétés optiques des aérosols et la concentration en pigment simultanément.

Cette approche a été proposée par Gordon, Du et Zhang [Gordon *et al.*, 1997] et par Chomko et Gordon [Chomko and Gordon, 1998] pour résoudre le problème des aérosols absorbants mais on peut déjà l'appliquer à SeaWiFS. L'étude de l'inversion neuro-variationnelle s'effectue en deux étapes. La première consiste à modéliser les équations du transfert radiatif atmosphérique et océanique par réseaux de neurones. Pour cela, on a décidé d'utiliser un ensemble de PMCs permettant d'approximer ρ_A , t et ρ_w et de lier l'action de ces trois PMCs par l'équation du transfert radiatif (Eq. 1.5). Ensuite une méthode variationnelle (paragraphe 2.5.2) est utilisée pour minimiser l'erreur quadratique sur les spectres ρ_{cor} dans le visible et le proche infrarouge et retrouver de cette manière les paramètres marins.

3.3.1 Modélisation du transfert radiatif par PMC

Le modèle neuronal direct du transfert radiatif atmosphérique et océanique permettant d'estimer à l'observation ρ_{cor} , est construit par combinaison de plusieurs PMCs (Fig. 3.2). Il est nécessaire de construire un PMC pour chaque terme de l'équation 1.5. La modélisation de ρ_{cor} a été découplée en trois modules pour des facilités d'apprentissage. Chaque PMC est paramétrisé par la longueur d'ondes, permettant une application de la méthode à d'autres capteurs disposant d'autres bandes spectrales.

On définit PMC-O, le PMC modélisant la réflectance marine ρ_w , PMC-T, le PMC modélisant la transmission diffuse t et PMC-A celui modélisant la réflectance atmosphérique ρ_A . Les architectures de chaque PMC modélisant ρ_w , t et ρ_A sont données dans le tableau 3.11.

	PMC-O	PMC-A	PMC-T
Entrée	3	7	6
Nb de neurones (1ère couche cachée)	10	26	30
Nb de neurones (2ème couche cachée)	10	18	0
Sortie	1	1	1

TAB. 3.11 – Architecture de chaque PMC.

PMC-A et PMC-O possèdent deux couches cachées et PMC-T a une couche cachée. Chaque architecture a été optimisée à l'aide de l'ensemble de validation qui lui est associé.

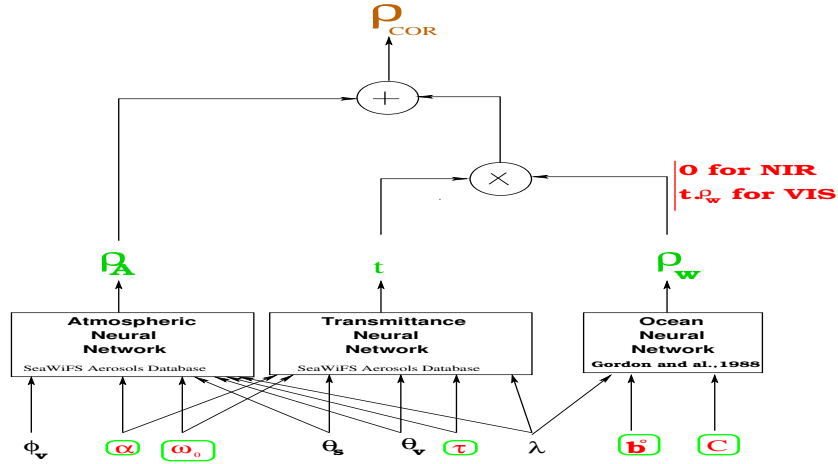


FIG. 3.2 – Modèle direct par PMCs modélisant ρ_{cor} .

3.3.1.1 Modélisation de la réflectance marine ρ_w

La figure 3.3a présente le diagramme de dispersion de ρ_w calculées par PMC-O en fonction de ρ_w désirées sur la base de test pour toutes les longueurs d’ondes visibles et la figure 3.3b présente les lignes de contours en fonction de la distance de la diagonale.

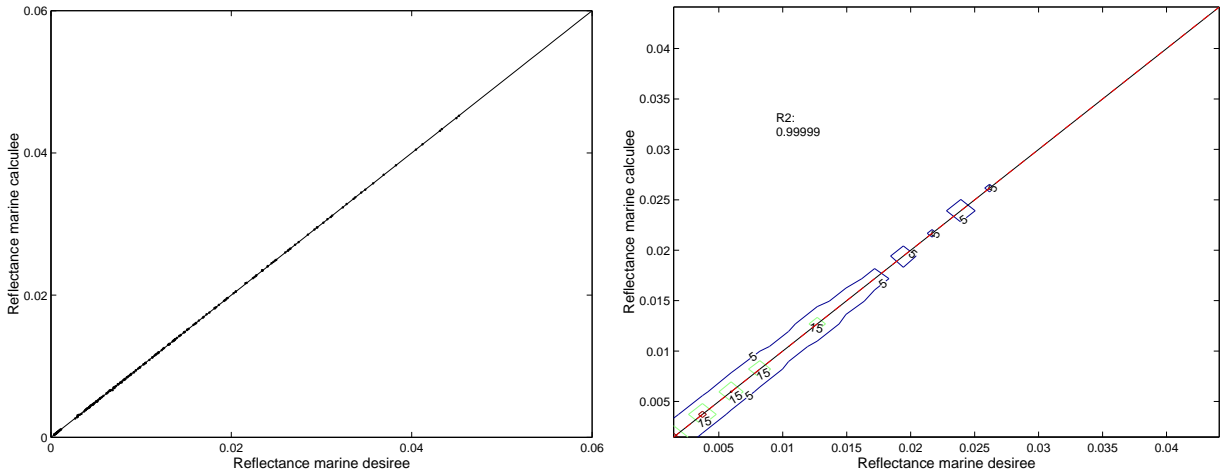


FIG. 3.3 – (a) Diagramme de dispersion et (b) contours pour PMC-O.

Ces deux figures montrent les capacités du PMC à modéliser correctement la réflectance marine. Toutes les valeurs calculées par le PMC-O se trouvent sur la diagonale. Aucune dispersion n’est observée. La majorité des valeurs calculées se trouve à une distance très faible de la diagonale (Fig. 3.3b) où la densité est maximale. En terme de performances statistiques, la rms est égale à 4.09×10^{-5} , l’erreur relative vaut 1.19 % et le biais est nul ($r^2 \simeq 1$). Cela indique que le PMC a modélisé ρ_w avec une très grande précision.

3.3.1.2 Modélisation de la transmission diffuse t

La figure 3.4a présente le diagramme de dispersion des valeurs de t calculées par PMC-T en fonction de t désirées pour toutes les longueurs d'ondes visibles.

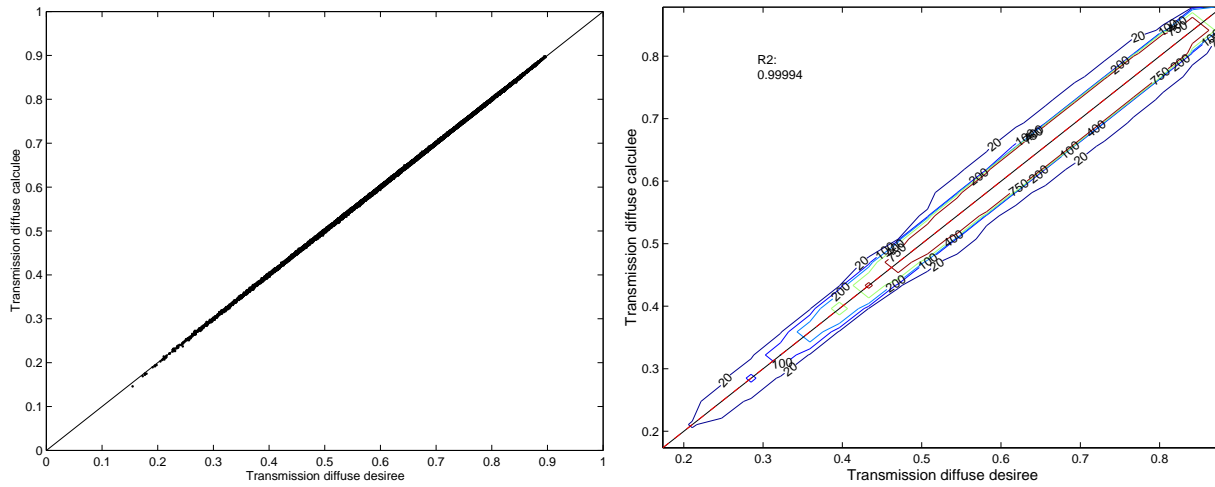


FIG. 3.4 – (a) Diagramme de dispersion et (b) contours pour PMC-T.

On observe que toutes les valeurs de t calculées par le PMC se trouvent sur la diagonale. PMC-T peut approximer avec une grande précision la transmission diffuse. La concentration de points le long de la diagonale est maximale pour les points les plus proches de la diagonale (Fig. 3.4b). Le PMC est capable de fournir un très bon modèle approché de la transmission diffuse car la rms est égale à $1.26 \cdot 10^{-3}$ et l'erreur relative est très faible (0.22%). De plus, le modèle n'est pas biaisé ($r^2 \simeq 1$).

3.3.1.3 Modélisation de la réflectance atmosphérique ρ_A

La figure 3.5a présente le diagramme de dispersion des valeurs de ρ_A calculées par PMC-A en fonction de ρ_A désirées pour toutes les longueurs d'ondes visibles.

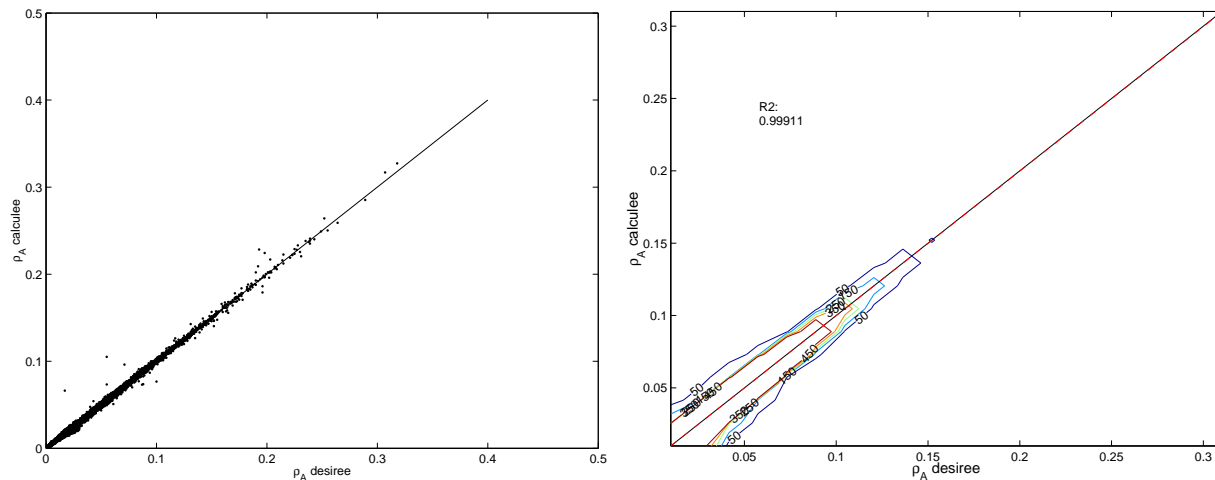


FIG. 3.5 – (a) Diagramme de dispersion et (b) contours pour PMC-A.

On observe que la dispersion est faible. Certaines valeurs calculées par PMC-A sont éloignées de leurs valeurs désirées. Ces points correspondent à des valeurs de ρ_A supérieures à 0.3.

Le nombre de cas pour lesquels ρ_A est de cet ordre de grandeur sont minoritaires dans la LUT et PMC-A a tendance à avantager les valeurs de réflectances majoritaires. Ce problème peut être considéré comme secondaire étant donnée que des $\rho_A > 0.3$ se rencontrent peu lors du traitement des images. Pour la majorité des valeurs de PMC-A, la précision est très satisfaisante pour l'application puisque la rms est de $9.01 * 10^{-4}$ et l'erreur relative est égale à 3.39%. Le modèle est peu biaisé car le coefficient de corrélation est égal à 99.91% (Fig. 3.5b).

Les résultats de la modélisation de ρ_A par PMC-A sont plus détaillés que pour les deux autres PMC car ce signal est le terme influe le plus sur la valeur de ρ_{cor} .

La tableau 3.12 présente la rms et l'erreur relative de la modélisation de ρ_A par PMC-A en fonction de la longueur d'ondes.

λ	412	443	490	510	555
rms	$8.52 * 10^{-4}$	$8.75 * 10^{-4}$	$8.86 * 10^{-4}$	$9.12 * 10^{-4}$	$9.75 * 10^{-4}$
erreur relative (%)	3.27	3.21	3.35	3.45	3.67

TAB. 3.12 – rms et erreurs relatives de PMC-A en fonction de la longueur d'ondes.

On constate que PMC-A fournit des valeurs approchées de ρ_A de même qualité quelle que soit la longueur d'ondes, la modélisation de ρ_A est homogène. Ce résultat est important pour la suite car la méthode neuro-variationnelle est basée sur la minimisation d'une fonction de coût calculée sur toutes les longueurs d'ondes.

Le PMC modélisant ρ_A est donc capable d'approximer ce signal complexe quelle que soit la longueur d'ondes.

3.3.1.4 Modélisation de ρ_{cor}

La précision du modèle direct est testée sur une nouvelle base de test composée de 1000 configurations de POA, de géométrie de vue et de constituants océaniques dans le visible. Cette base de test (notée LUT-TEST) est tirée aléatoirement et uniformément dans les LUTs, indépendamment des bases d'apprentissage et des bases de validation. La diagramme de dispersion est présenté dans la figure 3.6 pour toutes les longueurs d'ondes visibles.

Quelques valeurs de ρ_{cor} calculées par la combinaison des trois PMCs sont éloignées de la diagonale mais en général, la dispersion est faible. Les valeurs calculées par les trois PMCs sont très proches de la diagonale et le modèle n'est pas biaisé. La dispersion est relativement forte pour les grandes valeurs de ρ_{cor} . Ceci provient d'une faible présence de ces configurations dans la base d'apprentissage de ρ_A . Mais ces grandes valeurs de ρ_{cor} correspondent à des cas qui ne sont rencontrés que rarement (aérosols peu diffusants, épaisseurs optiques très fortes comme les poussières désertiques, géométries de vue extrêmes).

La rms obtenue sur le modèle direct de ρ_{cor} est de $3.8 * 10^{-3}$ et l'erreur relative est de 4.29 %. Le modèle direct de transfert radiatif obtenu par combinaison de PMCs est suffisamment précis pour faire l'inversion.

La réflectance corrigée observée par le radiomètre ρ_{cor} est modélisée à partir de trois PMCs. Cet ensemble de PMCs fournit le modèle direct qui va servir pour le calcul de la fonction de coût de l'inversion neuro-variationnelle.

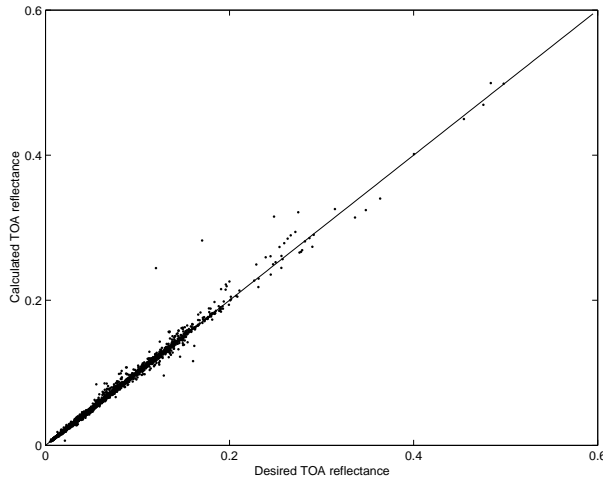


FIG. 3.6 – Diagramme de dispersion de ρ_{cor} obtenues par la combinaison des trois PMCs en fonction de ρ_{cor} désirées.

3.3.2 Inversion variationnelle

La modélisation du transfert radiatif atmosphérique et océanique par un ensemble de PMCs vient d'être présentée. On peut, à présent, effectuer l'inversion neuro-variationnelle (notée NeuroVaria, dans la suite du travail). La figure 3.7 présente le fonctionnement de l'inversion neuro-variationnelle.

Le but de l'inversion variationnelle est de minimiser une fonction de coût, qui est dans le cas présent, quadratique. L'expression générale de la fonction de coût dans le cas de cette étude s'écrit de la façon suivante :

$$J = \gamma \times \sum_{j=1}^7 (y_{obs} - y_{cal})^2 + \beta \times ((\alpha^{cal} - \alpha^{init})^2 + (\omega_0^{cal} - \omega_0^{init})^2 + (\tau^{cal} - \tau^{init})^2) \quad (3.1)$$

où γ et β sont des facteurs de pondération. \mathbf{y}_{obs} est de manière générale la mesure et y_{cal} est la mesure calculée à partir d'un modèle, dans ce cas, c'est la combinaison des trois PMCs présentés précédemment. Mais \mathbf{y}_{obs} peut être pris différemment comme cela a été présenté dans le paragraphe sur les tests de sensibilité.

Le premier terme de la fonction de coût définit l'erreur de prédiction entre l'observation et le modèle et le second est un terme de rappel. Il y a une connaissance *a priori* sur les POA. Le terme de rappel prend en compte l'information sur les valeurs initiales des POA et contraint l'inversion variationnelle en empêchant les valeurs des POA à chaque itération de s'éloigner de leur valeur physique et le processus de diverger.

La minimisation de la fonction de coût s'effectue à l'aide d'un processus itératif où les paramètres d'entrée recherchés sont adaptés en fonction du gradient de la fonction de coût à chaque itération (Fig. 3.7).

Avant de procéder à l'inversion de données, il faut décider de critères d'arrêt de la minimisation et des valeurs de γ et β .

3.3.2.1 Paramétrage de l'inversion neuro-variationnelle

Plusieurs indicateurs sont à régler pour l'inversion :

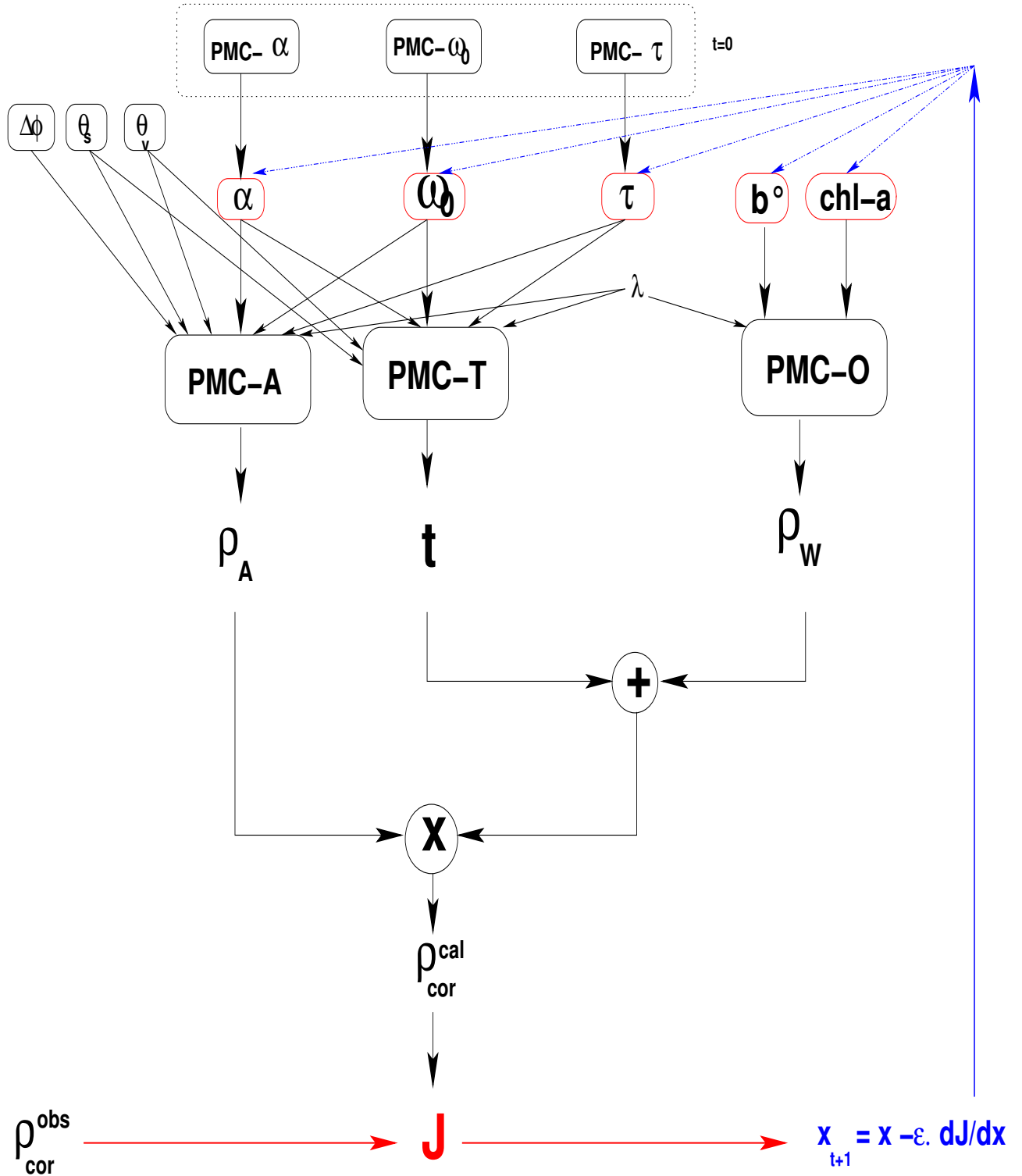


FIG. 3.7 – Schéma du principe de l'inversion neuro-variationnelle.

- **Critère d'arrêt** : On décide d'attendre que la convergence du système à chaque pixel avant de traiter le suivant. Pour cela, on s'assure que l'algorithme converge avant d'atteindre le nombre maximum d'itérations autorisées.
- **Dimensions des observations** : Pour affiner les réglages, on a décidé d'inverser les pixels un par un. L'inversion aurait pu être faite en minimisant la fonction de coût sur toute l'image à chaque itération. La minimisation pixel par pixel permet de s'assurer qu'il n'y a pas de divergence et ainsi une mauvaise performance sur un pixel n'influe pas sur la performance du pixel voisin.
- **ponds sur l'ébauche** : Un terme d'ébauche est utilisé dans la fonction de coût. Suivant les valeurs initiales de α , ω_0 et τ , le facteur β est plus ou moins important selon la précision sur ces trois paramètres. Ce facteur doit être réglé relativement au coût calculé sur les pentes. Ce réglage s'est fait de façon empirique. Notons qu'il n'y a pas de terme d'ébauche calculé sur les paramètres océaniques car il y a aucune connaissance *a priori*.

Afin de calibrer, au mieux, l'inversion neuro-variationnelle, des tests de sensibilité aux paramètres d'entrée et aux valeurs de \mathbf{y} afin d'analyser le comportement et les performances de NeuroVaria ont été effectués.

3.3.2.2 Test de sensibilité

Il est possible de jouer sur différents paramètres afin d'optimiser la restitution de la concentration en pigment C .

Le premier critère concerne la valeur de \mathbf{y} . La fonction de coût la plus fréquente est la distance euclidienne entre l'observation et son estimation tel que \mathbf{y} est égale à ρ_{cor} . Dans le contexte de l'étude, une autre fonction de coût portant sur la forme du signal peut être utilisée, on choisit alors de minimiser J sur les pentes spectrales du signal, \mathbf{y} étant pris égal à $\frac{\rho_{cor}(\lambda_{j+1}) - \rho_{cor}(\lambda_j)}{\lambda_{j+1} - \lambda_j}$. Cette fonction de coût semble bien adaptée à la recherche de la concentration en pigment dont les valeurs affectent la forme du spectre de ρ_{cor} , la réflectance marine pouvant varier fortement suivant les longueurs d'ondes visibles. Les pentes sont calculées deux à deux en gardant l'ordre des longueurs d'ondes, la pente 1 se calculant entre $\lambda = 412$ nm et $\lambda = 443$ nm et ainsi de suite. La fonction de coût est minimisée sur les pentes obtenues à partir des huit longueurs d'ondes SeaWiFS.

Le second critère est d'autoriser les propriétés optiques des aérosols à varier pendant la minimisation. Différents tests de sensibilité ont été effectués, on ne propose que les plus significatifs. On se place d'abord dans le cadre des algorithmes de corrections atmosphériques standards. Toutes les propriétés optiques sont fixes pendant l'inversion donc ρ_A et t sont connues pour toutes les longueurs d'ondes visibles. L'inversion se concentre uniquement sur les constituants océaniques C et b^0 , ils sont donc les seuls paramètres ajustables durant l'inversion variationnelle. Dans ce cas-là, l'équation 3.1 se limite à :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (y_{obs}(\lambda_j) - y_{cal}(\lambda_j))^2 \quad (3.2)$$

L'indice j variant soit sur les cinq longueurs d'ondes visibles, soit les quatre pentes du visible.

Le deuxième test part du postulat que les propriétés optiques des aérosols ne sont pas restituées parfaitement par l'inversion directe dans le proche infrarouge. Pour mieux restituer C , il est possible de laisser d'optimiser ces paramètres atmosphériques pendant l'inversion variationnelle. On montre les résultats pour deux cas : (α, ω_0, τ) varient et (α, ω_0) varient, τ

fixés. Pour ce dernier cas, il est possible de laisser τ fixe car la précision des valeurs fournies par PMC- τ sont suffisantes en terme de rms. Suivant le nombre de paramètres aérosols à restituer, la terme de rappel de la fonction de coût générale comprend deux (cas (α, ω_0) variant ; Eq. 3.3) ou trois termes (cas (α, ω_0, τ) variant ; Eq. 3.1).

$$J = \gamma \times \sum_{j=1}^N (y_{obs} - y_{cal})^2 + \beta \times ((\alpha^{cal} - \alpha^{init})^2 + (\omega_0^{cal} - \omega_0^{init})^2) \quad (3.3)$$

Donc suivant l'hypothèse sur la variation de certains paramètres optiques aérosols, le nombre de variables globales à ajuster changent. Si toute les POA sont fixées, il n'y a que deux paramètres à restituer C et b^0 et uniquement le signal ou les pentes de ρ_w à ajuster. Si les POA varient, il faut restituer α , ω_0 , τ b^0 et C (α , ω_0 , b^0 et C dans le cas où seul τ est fixée) et les signaux ou les pentes des trois signaux composants ρ_{cor} , (ρ_A , t et ρ_w) à adapter.

Le fait de considérer ω_0 est une amélioration par rapport à l'algorithme SeaWiFS car dans les algorithmes classiques de correction atmosphérique, ce paramètre n'est pas considéré, les aérosols étant faiblement absorbants. Dans cette méthode, il est pris en compte car l'objectif est de développer une méthode généralisable à des aérosols absorbants, même si dans le cadre de cette thèse, ce point n'a pas été complètement exploré (Chapitre 6).

L'inversion variationnelle est testée sur la base LUT-TEST définie précédemment. Dans la suite de ce travail, les valeurs initiales des paramètres (α, ω_0, τ) ont été déterminées par l'inversion directe dans le PIR présentée au début de ce chapitre. Les erreurs sur (α, ω_0, τ) restitués par l'inversion directe par PMC sur LUT-TEST dans le proche infrarouge sont fournies dans le tableau 3.13.

	PMC- α	PMC- τ	PMC- ω_0
rms	9.40×10^{-2}	2.10×10^{-2}	4.40×10^{-3}
erreur relative (%)	22.71	7.16	0.28

TAB. 3.13 – rms et erreur relative sur (α, τ, ω_0) obtenus par inversion directe par PMC dans le proche infrarouge pour la base LUT-TEST.

Les valeurs initiales de b^0 et C sont fixées à 0.285 et 0.2 dans toute la suite du travail. La valeur initiale de b^0 est la valeur moyenne des b^0 de la LUT et celle de C correspond à une valeur de concentration souvent rencontrée dans l'océan.

Le choix de la configuration la plus adéquate est choisie selon deux critères : l'erreur relative sur la concentration en pigment C et la rms sur $t * \rho_w$. Ce sont les deux critères qui sont utilisés pour les spécifications de l'algorithme SeaWiFS. Ces spécifications sont une erreur relative de 35 % sur C et une rms de 1 à $2 * 10^{-3}$ pour le produit $t * \rho_w$ [Gordon and Wang, 1994b], [Chomko and Gordon, 1998].

Le tableau 3.14 présente les résultats sur la restitution de C et sur $t * \rho_w$ suivant les six tests de sensibilité : deux sur la fonction de coût (\mathbf{y} est pris soit pour les observations ρ_{cor} , soit pour les pentes de ρ_{cor} et trois pour l'hypothèse sur la variation de (α, ω_0, τ)). Le tableau du haut présente les performances si la fonction de coût est calculée en prenant \mathbf{y} égal aux ρ_{cor} et celui du bas en prenant \mathbf{y} égal aux pentes du signal ρ_{cor} .

Fct de coût obs	(α, ω_0, τ) fixés	(α, ω_0, τ) variant	(α, ω_0) variant
C rms	$5.01 \cdot 10^{-1}$	$5.37 \cdot 10^{-1}$	$5.41 \cdot 10^{-1}$
C erreur relative	46.21	35.29	31.99
$t * \rho_w(443)$ rms	$3.63 \cdot 10^{-3}$	$1.61 \cdot 10^{-3}$	$1.87 \cdot 10^{-3}$
Fct de coût pentes	(α, ω_0, τ) fixés	(α, ω_0, τ) variant	(α, ω_0) variant
C rms	$4.25 \cdot 10^{-1}$	$4.56 \cdot 10^{-1}$	$4.71 \cdot 10^{-1}$
C erreur relative	24.65	26.08	25.76
$t * \rho_w(443)$ rms	$1.60 \cdot 10^{-3}$	$2.17 \cdot 10^{-3}$	$1.60 \cdot 10^{-3}$

TAB. 3.14 – rms et erreurs relatives sur C pour une fonction de coût calculée soit sur la distance euclidienne (tableau du haut) soit basée sur les pentes (tableau du bas) et suivant différentes hypothèses sur (α, ω_0, τ) .

Si on utilise une fonction de coût sur l'écart entre l'observation et l'estimation (distance euclidienne), on observe parfaitement l'apport de la variation de (α, ω_0, τ) pendant la minimisation, l'erreur relative sur C et la rms sur $t * \rho_w$ diminuant fortement. Ces résultats sont à comparer avec ceux obtenus pour une fonction de coût calculée sur les pentes. Quelles que soient les hypothèses sur la variation de (α, ω_0, τ) , les performances sont améliorées à la fois sur C et sur $t * \rho_w$. Donc la première conclusion qui peut être faite est qu'il est préférable d'utiliser une fonction de coût basée sur les pentes de ρ_{cor} pour restituer correctement C .

Si on analyse uniquement le tableau du bas présentant les résultats pour une fonction de coût sur les pentes, on remarque que les résultats sont quasiment les mêmes quelle que soit l'hypothèse sur (α, ω_0, τ) . Il faut donc choisir parmi ces trois cas. Le cas où les trois propriétés optiques variant n'est pas considéré pertinent car la rms sur le produit $t * \rho_w$ est supérieure à $2 \cdot 10^{-3}$. Un choix doit être effectué entre les deux configurations qui donnent les meilleures performances : (α, ω_0, τ) fixés et (α, ω_0) variant, τ fixée pour une fonction de coût calculée sur les pentes du signal ρ_{cor} .

Dans le paragraphe suivant, ces deux cas sont comparés en montrant l'apport de la variation de α et ω_0 .

3.3.2.3 Mise en évidence de l'apport de la variation de (α, ω_0)

Dans ce paragraphe, les effets de la variation de (α, ω_0) pendant la minimisation par rapport au cas où ces deux paramètres sont fixes, sont analysés. On vient de conclure, dans le paragraphe précédent, que les performances sur C et $t * \rho_w$ sont légèrement meilleures si (α, ω_0, τ) sont fixés dans le cas où le premier terme de la fonction de coût est calculé sur les pentes du signal ρ_{cor} . Le propos, ici, est de constater la conséquence de la variation de (α, ω_0) sur la restitution de C et $t * \rho_w$.

Les erreurs sur les paramètres restitués peuvent être analysées afin de comprendre le comportement de NeuroVaria entre les deux expériences (Tab. 3.15).

Restitution de C La figure 3.8 présente le diagramme de dispersion de C retrouvée par NeuroVaria en fonction de C désirée. En bleu, ce sont les C restituées par NeuroVaria si (α, ω_0, τ) fixés et en vert dans le cas où (α, ω_0) variant, τ restant fixe. On observe qu'il y a de faibles différences entre les deux expériences.

Les restitutions de C en vert (cas (α, ω_0) variant) sont plus proches de la diagonale si C désirée est inférieure à $\simeq 0.4 \text{ mg.m}^{-3}$. Pour C désirée supérieure à cette borne, on n'observe

(α, ω_0, τ) fixés	C	b^0	ρ_{cor}^{vis}		
rms	$4.25 \cdot 10^{-1}$	$9.75 \cdot 10^{-2}$	$6.60 \cdot 10^{-3}$		
erreur relative (%)	24.65	25.85	5.44		
(α, ω_0) variant	C	b_0	ρ_{cor}^{vis}	α	ω_0
rms	$4.71 \cdot 10^{-1}$	$8.14 \cdot 10^{-2}$	$5.75 \cdot 10^{-3}$	$1.43 \cdot 10^{-1}$	$7.73 \cdot 10^{-3}$
erreur relative (%)	25.76	22.73	7.86	30.42	0.52

TAB. 3.15 – rms et erreurs relatives sur les POA et les constituants océaniques restitués par NeuroVaria et sur ρ_{cor} pour une inversion sur les pentes si (α, ω_0, τ) fixés (tableau du haut) ou (α, ω_0) variant.

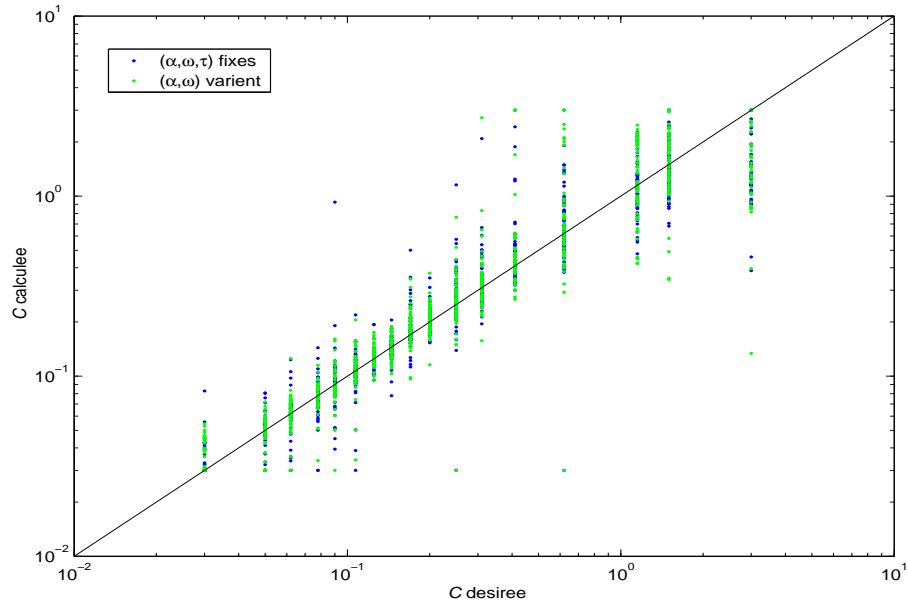


FIG. 3.8 – Diagramme de dispersion de C restituée par NeuroVaria en fonction de C désirée. En bleu, α et ω_0 fixés, en vert, α et ω_0 variant. L'échelle est logarithmique.

pas vraiment de différence entre les deux méthodes. En terme quantitatif, si (α, ω_0) varient, l'erreur relative et la rms sont proches, la rms pour l'ensemble des valeurs de C étant égale à 0.47 (0.425 si (α, ω_0, τ) fixés) et l'erreur relative est égale à 25.76 % (24.65 % si (α, ω_0, τ) fixés). Il y a donc une légère dégradation des restitutions de C dans le cas où (α, ω_0) varient.

Pour étudier plus précisément ces premières conclusions, on découpe l'intervalle de C en deux groupes : le premier pour $C \in [0.03 ; 0.40]$ mg.m⁻³ et le second pour $C \in [0.41 ; 3.00]$ mg.m⁻³. Pour le premier groupe, si on calcule la rms et l'erreur relative, on constate une nette amélioration des restitutions si (α, ω_0) varient (Tab. 3.16). Les rms sont proches et l'erreur relative est meilleure si (α, ω_0) varient.

	rms	erreur relative (%)
(α, ω_0) varient	0.103	16.50
(α, ω_0, τ) fixés	0.094	19.00

TAB. 3.16 – rms et erreur relative suivant l'hypothèse sur (α, ω_0) si $C \in [0.03 ; 0.40]$ mg.m⁻³.

La légère augmentation de la rms, dans le cas (α, ω_0) varient, vient de quelques valeurs de C restituées qui ont totalement divergé. Si on ne prend pas en compte les points qui divergent fortement (les cas où la valeur de C restituée est supérieure à 1.5 mg.m⁻³, signifiant que les corrections atmosphériques n'ont pas été effectuées correctement), la rms devient égale à 0.049 et l'erreur relative à 15.43 % si (α, ω_0) varient alors que la rms est égale à 0.066 et l'erreur relative à 18.23 % si (α, ω_0, τ) fixés. Hors points aberrants, il y a un apport de la variation de (α, ω_0) pendant la minimisation pour les faibles valeurs de C .

Pour le second groupe, on observe une dégradation des restitutions de C (Tab. 3.17) aussi bien en terme de rms que d'erreur relative.

	rms	erreur relative (%)
(α, ω_0) varient	0.861	48.75
(α, ω_0, τ) fixés	0.779	38.69

TAB. 3.17 – rms et erreur relative suivant l'hypothèse sur (α, ω_0) si $C \in [0.41 ; 3.00]$ mg.m⁻³.

Donc si α et ω_0 varient, il y a une amélioration des faibles valeurs de C mais une détérioration des valeurs restituées si C désirée est supérieure à 0.40 mg.m⁻³. C'est un résultat très intéressant car les concentrations de C dans l'océan ouvert sont majoritairement inférieures à 0.40 mg.m⁻³.

On peut continuer l'analyse en regardant le comportement de NeuroVaria pour chaque valeur de C désirée. La figure 3.9 présente l'évolution de l'erreur relative calculée entre les valeurs de C restituées par NeuroVaria et les valeurs de C désirées en fonction de C désirée. En bleu, le cas correspondant à (α, ω_0, τ) fixés et en vert au cas (α, ω_0) varient.

Ce graphique permet de valider les discussions précédentes. Avec la variation de (α, ω_0) , les faibles valeurs de C sont mieux retrouvées, les erreurs relatives décroissent. Pour l'intervalle $[0.03 ; 0.40]$ mg.m⁻³, on observe bien une différence entre la courbe verte (cas (α, ω_0) varient) et la courbe bleue (cas (α, ω_0, τ) fixés). Pour chacune des valeurs de C désirée dans l'intervalle, les erreurs relatives sont plus faibles pour le cas (α, ω_0) varient. Cela est particulièrement vérifié pour C désirée = 0.09 mg.m⁻³. De plus, les restitutions de C sont plus homogènes dans cet intervalle si (α, ω_0) varient, il y a moins de fluctuations. Pour l'intervalle $[0.41 ; 3.0]$ mg.m⁻³,

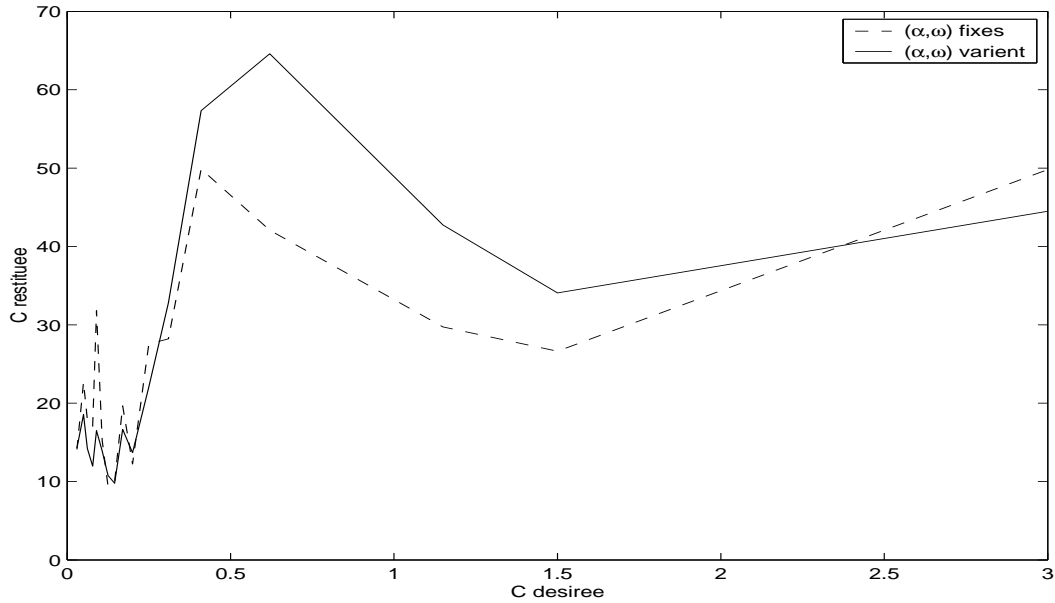


FIG. 3.9 – Evolution de l'erreur relative en fonction de C désirée : en bleu, (α, ω_0, τ) fixés ; en vert, (α, ω_0) variant.

on observe sur la figure 3.9 une nette détérioration des valeurs de C restituées quand α et ω_0 varient. Les erreurs relatives sur les restitutions augmentent fortement quand α et ω_0 varient. Il y a uniquement une amélioration des restitutions quand α et ω_0 varient pour C désirée = 3.0 mg.m^{-3} . Cependant, quelque soit l'hypothèse faite sur (α, ω_0) , il y a une forte erreur sur les restitutions des fortes valeurs de C .

Pour le paramètre C , il a été calculé que :

- 28.04 % des 1000 exemples sont mieux retrouvés en fixant α et ω_0 ,
- 25.82 % des 1000 exemples sont mieux retrouvés en faisant varier α et ω_0 ,
- 46.24 % des 1000 exemples sont retrouvés de la même façon (moins de 5 % d'écart) par les deux méthodes.

L'apport de la variation de α et ω_0 pendant la minimisation a été montré positif pour les valeurs de C inférieures ou égales à 0.40 mg.m^{-3} , il y a une nette amélioration des restitutions pour cet intervalle si (α, ω_0) varient. Par contre, si C désirée est supérieure à 0.40 mg.m^{-3} , les restitutions sont nettement moins satisfaisantes si (α, ω_0) varient mais aucune des deux hypothèses n'est acceptable.

Restitution de b^0 La figure 3.10 présente le diagramme de dispersion de b^0 restitué par NeuroVaria en fonction de b^0 désiré. En bleu, les valeurs restituées dans le cas où (α, ω_0, τ) fixés et en vert, dans le cas où (α, ω_0) varient.

On observe une forte dispersion de b^0 autour de la diagonale. Cette dispersion vient d'un plus faible impact de ce paramètre sur ρ_w . Les valeurs de b^0 semblent moins diverger si α et ω_0 peuvent varier. Pour ce cas, les erreurs diminuent, la rms est égale à 0.081 et l'erreur relative à 22.73 % , la rms étant égale à 0.097 et l'erreur relative à 25.85 % si (α, ω_0, τ) sont fixés (Tab. 3.15). On constate une amélioration des restitutions de b^0 à partir du moment où l'on autorise α et ω_0 à varier.

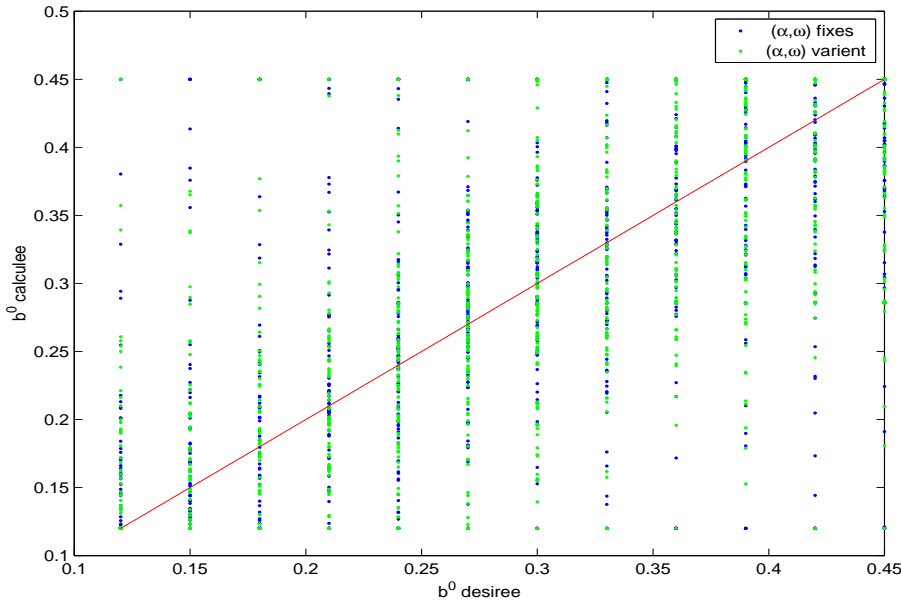


FIG. 3.10 – Diagramme de dispersion de b^0 restituée par NeuroVaria en fonction de b^0 désirée : en bleu, si α et ω_0 fixés ; en vert, si α et ω_0 varient.

Restitution de α et ω_0 Pour les paramètres aérosols α et ω_0 , on observe une détérioration des valeurs retrouvées par l'inversion. Les α et ω_0 sont moins bien restitués si α et ω_0 peuvent varier pendant la minimisation.

Concernant α , l'inversion par PMC dans le proche infrarouge fournit α avec une rms de $9.41 \cdot 10^{-2}$ et une erreur relative de 22.71 %. La rms augmente fortement, à présent, pour atteindre 0.143 et l'erreur relative devient égale à 30.42 % (Tab. 3.15).

Concernant ω_0 , la rms initiale est égale à $4.48 \cdot 10^{-3}$ et l'erreur relative initiale à 0.28 %, en sortie de PMC. L'erreur relative est multipliée par $\simeq 2$ pour atteindre 0.52 % si (α, ω_0) varient (c'est la même conclusion pour la rms).

Donc pour augmenter la précision sur la C , l'inversion neuro-variationnelle tend à détériorer les performances sur les paramètres aérosols α et ω_0 . Cela permet aux pentes de ρ_A , t et ρ_w d'être mieux estimées afin de reconstruire le plus précisément possible les pentes de ρ_{cor} . Comme on s'intéresse en priorité à la restitution des paramètres marins, une méthode dégradant les paramètres atmosphériques mais permettant d'améliorer la restitution de C et b^0 est préférée.

A partir des paramètres restitués par NeuroVaria, les trois signaux composants ρ_{cor} peuvent être reconstruits et ainsi analyser leurs erreurs.

Discussion sur la restitution du signal Comme la fonction de coût est minimisée sur les pentes du signal ρ_{cor} , la discussion s'articule principalement sur cet indice pour toutes les longueurs d'ondes visibles.

La figure 3.11 présente le diagramme de dispersion des pentes calculées sur ρ_{cor} avec les paramètres restitués par NeuroVaria en fonction des pentes désirées sur ρ_{cor} pour les longueurs d'ondes visibles. En bleu, ce sont les pentes pour le cas (α, ω_0, τ) fixés et en vert, pour le cas (α, ω_0) variant.

On observe clairement que les pentes calculées avec les paramètres restitués dans le cas où

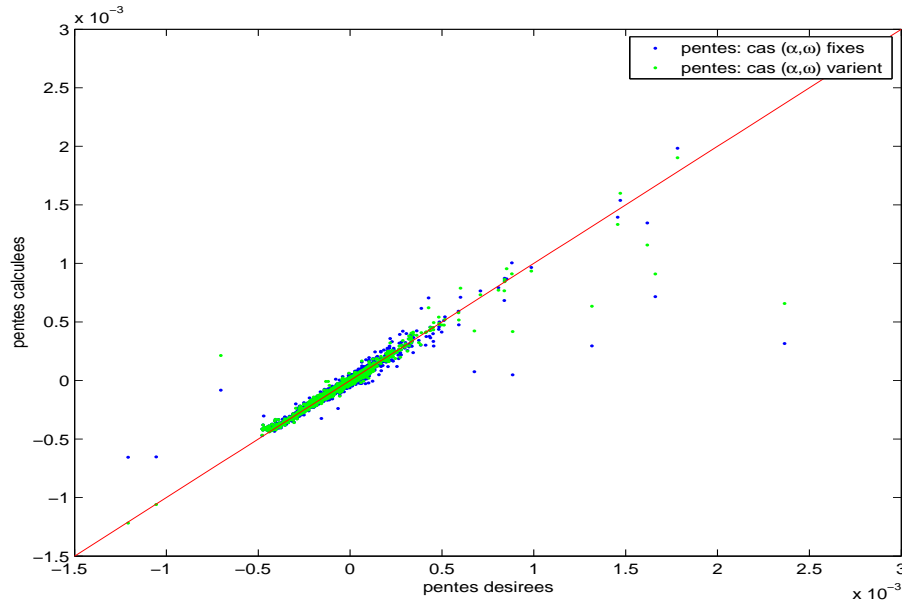


FIG. 3.11 – Diagramme de dispersion des pentes de ρ_{cor} obtenues par la combinaison des trois PMCs en fonction des pentes de ρ_{cor} désirées si α et ω_0 fixés (en bleu) et si α et ω_0 varient (en vert) pour toutes les longueurs d’ondes visibles.

α et ω_0 varient sont plus proches de la diagonale. Dans ce dernier cas, la dispersion est moins forte que pour le cas (α, ω_0, τ) fixés. Le coefficient de corrélation r^2 est égal à 96.75 % si α et ω_0 varient alors qu’il vaut 94.67 % si α et ω_0 sont fixés. Cela conduit à une amélioration de la rms et de l’erreur relative si on laisse varier α et ω_0 pendant la minimisation (la rms passant de $4.99 \cdot 10^{-5}$ si (α, ω_0, τ) sont fixés à $3.94 \cdot 10^{-5}$ si α et ω_0 varient). Cela montre l’intérêt de l’hypothèse de variation de α et ω_0 , les pentes du signal ρ_{cor} étant mieux restituées.

Globalement, si on compare les deux expériences sur les pentes sur les longueurs d’ondes visibles, on conclut que :

- Les pentes du signal ρ_{cor} sont mieux reconstruites si α et ω_0 varient dans 52.6 % des 1000 exemples. Dans 0.99 % des cas, elles le sont mieux si (α, ω_0, τ) fixés. Pour les 37.6 % des cas restants, il y a une différence inférieure à 5 % entre les deux expériences.
- Les pentes du signal $t * \rho_w$ sont mieux reconstruites si α et ω_0 varient dans 42.63 % des 1000 exemples. Dans 48.23 % des cas, elles le sont mieux si (α, ω_0, τ) fixés. Pour les 9.15 % des cas restants, il y a une différence inférieure à 5 % entre les deux expériences (Fig. 3.12). Le coefficient de corrélation passe de 98.51 % ((α, ω_0, τ) fixés) à 98.53 % ((α, ω_0) varient) et la rms ne varie pas.
- Les pentes du signal ρ_A sont mieux reconstruites si α et ω_0 varient dans 31.85 % des 1000 exemples. Dans 22.73 % des cas, elles le sont mieux si (α, ω_0, τ) fixés. Pour les 45.42 % des cas restants, il y a une différence inférieure à 5 % entre les deux expériences (Fig. 3.13). Le coefficient de corrélation passe de 87.87 % à 91.86 % et la rms de $5.31 \cdot 10^{-5}$ ((α, ω_0, τ) fixés) à $4.4 \cdot 10^{-5}$ ((α, ω_0) varient).

Est-ce qu’une amélioration des pentes entraîne une amélioration des restitutions des ρ_{cor} et donc de ρ_A , t et ρ_w ? La figure 3.14 présente le diagramme de dispersion de ρ_{cor} reconstruites à

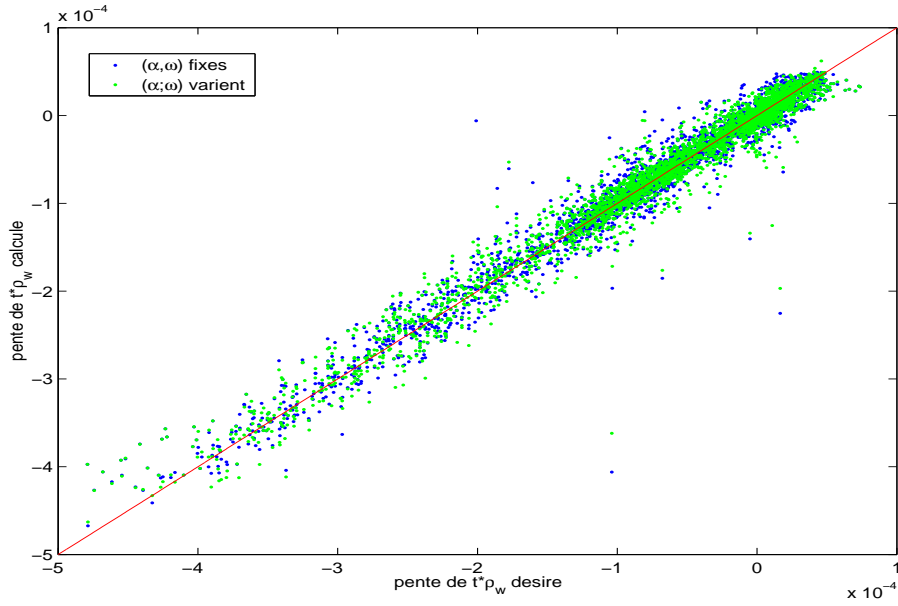


FIG. 3.12 – Diagramme de dispersion des pentes de $t*\rho_w$ calculées avec les paramètres retrouvés par NeuroVaria en fonction des pentes de $t*\rho_w$ désirées si α et ω_0 fixés (en bleu) et si α et ω_0 variant (en vert) pour toutes les longueurs d’ondes visibles.

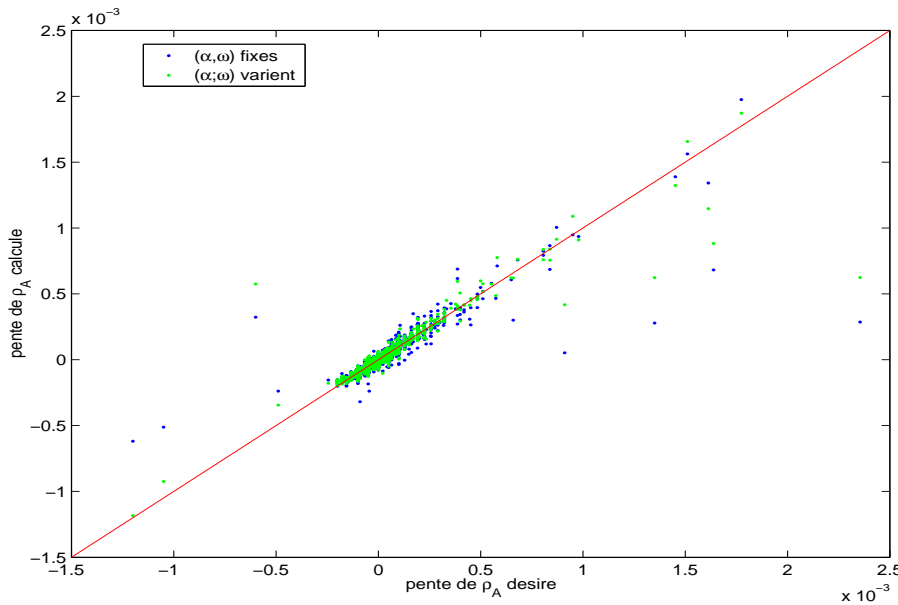


FIG. 3.13 – Diagramme de dispersion des pentes de ρ_A calculées avec les paramètres retrouvés par NeuroVaria en fonction des pentes de ρ_A désirées si α et ω_0 fixés (en bleu) et si α et ω_0 variant (en vert) pour toutes les longueurs d’ondes visibles.

partir des paramètres restitués par l'inversion neuro-variationnelle en fonction de ρ_{cor} désirées pour toutes les longueurs d'ondes visibles. En bleu, ce sont les valeurs de ρ_{cor} calculées dans le cas où α et ω_0 sont fixés et en vert, au cas où α et ω_0 varient. On peut observer que, pour les fortes valeurs de ρ_{cor} désirées, les valeurs sont mieux reconstruites dans le cas où α et ω_0 varient. Pour les faibles valeurs de ρ_{cor} désirées < 0.1 , les valeurs obtenues sont alors un peu plus dispersées autour de la diagonale lorsque α et ω_0 varient, signifiant une moins bonne restitution des observations.

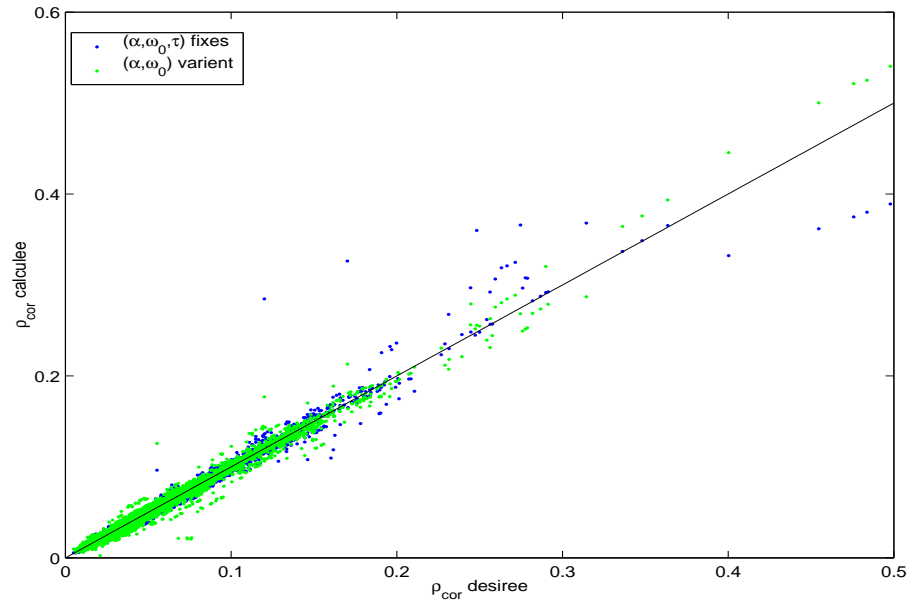


FIG. 3.14 – Diagramme de dispersion de ρ_{cor} obtenues par la combinaison des trois PMCs en fonction de ρ_{cor} désirées si α et ω_0 fixés (en bleu) et si α et ω_0 varient (en vert) pour les longueurs d'ondes visibles.

Les rms et les erreurs relatives ont été calculées pour chaque longueur d'ondes du spectre visible, les tableaux correspondants se trouvent dans l'annexe A. Il ressort que :

- Pour ρ_{cor} , si (α, ω_0) varient, la rms est améliorée pour $\lambda = 412, 443$ nm mais l'erreur relative augmente légèrement.
- Pour $t * \rho_w$, si (α, ω_0) varient, il n'y a pas de grandes différences entre les deux expériences, les rms et les erreurs relatives baissant pour $\lambda = 490, 510, 555$ nm. Les restitutions sont dans les spécifications en terme de rms.
- Pour ρ_A , si (α, ω_0) varient, la rms baisse pour chaque longueur d'ondes visible et les valeurs sont plus homogènes mais les erreurs relatives augmentent.

Lorsque α et ω_0 varient, il y a les sept pentes de ρ_{cor} à ajuster qui est alors la composition de trois signaux (ρ_A, ρ_w, t) et quatre paramètres à déterminer (C, b^0, α, ω_0). Dans le cas (α, ω_0, τ) fixés, il n'y a au total que les quatre pentes de ρ_w à ajuster et deux paramètres à retrouver. Malgré la difficulté, les performances sur les pentes s'améliorent si (α, ω_0) varient car NeuroVaria peut adapter au mieux les trois composantes de ρ_{cor} , c'est un gros avantage. On vient de montrer que les pentes de ρ_{cor} étaient globalement mieux restituées si (α, ω_0) varient. On montre sur trois exemples l'apport de cette variation.

Apport de la variation de (α, ω_0) sur C La figure 3.15 présente des comparaisons entre ρ_{cor} , $t * \rho_w$ et ρ_A désirées et calculées pour différents aérosols, angles de vue et de constituants océaniques suivant l’hypothèse de variation de α et ω_0 . Ces figures permettent d’analyser l’apport de la variation de α et ω_0 au cours de la minimisation. Les figures de la colonne de gauche correspondent au cas où (α, ω_0, τ) sont fixes et celles de la colonne de droite au cas où α et ω_0 varient.

Si on compare les pentes du signal, on constate qu’elles sont mieux reproduites en terme de rms si (α, ω_0) varient (Tab. 3.18).

cas	1	2	3
(α, ω_0, τ) fixes	$1.03 * 10^{-5}$	$3.70 * 10^{-5}$	$3.38 * 10^{-5}$
(α, ω_0) varient	$0.49 * 10^{-5}$	$3.46 * 10^{-5}$	$2.65 * 10^{-5}$

TAB. 3.18 – rms sur les pentes de ρ_{cor} pour les trois cas présentés dans la figure 3.15 pour les longueurs d’ondes visibles.

En terme de restitution de ρ_{cor} et de ses composantes, on observe que l’estimation de α et ω_0 pendant la minimisation tend à dégrader les restitutions des valeurs de ρ_{cor} et que le signal ρ_A restitué tend à s’éloigner des valeurs désirées (Fig. 3.15). Mais NeuroVaria permet de mieux restituer les pentes des trois signaux composant ρ_{cor} : ρ_A , t et ρ_w afin de mieux restituer les pentes de ρ_{cor} .

On s’intéresse à la restitution du signal $t * \rho_w$. La figure 3.16 présente des zooms sur $t * \rho_w$ pour les trois cas précédents. Ces zooms permettent de vérifier l’apport de la variation de α et ω_0 au cours de la minimisation. Pour ces trois cas, les pentes du signal $t * \rho_w$ sont mieux ajustées conduisant à une meilleure reconstruction du signal $t * \rho_w$ lorsque α et ω_0 sont considérés comme paramètres de contrôle. Donc si on restitue correctement le signal $t * \rho_w$ par NeuroVaria, est-ce que cela signifie que les quatre paramètres recherchés $(\alpha, \omega_0, b^0, C)$ sont précisément bien retrouvés ? On peut le penser étant donné que la modélisation de $t * \rho_w$ par PMC-T et PMC-O est très précise. Il est possible de répondre en comparant les valeurs des quatre paramètres et plus particulièrement C dans le tableau 3.19.

		C (mg.m ⁻³)	b^0	α	ω_0
	Valeurs désirées	1.500	0.210	0.100	0.999
Cas 1	Valeurs calculées si $((\alpha, \omega_0, \tau))$ fixes	1.682	0.205	0.088	0.998
	Valeurs calculées si (α, ω_0) varient	1.647	0.197	0.064	1.003
	Valeurs désirées	0.107	0.120	0.740	0.970
Cas 2	Valeurs calculées si $((\alpha, \omega_0, \tau))$ fixes	0.099	0.120	0.684	0.973
	Valeurs calculées si (α, ω_0) varient	0.104	0.120	0.758	0.968
	Valeurs désirées	0.062	0.210	1.090	0.987
Cas 3	Valeurs calculées si $((\alpha, \omega_0, \tau))$ fixes	0.048	0.120	1.069	0.988
	Valeurs calculées si (α, ω_0) varient	0.063	0.196	1.029	0.992

TAB. 3.19 – Comparaison des valeurs des paramètres atmosphériques et océaniques désirées et restituées par l’inversion neuro-variationnelle pour les cas de la figure 3.15 suivant les hypothèses sur (α, ω_0) .

Pour le cas 1, l’amélioration sur les pentes du signal est forte si (α, ω_0) varient. Cela s’observe particulièrement bien sur le zoom sur $t * \rho_w$. Cette amélioration se répercute uniquement

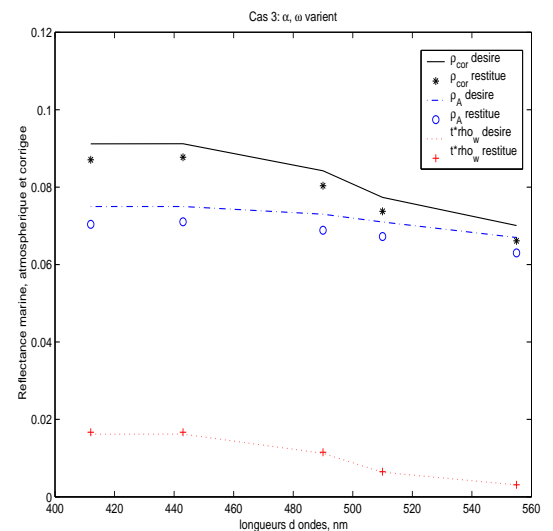
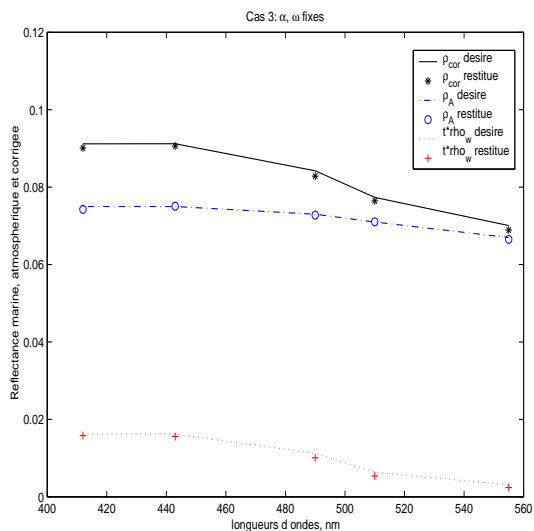
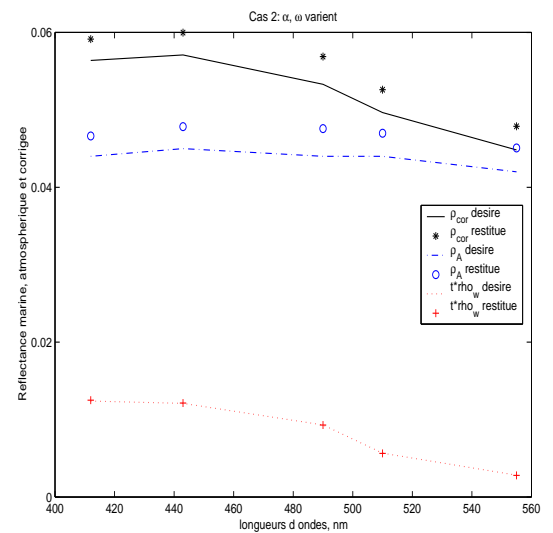
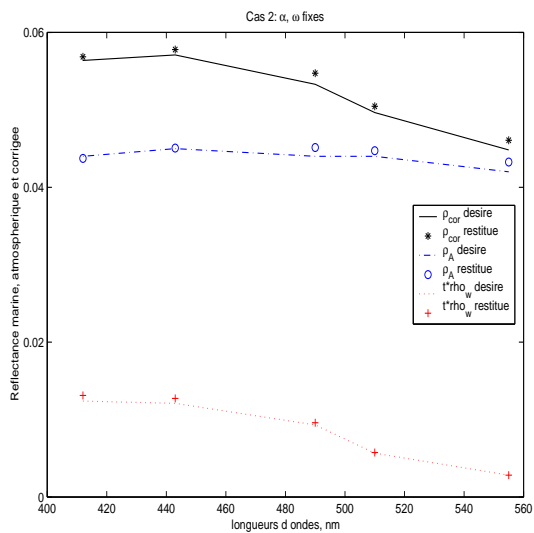
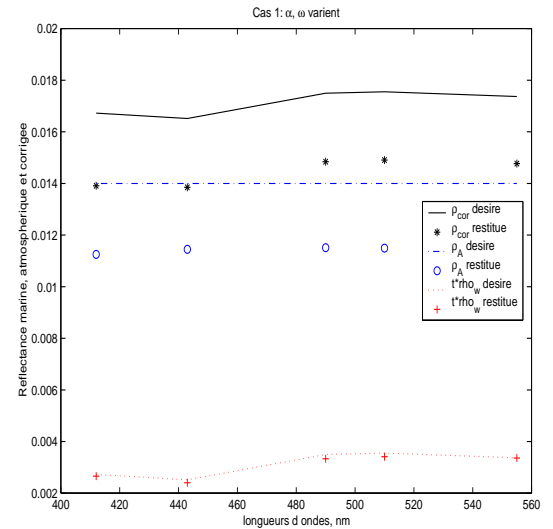
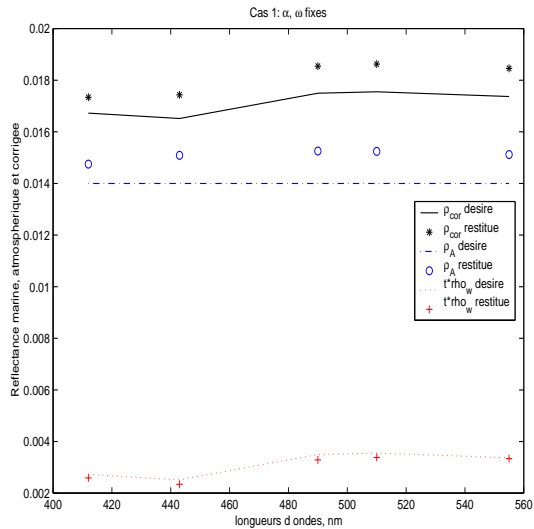


FIG. 3.15 – Comparaison de ρ_{cor} , ρ_A , $t^*\rho_w$ désirées (trait plein) et calculées avec les paramètres restitués par l'inversion variationnelle (points) suivant que les $(\alpha, \omega_0$ et τ) soient paramètres de contrôle ou non. Pour les figures de gauche, $(\alpha, \omega_0$ et τ) sont fixes ; pour les figures de droite, (α, ω_0) varient.

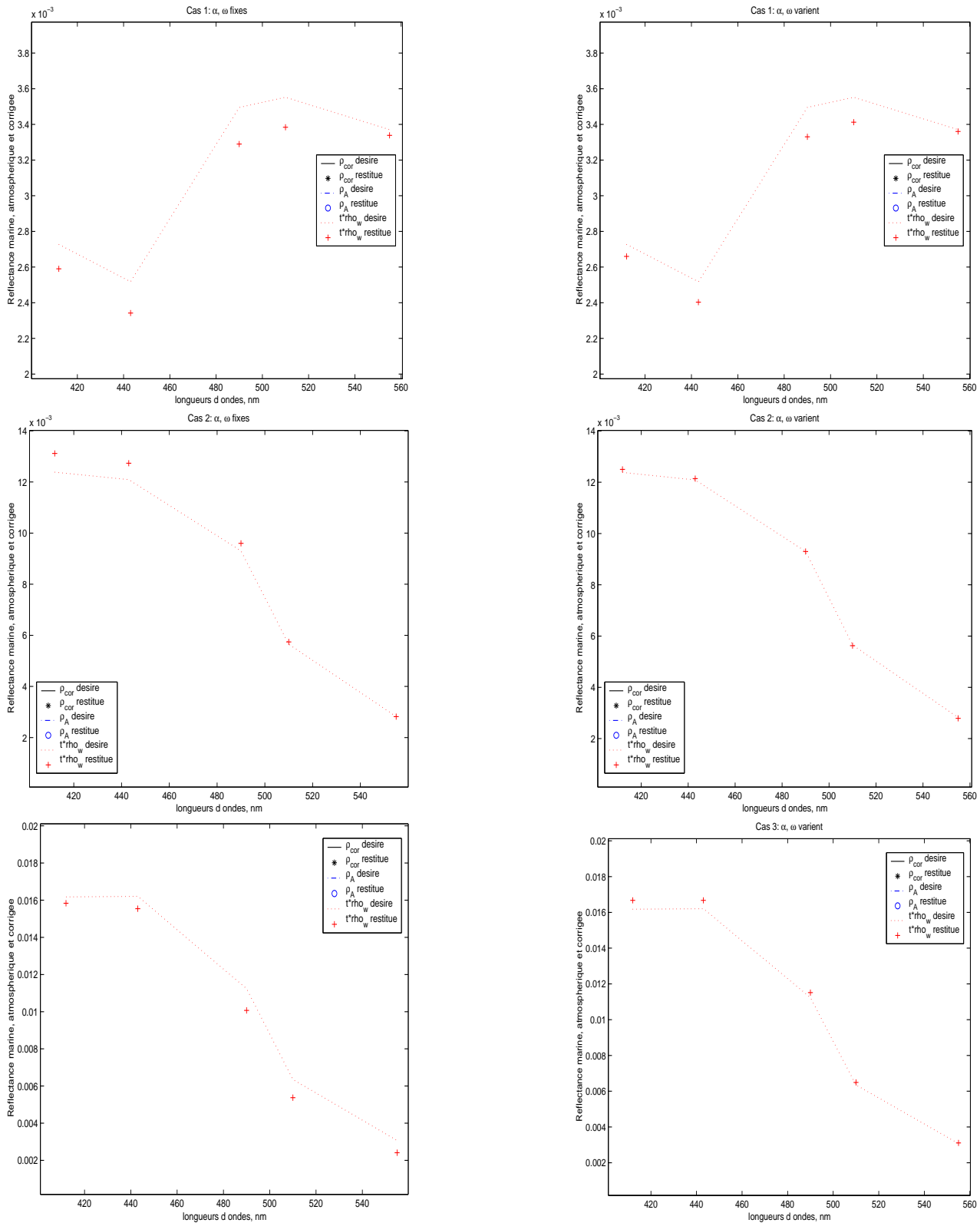


FIG. 3.16 – Comparaison de $t^*\rho_w$ désirées (trait plein) et calculées avec les paramètres restitués par l'inversion variationnelle (points) suivant que (α, ω_0) soient paramètres de contrôle ou non. Pour les figures de gauche, $((\alpha, \omega_0, \tau))$ sont fixes ; pour les figures de droite, (α, ω_0) varient.

sur la restitution de C . Pour les trois autres paramètres, il y a une légère détérioration des restitutions. C désirée est forte et on a vu que NeuroVaria retrouvait difficilement ces fortes valeurs. C'est une des raisons pour laquelle une forte amélioration des pentes n'entraîne pas spécialement une restitution plus précise de tous les paramètres si $C \geq 1 \text{ mg.m}^{-3}$.

Si on considère le cas 2, la différence entre la rms des pentes restituées est faible. Cependant, cela se reflète fortement sur la restitution des paramètres. En effet, les quatre paramètres sont mieux ajustés si (α, ω_0) font partie du contrôle.

Pour le cas 3, les pentes sont mieux rendues si (α, ω_0) varient. Cela a un effet très fort sur les valeurs de C et b^0 . C restituée est presque égale à la valeur désirée et la valeur de b^0 a réussi à converger alors qu'elle avait divergé si (α, ω_0, τ) fixés.

Dans cette expérience, on a voulu observer le comportement de NeuroVaria si on laisse α et ω_0 varier pendant la minimisation. Les pentes du signal, paramètre qui permet de calculer la fonction de coût, sont fortement mieux reconstruites si α et ω_0 varient. Les performances sur les paramètres ne varient quasiment pas par rapport au cas où α et ω_0 sont fixes. Cela montre la robustesse et la flexibilité de NeuroVaria. De plus, les restitutions de C pour des concentrations $\leq 0.4 \text{ mg.m}^{-3}$ sont nettement améliorées et plus homogènes. La majorité des concentrations qui sont rencontrées lors du traitement des images est de cet ordre de grandeur, il y a donc un vrai avantage de faire varier α et ω_0 pendant la minimisation.

3.4 Conclusion générale du chapitre

Dans ce chapitre, les calibrations des Perceptrons Multi-Couches qui seront utilisés pour l'inversion des images SeaWiFS dans le proche infrarouge et qui constitue le modèle direct permettant de modéliser le transfert radiatif atmosphérique et océanique pour les canaux visibles ont été présentées. Une première inversion est effectuée dans le proche infrarouge afin de restituer les propriétés optiques des aérosols α , ω_0 et τ . Les performances de chaque PMC restituant chacun des paramètres permettent d'obtenir de bonnes valeurs approchées. Ces paramètres serviront de terme d'ébauche pour l'inversion combinant les PMCs représentant le modèle direct du transfert radiatif et l'inversion variationnelle pour le spectre visible. Des tests de sensibilité ont permis de prouver la pertinence de l'utilisation d'une fonction de coût calculée sur les pentes du signal ρ_{cor} . Ensuite il a été montré une comparaison entre deux hypothèses sur les variations de (α, ω_0) pendant la minimisation. Le premier cas est identique aux conditions des corrections atmosphériques classiques, c'est-à-dire les POA (α, ω_0, τ) sont fixes. Mais on sait que les POA sont restituées avec une erreur donc le cas où les POA sont autorisées à varier pendant le processus de minimisation a été testé. Les tests de sensibilité ont montré qu'il était possible de laisser τ fixe. Cela ajoute un terme à la fonction de coût. Il faut restituer à présent quatre paramètres pour ajuster les sept pentes de chaque signaux composant ρ_{cor} à la place de deux paramètres pour un signal (soit sept pentes). Ce problème est bien plus complexe et constitue un cas difficile et plus général que celui des corrections atmosphériques classiques. Même dans des conditions extrêmes, l'inversion neuro-variationnelle permet d'ajuster les paramètres aérosols et océaniques afin de restituer les observations. Dans ce cas, les pentes du signal sont sensiblement mieux restituées que pour le cas où α et ω_0 sont fixes. Etant donné que la fonction de coût est minimisée sur les pentes, il y a un apport évident de la variation de α et ω_0 . L'erreur relative sur C devient égale à 25.76 % alors qu'elle est égale à 24.65 % si (α, ω_0, τ) fixes. Le point important est que les restitutions de C pour des valeurs inférieures à 0.4 mg.m^{-3} sont améliorées et deviennent très précises. Ce sont prin-

cipalement ces concentrations qui se trouvent dans les océans. De plus, les restitutions de b^0 sont améliorées si (α, ω_0) varient. α et ω_0 sont restituées avec une moins bonne précision par rapport à leurs valeurs initiales. Cependant, il est préférable de travailler avec une méthode qui restitue de meilleures valeurs de C (notamment pour les valeurs $\leq 0.40 \text{ mg.m}^{-3}$) et b^0 , quitte à dégrader α et ω_0 .

Dans la suite du travail pour le traitement des images SeaWiFS, l'inversion neuro-variationnelle sera utilisée dans son cadre général afin d'avoir plus de flexibilité dans l'inversion.

Chapitre 4

Inversion d'images SeaWiFS dans le proche infrarouge

Etant donné la difficulté à estimer correctement les paramètres des aérosols par la méthode neuro-variationnelle, on regarde d'abord le comportement de l'inversion directe. De plus, l'initialisation de α et τ conditionne en partie la convergence de l'inversion neuro-variationnelle. On va analyser les performances obtenues par les algorithmes neuronaux proche infrarouge en inversant des images de ρ_{cor} SeaWiFS, restituant les propriétés optiques des aérosols α et τ . On procède à deux types de validation des inversions directes par PMC. La première validation est d'ordre quantitative et réside en une comparaison des valeurs de α et τ obtenues par PMC avec des mesures de α et τ provenant de l'expérience AERONET. Cette validation est associée à la comparaison avec les produits SeaWiFS. La seconde est une généralisation des résultats de la comparaison avec l'expérience AERONET à des images complètes de la mer Méditerranée. Cette comparaison est réalisée sur huit jours permettant ainsi de suivre des évènements aérosols.

4.1 Base de données et processus de validation

Dans ce paragraphe, les données disponibles pour effectuer les deux validations sont détaillées ainsi que les types d'images traitées, les mesures et l'expérience AERONET.

4.1.1 Présentation des images de ρ_{cor} traitées

Les images des réflectances ρ_{cor} traitées ont été produites par Cyril Moulin de l'équipe Polder au LSCE. Les images de réflectances ρ_{toa} SeaWiFS de niveau 1 ont été corrigées de l'absorption gazeuse, de la diffusion Rayleigh, de la contribution de l'écume et du glitter [Patt *et al.*, 2002]. Ce processus de passage du niveau 1 (réflectances ρ_{toa}) au niveau 2 (ρ_{cor}) est identique à celui utilisé dans le logiciel SeaDas (logiciel développé pour le capteur SeaWiFS). De plus, un masque de nuages a été appliqué, légèrement différent de celui utilisé pour le traitement des images SeaWiFS de ρ_{toa} . Le masque utilisé est moins rigoureux afin d'étudier les fortes épaisseurs optiques, contrairement à l'algorithme SeaWiFS et peut laisser passer des pixels qui sont contaminés par les nuages. Ces images sont la composition de deux ou trois orbites. Les réflectances ρ_{cor} ainsi obtenues ne contiennent donc que les contributions atmosphériques et océaniques permettant d'obtenir des réflectances ρ_{cor} exploitables. La taille de ces images est de 512 lignes et 1024 colonnes et la résolution du pixel de ces images de

réflectances est d'environ $5 \times 5 \text{ km}^2$. La figure 4.1 présente une carte de ρ_{cor} en mer Méditerranée pour le 26 juin 1999 selon la longueur d'onde. On observe clairement les changements d'intensité suivant la concentration d'aérosols dans l'atmosphère et suivant la longueur d'onde. Les pixels noirs sur les images représentent les terres, les nuages et les orbites du satellite.

4.1.2 Présentation de l'expérience AERONET

Le programme AERONET (AErosol RObotic NETwork) est un réseau de radiomètres au sol [Holben *et al.*, 1998] financé par le NASA's Earth Observing System et étendu par coopération à d'autres institutions indépendantes de la NASA (CNRS, CNES, LTER, CSIRO, ARMP). Son but est de valider les propriétés optiques des aérosols restituées par des mesures radiométriques. Les produits disponibles sont l'épaisseur optique spectrale et le coefficient d'Angström [Dubovik and King, 2000, Dubovik *et al.*, 2000, Nakajima *et al.*, 2001]. Trois niveaux de données sont disponibles sur le site internet (<http://aeronet.gsfc.nasa.gov>) : Level 1.0 (brut), Level 1.5 (correction des nuages) et Level 2.0 (correction des nuages et contrôle de la qualité) [Smirnov *et al.*, 2000], ce sont ces dernières qui sont utilisées dans l'étude de comparaison. Il est ainsi possible de disposer pour chaque jour, des valeurs de $\tau(\lambda)$ et de $\alpha(\lambda_1, \lambda_2)$ à diverses longueurs d'onde.

4.1.3 Procédure de validation

La validation va s'effectuer tout d'abord en comparant les valeurs restituées par l'inversion par PMC aux mesures effectuées par l'expérience AERONET puis en inversant des images complètes de la mer Méditerranée.

4.1.3.1 Comparaison avec les images SeaWiFS

La base de ρ_{cor} disponible sur la mer Méditerranée est une composition de plusieurs orbites couvrant le bassin pendant une journée. Pour la comparaison avec les produits standards SeaWiFS, la même zone géographique (la mer Méditerranée) est extraite des cartes globales dite L3BIN disponibles sur le site <ftp://samoa.gsfc.nasa.gov>. La taille des images ainsi extraites est de 242 lignes par 620 colonnes, le pixel a une résolution d'environ $9 \times 9 \text{ km}^2$. On peut ainsi comparer les cartes en dépit de la différence de résolution. Certaines images des produits SeaWiFS présentent un masque de "nuages" plus élargi que les images que les images traitées durant la thèse. Cela est dû à un seuil appliqué sur les fortes épaisseurs optiques, c'est-à-dire supérieures à 0.35. Ces fortes τ proviennent, principalement, de la présence de poussières désertiques. Ces modèles d'aérosols n'étant pas définis dans la base d'aérosols de l'algorithme SeaWiFS, il a été décidé de les supprimer dans la chaîne opérationnelle. De mon côté, bien que les modèles d'aérosols utilisés soient les mêmes que dans l'algorithme standard, ces pixels sont conservés lors de l'inversion et permettent de constater la réaction des algorithmes neuronaux en présence de tels modèles d'aérosols. Cette précision est importante puisqu'elle explique certaines différences observables quand on compare les deux images (Inversion PMC, Inversion SeaWiFS).

Une autre précision s'impose avant la comparaison. Le PMC restituant α a été calibré pour $\lambda_1=443$ et $\lambda_2=865$. L'algorithme SeaWiFS définit son coefficient d'Angström pour $\lambda_1=510$ et $\lambda_2=865$. Il faut donc comparer $\alpha(443, 865)$ obtenu par PMC à $\alpha(510, 865)$ fourni par SeaWiFS. Pour cela, on fait l'hypothèse que la variation spectrale de $\alpha(\lambda, 865)$ est faible. Ceci est une très bonne approximation au vu de la figure 1.5 présentée dans le chapitre 1. Cette

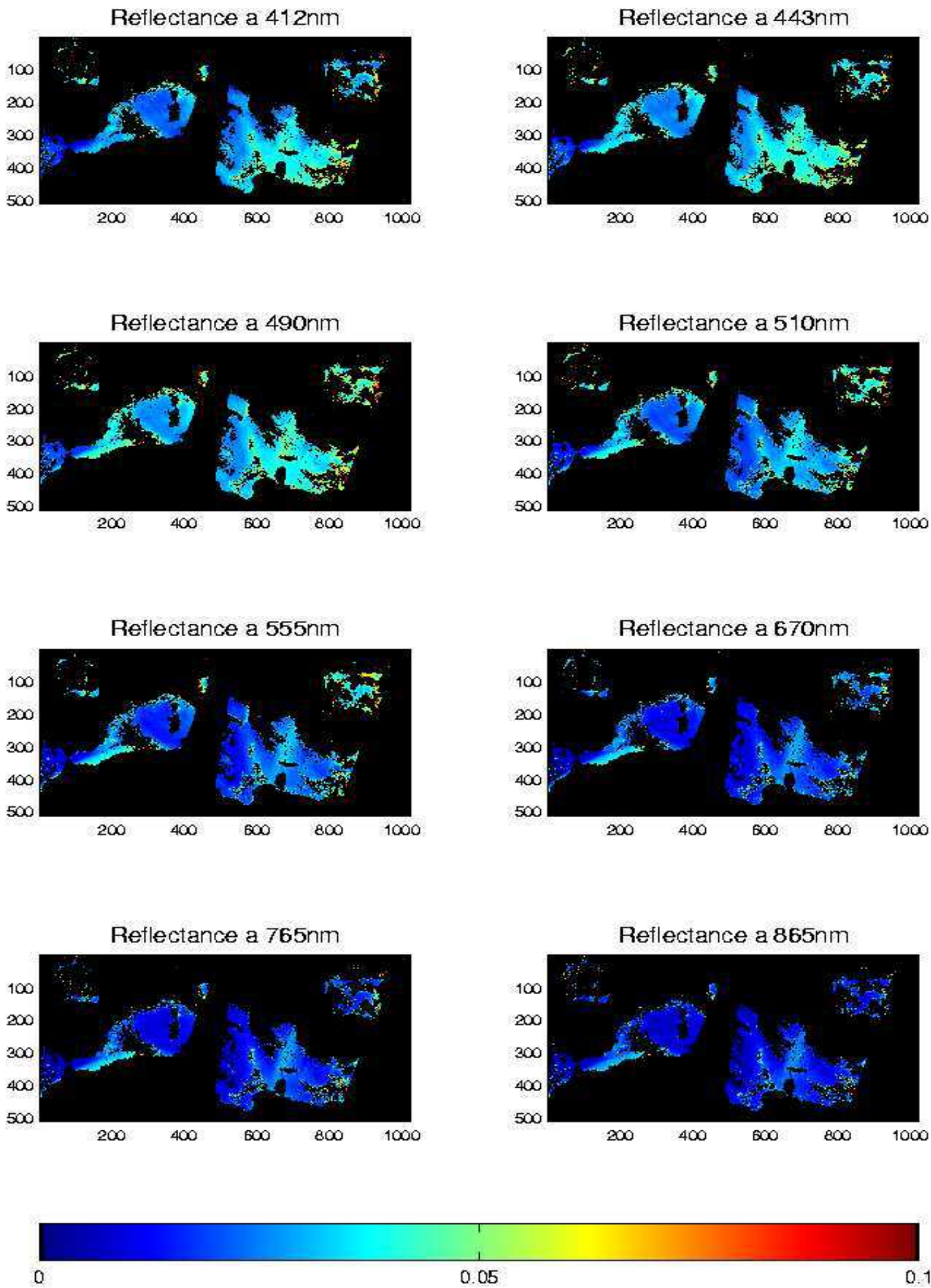


FIG. 4.1 – Carte de ρ_{cor} pour les huit longueurs d'onde SeaWiFS pour le 26 juin 1999

figure montre la dépendance spectrale de $\alpha(\lambda, 865)$ pour tous les modèles d'aérosols pris en compte. Pour $\alpha(\lambda, 865) < 1.0$, $\alpha(\lambda, 865)$ varie très faiblement en fonction de λ quelque soit le modèle d'aérosols. Pour $\alpha(\lambda, 865) \geq 1.0$, la dépendance spectrale est plus marquée. Des valeurs de $\alpha(\lambda, 865)$ supérieures à 1.0 correspondent aux aérosols troposphériques. Pour ces aérosols, $\alpha(\lambda, 865)$ varie en fonction de la longueur d'onde. Plus λ est grand, plus $\alpha(\lambda, 865)$ est élevé. Cependant, cette dépendance spectrale est faible, l'écart entre $\alpha(443, 865)$ et $\alpha(510, 865)$ est au maximum de 3-4 %. En conclusion, quelques soient les modèles d'aérosols, la différence entre $\alpha(443, 865)$ et $\alpha(510, 865)$ est au maximum 3-4 %. On estime donc que prendre $\alpha(510, 865)$ obtenu par SeaWiFS pour comparer avec $\alpha(443, 865)$ obtenu par PMC est une bonne approximation. L'épaisseur optique qui est comparée est, par contre, calculée à la même longueur d'onde, $\lambda=865$ nm.

Une comparaison entre les produits SeaWiFS et les restitutions par PMC est présentée sur une période de huit jours du 26 juin au 3 juillet 1999. Au cours de cette thèse l'inversion de l'ensemble des images de l'année 1999 a été effectuée. Les résultats obtenus ont toujours été de la même qualité, une autre période a été miss en annexe afin que l'on puisse apprécier la stabilité de la méthode. L'étude d'une huitaine complète permet de suivre les événements aérosols et d'avoir une variété de types d'aérosols dans l'atmosphère. Les résultats sont comparés aussi bien qualitativement selon les répartitions géographiques que quantitativement en calculant des valeurs moyennes des paramètres sur certaines zones. Cette dernière étude s'effectuera sur les cinq régions présentées dans la figure 4.2. La première zone se trouve à l'est du détroit de Gibraltar entre les côtes espagnoles et les côtes marocaines. La deuxième zone se trouve dans le golfe du Lion au large des côtes de Sardaigne et de Corse. La troisième zone se trouve au centre de la mer Méditerranée entre les côtes siciliennes et les côtes libyennes. La quatrième zone se trouve à l'ouest de la Grèce et à la longitude de la Crète. La dernière zone se trouve en Méditerranée orientale au nord-est de l'embouchure du Nil. Les valeurs moyennes des paramètres étudiés seront calculées sur un pavé de 10 pixels de côté sur les images traitées pendant la thèse et sur un pavé de 5 pixels de côté pour les produits SeaWiFS pour prendre en compte la différence de résolution entre les deux jeux d'images.

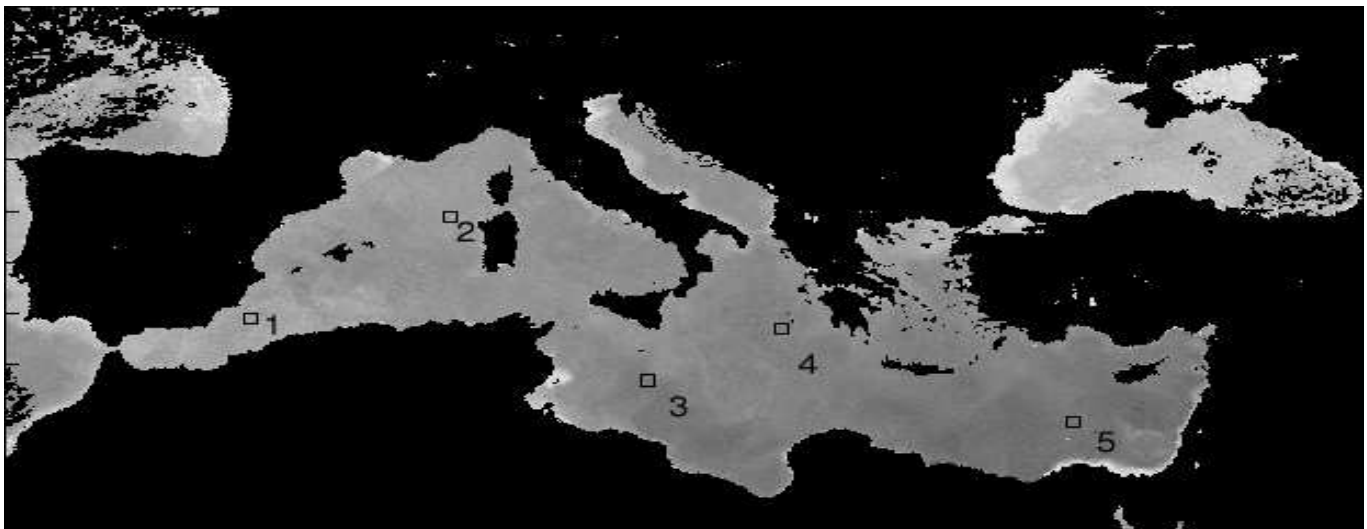


FIG. 4.2 – Carte des zones d'étude pour la comparaison entre les produits SeaWiFS et les restitutions par PMC.

4.1.3.2 Comparaison avec l'expérience AERONET

Pour valider quantitativement les inversions directes par PMC restituant α et τ nommées PMC- α et PMC- τ , les mesures effectuées pendant l'expérience AERONET ont été utilisées. Trois stations Aeronet, situées dans la mer Méditerranée, ont été choisies, la figure 4.3 présentant leur localisation.



FIG. 4.3 – Localisation des trois stations Aeronet en Mer Méditerranée : (1) Lampedusa, (2) Kolimbari, (3) IMS-METU-ERDEMLI.

1. La première station de mesure se trouve sur l'île de Lampedusa, située près de Malte. La station se trouve à $35^{\circ}31'N$, $12^{\circ}37'E$.
2. La deuxième station de mesure se trouve à Kolimbari sur la côte de la Crète. Les coordonnées géographiques de la station de Kolimbari sont : $35^{\circ}31'N$, $23^{\circ}46'E$.
3. La dernière station de mesure se trouve sur les côtes turques à Erdemli, en face de Chypre et aux coordonnées : $36^{\circ}33'N$, $34^{\circ}15'E$.

Deux validations des inversions directes par PMC ont été effectuées. La première est une comparaison entre les produits SeaWiFS, les produits restitués par PMC et les mesures effectuées pendant l'expérience AERONET. Pour cela, une série temporelle AERONET pour le site de Lampedusa pendant l'été 2000 entre le 28 juin et le 15 septembre a été sélectionnée. Le sélection de cette période est due à la durée des observations. En effet, pour cette station qui se trouve au milieu de la mer Méditerranée, des mesures ont uniquement été prises pendant l'été 2000. De plus, la couverture nuageuse pendant cette époque est faible et donc donne accès à un maximum de jours pour la comparaison. Cependant, tous les jours de mesures ne peuvent être utilisés à cause de la couverture nuageuse, le nombre de jours utilisable étant réduit à 45. En analysant les produits SeaWiFS, on a constaté que des valeurs ne peuvent être récupérées que pour 36 jours sur les 45 à cause du seuillage sur les grandes valeurs de τ dans le produit standard. Une première comparaison sera donc effectuée sur ces 36 jours. Une seconde étude permettra de montrer les résultats obtenus par PMC- α et PMC- τ pour les 9 jours pour lesquels il n'y a pas de restitutions par l'algorithme SeaWiFS. Cela permettra de

quantifier le comportement des PMC pour les fortes épaisseurs optiques correspondant à des poussières désertiques.

Une validation complémentaire est menée sur AERONET dans la mer Méditerranée, en plus du site de Lampedusa. Cette validation permet de généraliser les conclusions pour le site de Lampedusa sur deux stations AERONET pendant divers mois. Pour chaque station, les jours et mois choisis pour chaque station sont :

1. Kolimbari → 17, 19, 20 et 26 mai 1999.
2. Erdemli → 1, 8, 10, 12, 13, 21, 22, 23, 26, 28 et 31 mai 2000.
→ 2, 4, 6, 7, 8, 15, 16, 17, 18, 20, 22, 24, 25, 27, 29 et 31 août 2000.

Pour les deux stations, un total de 31 mesures exploitables est obtenu pour la comparaison. Ces mesures ont l'avantage de se trouver réparties sur l'ensemble de la Mer Méditerranée et de présenter des compositions variées d'aérosols.

Le protocole d'extraction des valeurs de α et τ pour chaque méthode a été le suivant :

- AERONET : les mesures de α et τ comprises entre 11h et 13h sont sélectionnées, on calcule pour ces valeurs la moyenne et la variance. Le choix du créneau horaire est défini par l'heure de passage du capteur SeaWiFS au-dessus de la mer Méditerranée.
- PMC : les valeurs moyennes et les variances de α et τ sont calculées sur un pavé de 3 pixels de côté centré sur l'emplacement du photomètre au sol (Fig. 4.4).

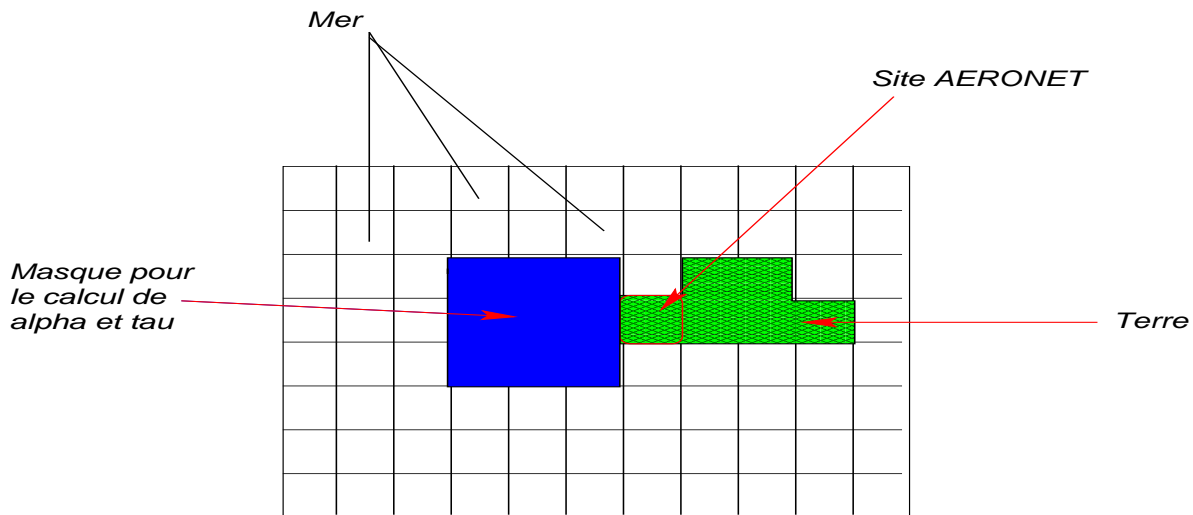


FIG. 4.4 – Masque de 3 pixels de côté pour le calcul de la valeur moyenne et de la variance de α et τ restituées par PMC.

- SeaWiFS : les valeurs moyennes et les variances de α et τ sont calculées en prenant un masque en forme de croix (Fig. 4.5).

Dans la suite, les valeurs de $\alpha(440, 870)$ (respectivement $\tau(870)$) mesurées par AERONET sont appelées Aeronet- α et Aeronet- τ , les PMC restituant α et τ valeurs sont nommés PMC- α et PMC- τ .

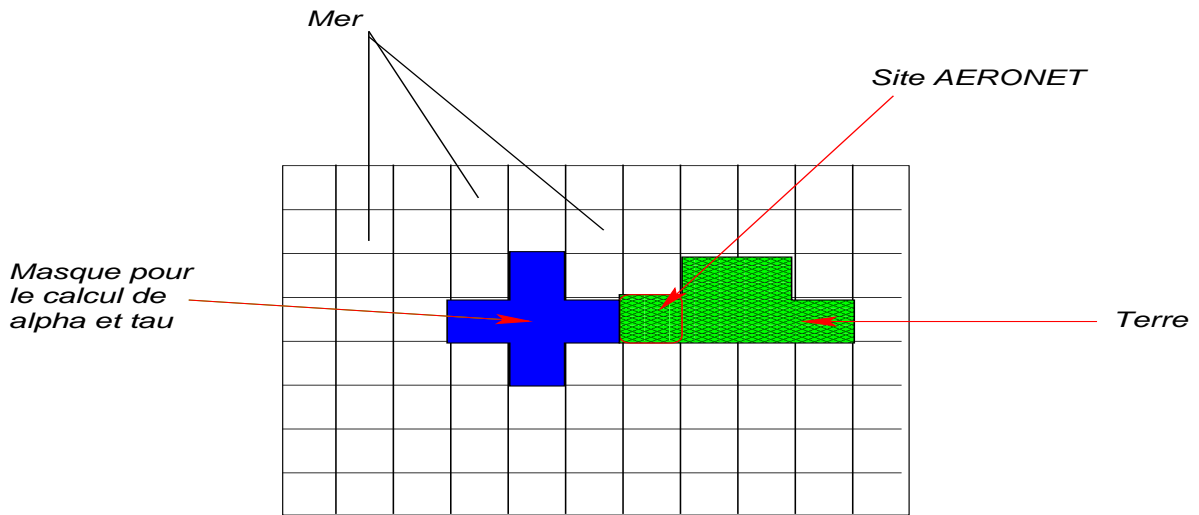


FIG. 4.5 – Masque en forme de croix pour le calcul de la valeur moyenne et de la variance de α et τ restituées par SeaWiFS.

4.2 Comparaison de α et τ obtenus par PMCs et par l’algorithme SeaWiFS en fonction des mesures AERONET

Les comparaisons des propriétés optiques aérosols α et τ fournies par l’algorithme SeaWiFS et par l’inversion directe par PMC sont présentées. Chaque paramètre retrouvé par PMC- τ et par SeaWiFS est comparé individuellement en prenant les mesures AERONET comme référence.

4.2.1 Comparaison de α restitué par PMC- α et SeaWiFS en fonction de Aeronet- α

Une première comparaison est effectuée pour le site de Lampedusa en prenant les valeurs fournies par l’algorithme SeaWiFS. Puis les valeurs restituées par PMC- α sont uniquement comparées à celles mesurées par AERONET pour deux autres sites en Méditerranée.

4.2.1.1 Site de Lampedusa

La série temporelle choisie se rapporte à l’été 2000 pour le site de Lampedusa et contient 45 mesures AERONET disponibles pour la comparaison. Comme il l’a été expliqué au paragraphe 4.1.3.2, il est pris dans un premier temps que 36 mesures pour pouvoir comparer avec les valeurs restituées par l’algorithme SeaWiFS. Pour ces 36 mesures, les valeurs de Aeronet- α varient entre 0.285 et 1.836 et la valeur moyenne est égale à 1.028. Parmi ces 36 mesures, il y en a 17 qui sont supérieures à 1.41, qui est le seuil maximal des valeurs de α dans les modèles d’aérosols pris en compte dans cette étude. Ils sont gardés afin d’examiner le comportement de PMC- α pour ces valeurs.

On commence donc à présenter les résultats pour les 36 mesures communes à SeaWiFS, PMC et AERONET. La figure 4.6 présente le diagramme de dispersion des valeurs de α restituées par PMC- α et par SeaWiFS en fonction de celles mesurées par AERONET. Les

croix correspondent aux valeurs de α obtenues par PMC- α et les losanges à celles obtenues par l'algorithme SeaWiFS.

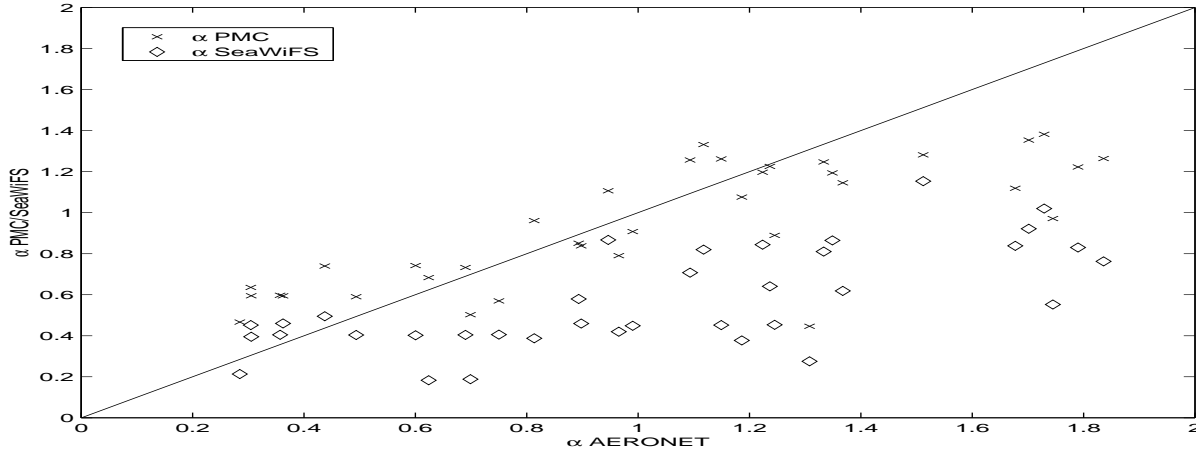


FIG. 4.6 – Diagramme de dispersion de α restitué par SeaWiFS et par PMC- α en fonction α mesuré pendant AERONET pour le site de Lampedusa pendant l'été 2000.

Les valeurs de α restituées par SeaWiFS sont plus faibles que celles obtenues par PMC- α . Si on compare uniquement α restitué par PMC- α à celui de SeaWiFS, la rms est de 0.401 et l'erreur relative est égale à 40.00%. On observe un biais, le coefficient de corrélation est égal à 83.59%. Cela s'observe parfaitement sur le diagramme de dispersion. Les valeurs de α restituées par PMC- α sont réparties autour de la diagonale tandis que celles de SeaWiFS sont très-dessous de la diagonale.

Ce phénomène est clairement reproduit sur la figure 4.7 qui montre la variation des Aeronet- α et des α restituées par SeaWiFS et par PMC- α en fonction du jour. Les barres d'erreurs représentent les écart-types calculés lors du moyennage des valeurs de Aeronet- α et des α obtenues par SeaWiFS et par PMC- α .

Elles donnent une indication de la variabilité spatiale des méthodes SeaWiFS et PMC- α et temporelle pour AERONET. On observe que les valeurs de α restituées par PMC- α suivent les variations journalières de Aeronet- α , elles ont la même dynamique que celles de Aeronet- α . Par contre, les valeurs de α restituées par SeaWiFS ont une dynamique moins marquée et leurs variations suivent moins celles de Aeronet- α , notamment pour les premiers jours. En terme d'ordres de grandeur, on remarque que les valeurs de α données par PMC- α sont proches de celles désirées et fournies par AERONET, notamment pour les valeurs de α supérieures à 1.0. La plage de variation des valeurs de α restituées par l'algorithme SeaWiFS est moins étendue que celle des α retrouvées par PMC- α . En effet, les valeurs de α restituées par PMC- α fluctuent au cours du temps et varient, dans ce cas, entre 0.446 et 1.382 (la valeur moyenne étant égale à 0.938) alors que les valeurs de α fournies par l'algorithme SeaWiFS varient entre 0.183 et 1.153 (la valeur moyenne étant égale à 0.570). L'algorithme SeaWiFS a tendance à donner, en moyenne, des valeurs comprises entre 0.4 et 0.8 alors que PMC- α ne privilégie aucun intervalle. Le coefficient de corrélation entre les valeurs de α restituées par PMC- α et par AERONET est de 77.96 % tandis qu'il est égal à 68.64 % entre les valeurs de α fournies par l'algorithme SeaWiFS et celles de AERONET.

Pour les valeurs de α supérieures à 1.41 (valeurs qui ne sont pas comprises dans les bases d'aérosols des algorithmes SeaWiFS et PMC- α), au vue du graphique, les restitutions de α par

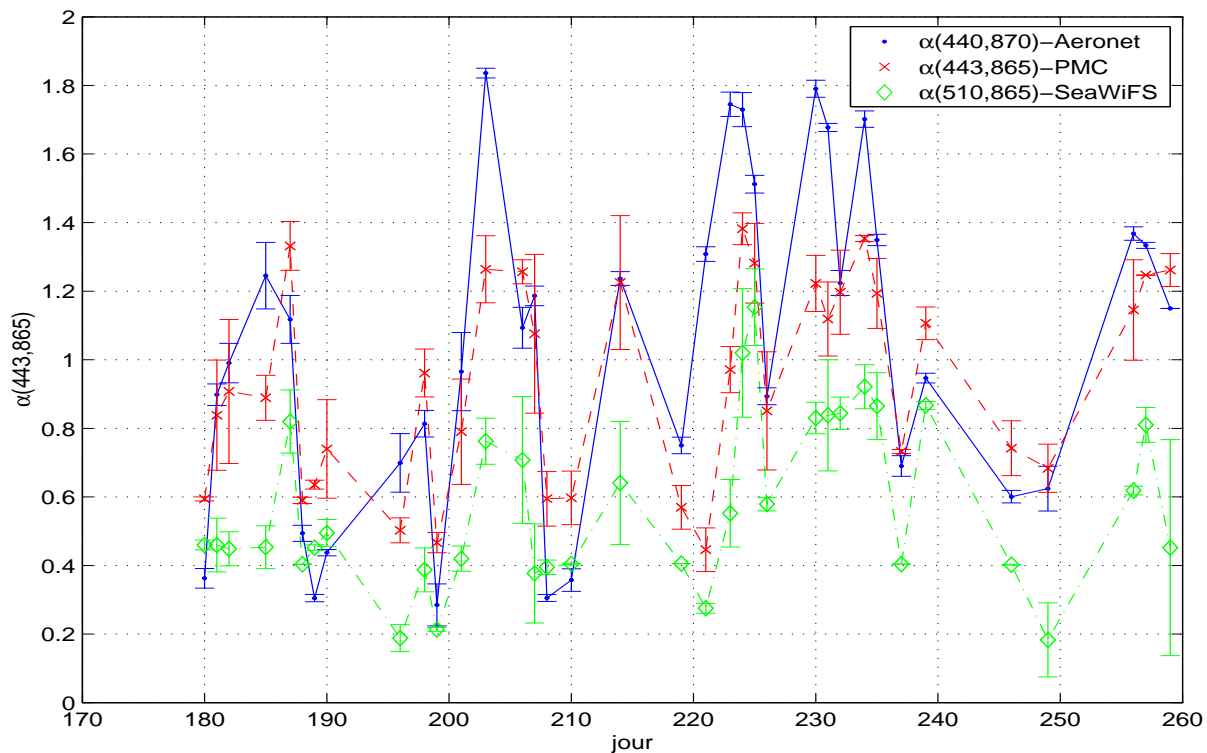


FIG. 4.7 – Variation saisonnière de α obtenu par AERONET, SeaWiFS et PMC- α pour le site de Lampedusa pendant l’été 2000.

PMC- α et par SeaWiFS sont mauvaises, principalement celles de SeaWiFS. Les valeurs de α obtenues par SeaWiFS sont fortement sous-estimées lorsque les valeurs de Aeronet- α sortent du domaine de validité. Le PMC aura de meilleures capacités à restituer des fortes valeurs de α , les erreurs associées seront moins fortes que pour l’algorithme SeaWiFS.

Pour les valeurs de α inférieures à 1.41, au vue du graphique, le PMC a également tendance à mieux estimer les valeurs de α . Les valeurs restituées suivent correctement les variations journalières de Aeronet- α . De la même manière que pour les valeurs de Aeronet- α supérieures à 1.41, l’algorithme SeaWiFS sous-estime les valeurs de α .

Les erreurs sur l’ensemble de la base de comparaison (36 mesures) sont données dans le tableau 4.1.

Ensemble des mesures	rms	erreur relative (%)
PMC- α	0.313	28.68
SeaWiFS	0.575	43.83
$\alpha \leq 1.41$	rms	erreur relative (%)
PMC- α	0.240	24.03
SeaWiFS	0.426	42.65

TAB. 4.1 – rms et erreur relative entre les valeurs de α obtenues par PMC- α et SeaWiFS en fonction des valeurs de Aeronet- α pour le site de Lampedusa pendant l’été 2000 (36 mesures).

On constate que les restitutions de α par PMC- α sont plus proches des valeurs de Aeronet- α , la rms étant faible pour les cas où $\alpha \leq 1.41$.

Au début du paragraphe, on a vu qu'il y avait 45 mesures disponibles pour l'été 2000. Or l'algorithme SeaWiFS ne fournit pas de valeurs de α pour neuf jours, étant donné le seuillage sur les fortes épaisseurs optiques. Ce sont les jours : 191, 194, 200, 209, 233, 240, 242, 243, 244. Pour l'inversion par PMC, il n'y a pas d'hypothèse sur les modèles d'aérosols et donc tous les pixels clairs d'une image sont traités quelque soit leur τ . Pour ces neuf jours, les valeurs de Aeronet- α varient entre 0.044 et 0.829. Par rapport aux valeurs de Aeronet- α , les valeurs de α sont restituées par PMC- α avec une rms égale à 0.175 et une erreur relative à 119.27 %. L'erreur relative est forte à cause d'une valeur de Aeronet- α égale à 0.044 pour le 17 juillet (jour 200). Pour cette valeur, la valeur correspondante de PMC- α est de 0.379 et l'écart-type à 0.0034. Si on ne tient pas compte de cette valeur, la rms devient égale à 0.143 et l'erreur relative à 38.10%. Si l'on compare les performances obtenues, PMC- α restitue moins bien les valeurs de α pour les neuf jours non utilisés par l'algorithme SeaWiFS que pour les autres jours en terme d'erreur relative. Mais la rms est très faible et pour ces valeurs de α , l'erreur répercutée sur la restitution du terme marin ρ_w sera moins élevée. Le PMC restitue des valeurs de α de façon satisfaisante aussi bien en terme de rms (indication de l'erreur propagée sur la restitution de ρ_w) qu'en terme d'erreur relative (performance intrinsèque au PMC).

4.2.1.2 Validation complémentaire entre PMC- α et AERONET

En plus de la série temporelle de Lampedusa, les restitutions de α par PMC- α ont été comparées pour deux autres sites : Kolimbari et Erdemli. Les valeurs de Aeronet- α sur l'ensemble des mesures varient entre 0.302 et 1.934. Pour Kolimbari, les valeurs varient entre 0.302 et 1.934. Pour Erdemli, les valeurs varient entre 1.189 et 1.737 pour le mois de mai et entre 0.849 et 1.681 pour le mois d'août.

L'erreur relative sur l'ensemble des trois échantillons est de 25.30 % et la rms est de 0.424. Si on ne tient pas en compte des valeurs de Aeronet- α supérieures à 1.41 qui ne font pas partie de la base d'apprentissage du PMC (16 mesures sur 31), la rms est égale à 0.308 et l'erreur relative à 20.39 %. Les performances obtenues par l'utilisation du PMC pour restituer α sont légèrement supérieures à celles obtenues pour le site de Lampedusa mais elles restent tout à fait satisfaisante aussi bien pour la rms que pour l'erreur relative.

La figure 4.8 présente le diagramme de dispersion de α restitué par PMC- α en fonction de Aeronet- α . On observe une forte dispersion et un biais pour les grandes valeurs de α . Ce résultat est attendu étant donné que l'intervalle de valeurs que prend α dans la base d'apprentissage du PMC est [-0.08 ; 1.41]. Pour toutes les valeurs de α supérieures à 1.41, le PMC aura des difficultés à les restituer avec une précision convenable. Pour les α compris dans l'intervalle de validation, plus α est faible, plus la précision sur α obtenu par PMC- α est grande. Si α est ≤ 1.0 (4 données), les performances du PMC augmentent, la rms étant alors égale à 0.099 et l'erreur relative à 8.44 %. Si Aeronet- $\alpha \in]1.0; 1.41]$ (11 données), la rms augmente et devient égale à 0.354 et l'erreur relative est égale à 24.73 %.

Les aérosols continentaux et troposphériques ont un coefficient d'Angström compris entre 1.0 et 1.41 et les aérosols maritimes pollués ont un coefficient d'Angström de l'ordre de 0.8. Ce sont principalement ces aérosols qui sont rencontrés en Mer Méditerranée ainsi que des poussières désertiques. Donc pour ces modèles d'aérosols, les valeurs de α estimées par le PMC semblent être de bonnes valeurs proches en terme d'erreur relative et de rms. Les tableaux de résultats et les graphes de comparaison de α entre les mesures AERONET et de PMC- α pour chaque station sont données dans l'annexe E.

Le PMC restituant α permet de meilleures restitutions en terme de précision par rapport

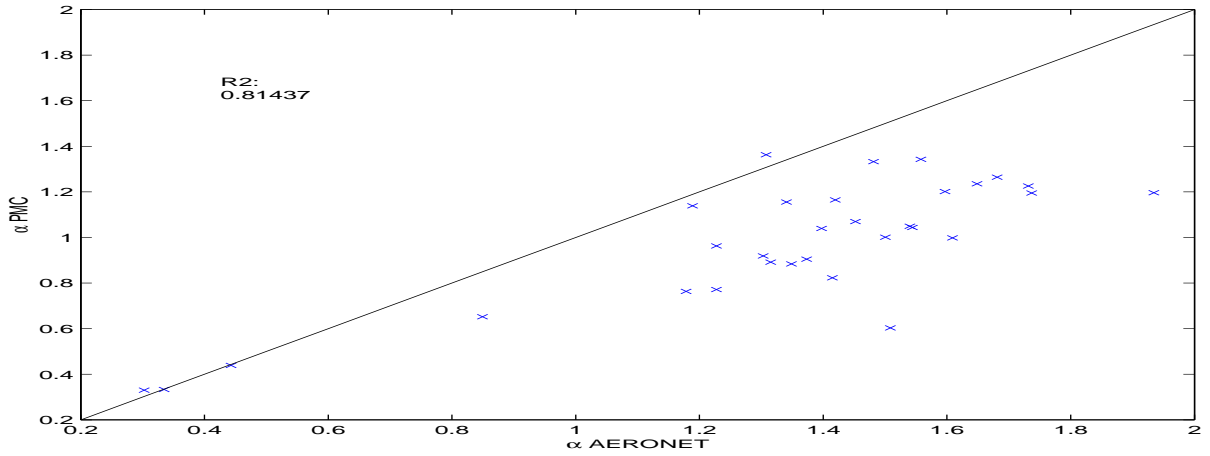


FIG. 4.8 – Diagramme de dispersion de α obtenu par PMC- α en fonction de Aeronet- α pour deux sites AERONET complémentaire de validation.

aux mesures AERONET que l’algorithme SeaWiFS. De plus, le PMC présente un avantage par rapport à l’algorithme SeaWiFS : une meilleure dynamique des restitutions de α , le PMC donnant des valeurs dans un large intervalle. Il est possible de faire la même validation pour l’épaisseur optique τ .

4.2.2 Comparaison de τ restitué par PMC- τ et SeaWiFS en fonction de Aeronet- τ

4.2.2.1 Comparaison de τ pour le site AERONET de Lampedusa

La comparaison pour les 45 mesures de l’expérience AERONET pour le site de Lampedusa du 28 juin au 15 septembre 2000 est reprise. Le schéma de cette tri-comparaison est le même que pour α . On ne prend tout d’abord que les 36 mesures communes à PMC- τ , SeaWiFS et AERONET. Ensuite, le comportement de PMC- τ sur les neuf mesures qui ne sont pas prises en compte par l’algorithme SeaWiFS, à cause du masque sur les fortes valeurs de τ , est regardé.

La figure 4.9 présente le diagramme de dispersion de τ fournies par SeaWiFS et par PMC- τ en fonction de α mesuré par AERONET pour les 36 mesures communes aux trois méthodes.

Pour ces 36 mesures, les valeurs de Aeronet- τ varient entre 0.041 et 0.315 et la valeur moyenne est égale à 0.127. Pour les valeurs de Aeronet- τ inférieures à 0.10, les valeurs de τ de PMC- τ sont globalement éloignées de la diagonale. La restitution des τ par PMC n’est pas dans ce cas satisfaisante. Pour les grandes valeurs de $\tau > 0.2$, les valeurs restituées par le PMC sont réparties autour de la diagonale et en sont peu éloignées. Pour des épaisseurs optiques intermédiaires, les valeurs de τ obtenues par PMC- τ sont elles aussi autour de la diagonale et en sont très proches. Les restitutions dans ce cas, sont très bonnes et satisfaisantes.

Si on compare les restitutions par PMC- τ à celles obtenues par SeaWiFS, le coefficient de corrélation est de 90.34%, le biais est faible entre les deux méthodes. Entre les valeurs de τ restituées par SeaWiFS et par PMC- τ , la rms est égale à 0.03 et l’erreur relative à 15.16 %. En première conclusion, il semble que les valeurs de τ fournies par l’inversion par PMC semblent correctes et proches de celles obtenues par l’inversion classique du capteur SeaWiFS.

La figure 4.10 montre la variation de τ restituées par PMC- τ et par SeaWiFS en fonction de la date par rapport à Aeronet- τ .

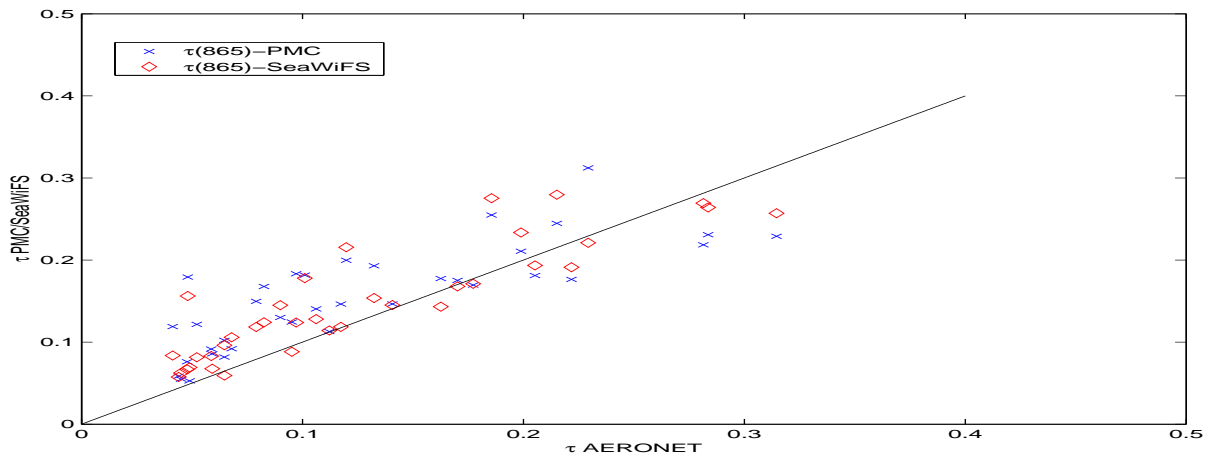


FIG. 4.9 – Diagramme de dispersion de τ restituée par SeaWiFS et par PMC- τ en fonction τ mesurée par AERONET pour le site de Lampedusa pendant l'été 2000.

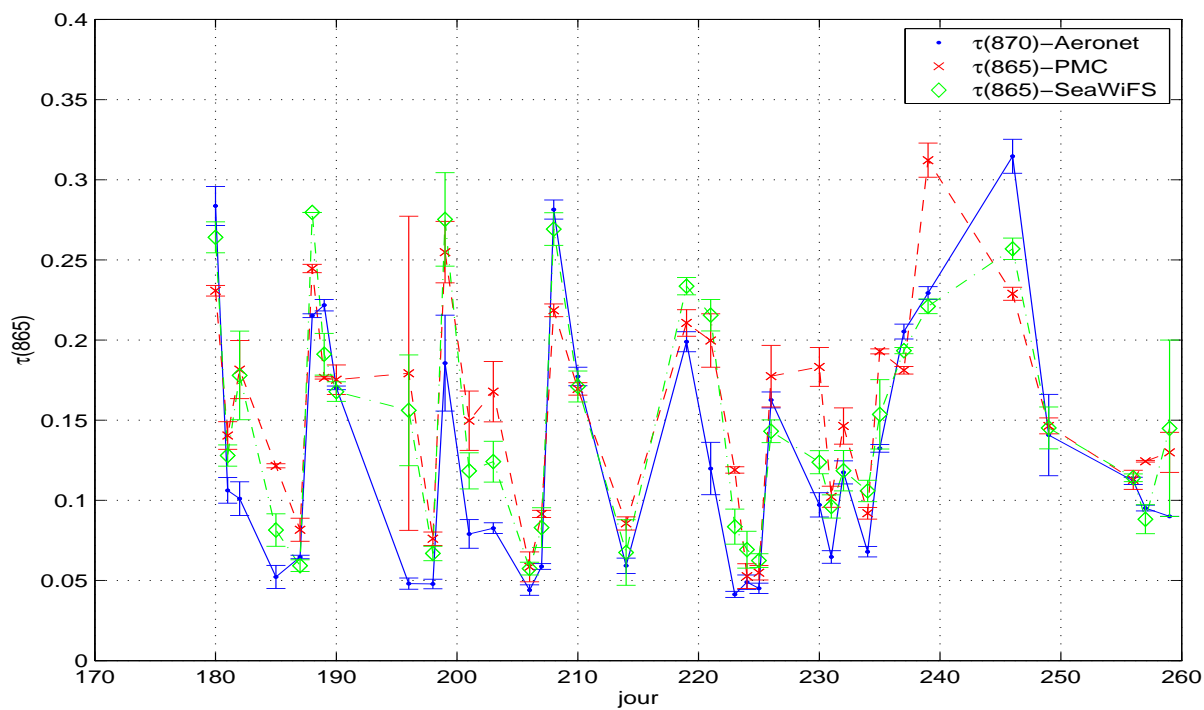


FIG. 4.10 – Variation saisonnière de τ restituée par SeaWiFS et par PMC- τ en fonction de celle mesurée par AERONET pour le site de Lampedusa pendant l'été 2000.

On constate que lorsque le τ de SeaWiFS est très différent de celui de Aeronet- τ , celui restitué par PMC- τ l'est également. Lorsque la valeur AERONET est inférieure à 0.1, les valeurs de τ de SeaWiFS sont régulièrement sur-estimées, ainsi que celles de τ données par PMC- τ . Si on compare aux valeurs mesurées par AERONET, les valeurs estimées par l'algorithme SeaWiFS le sont avec une rms égale à 0.041 et pour l'inversion par PMC, avec une rms égale à 0.054. Pour les erreurs relatives, les valeurs de τ par SeaWiFS sont obtenues avec une erreur relative de 35.03% alors que celles par PMC- τ sont obtenues avec une erreur relative de 48.75%. Les valeurs de τ par PMC- τ sont donc moins bien estimées que celles données par SeaWiFS, la rms étant très supérieure à celle de SeaWiFS. L'erreur répercutée sur ρ_w sera plus élevée si on utilise les τ obtenues par PMC- τ que celle transmise par les τ obtenues par SeaWiFS. Si l'on ne considère que les valeurs de $\tau > 0.1$, les erreurs relatives sont sensiblement plus faibles pour SeaWiFS (19.13%) que pour PMC- τ (24.39 %) mais les rms sont quasiment les mêmes (0.043 pour SeaWiFS et 0.050 pour PMC- τ). Cela signifie que PMC- τ fournit des valeurs de τ stables quelles que soient les valeurs désirées. Quelles que soient les domaines de τ , les valeurs estimées par l'algorithme SeaWiFS sont plus précises que celles estimées par PMC. Le résultat est donc à l'opposé de celui qui est obtenu pour la restitution de α . Si l'on regarde la série des valeurs restituées par PMC- τ , deux valeurs sont très éloignées de la valeur de Aeronet- τ . Pour le jour 196, la restitution est très mauvaise. Si on zoome sur cette zone, on observe une forte densité de nuages et des valeurs de τ par PMC- τ très variables dans l'espace. Or les aérosols ont une variabilité spatiale faible, il est rare de rencontrer des aérosols très différents dans une petite zone. Suivant la contrainte sur le masque des nuages, le signal ρ_{cor} a pu être contaminé par les réflectances dues aux nuages. Cela explique certainement cette grande variabilité des restitutions de PMC- τ pour ce jour.

Tous les jours de la série temporelle de τ ne sont pas exploités à cause du masque sur les forts τ pour les images SeaWiFS. Pour l'inversion par PMC, il n'y a pas d'hypothèse sur les modèles d'aérosols pendant le traitement des images. Il est intéressant d'analyser le comportement du PMC pour les jours où le masque de SeaWiFS est appliqué. On reprend les 9 jours de test. Pour ces jours, les valeurs de τ restituées par Aeronet- τ sont fortes et varient entre 0.261 et 0.736, la valeur moyenne étant 0.344. Sur ces neuf valeurs, les valeurs de τ restituées par le PMC sont proches de celles obtenues par Aeronet- τ , la rms étant égale à 0.063 et l'erreur relative à 13.92 %. Si on ne considère que les performances intrinsèques (erreur relative) à PMC- τ , on constate qu'il est capable de restituer des fortes valeurs de τ . Mais pour l'étude, c'est la rms qui est importante. Dans ce cas-là, elle augmente fortement et n'est plus totalement une valeur acceptable. Il y aura une forte erreur sur ρ_w dans le cas des fortes épaisseurs optiques. C'est un problème compliqué dans le cadre des corrections atmosphériques. Etant données les valeurs des épaisseurs optiques, les modèles d'aérosols présents dans l'atmosphère sont différents de ceux appris par le PMC. Il faudrait éventuellement rajouter ces modèles d'aérosols dans les bases de données pour obtenir des meilleures estimations de τ .

4.2.2.2 Validation complémentaire entre PMC- τ et AERONET

Comme pour α , les performances du PMC permettant de retrouver τ ont été testées pour des mesures faites sur deux autres stations de la mer Méditerranée citées précédemment. Les valeurs de Aeronet- τ sur l'ensemble des mesures varient entre 0.044 et 0.376. Pour Kolimbari, les valeurs varient entre 0.044 et 0.376. Pour Erdemli, les valeurs varient entre 0.052 et 0.192 pour le mois de mai et entre 0.066 et 0.367 pour le mois d'août.

Sur l'ensemble des mesures, la rms est de 0.042 et l'erreur relative de 33.37%, ce qui place PMC- τ dans les ordres de grandeur espérées et obtenues avec les algorithmes classiques de

corrections atmosphériques. On constate que pour ces deux sites, la rms est plus faible pour celui de Lampedusa, la rms s’approchant de celle obtenue par SeaWiFS. Si on ne prend en compte que le cas où les épaisseurs optiques sont supérieures à 0.1 (cas où la concentration d’aérosols dans l’atmosphère est élevée), la rms reste égale à 0.042 mais l’erreur relative baisse pour atteindre 19.41%. On constate alors une nette amélioration des valeurs de τ retrouvées en terme d’erreur relative. La principale conclusion est que la rms ne varie peu suivant les valeurs de τ , le PMC est donc stable. Ceci est un résultat très intéressant.

La figure 4.11 présente le diagramme de dispersion de τ obtenu par PMC- τ en fonction de Aeronet- τ .

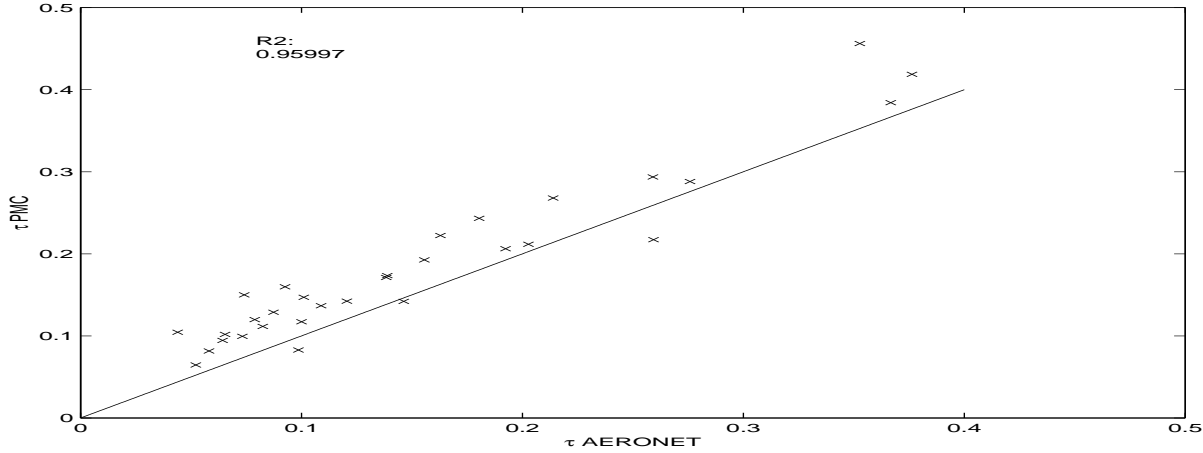


FIG. 4.11 – Diagramme de diffusion de τ restitué par PMC- τ en fonction de Aeronet- τ pour l’ensemble des sites AERONET de validation.

Le PMC fournit des valeurs de τ sur-estimées de façon générale. Pour les valeurs de Aeronet- $\tau \leq 0.1$, on peut observer une forte dispersion des valeurs de τ obtenues par PMC- τ . Pour ces valeurs, les restitutions de τ par le PMC seront entachées d’erreur. Ceci est en relation avec la validation du PMC sur les données théoriques (section 3.2). Les performances du PMC s’améliorent avec l’augmentation de la valeur de Aeronet- τ . Si Aeronet- $\tau > 0.2$, la rms ne varie quasiment pas et est égale à 0.049 mais l’erreur relative baisse approximativement d’un facteur 2, par rapport à l’erreur relative obtenue sur l’ensemble de la base de test, pour atteindre 13.62 %. Ce résultat est intéressant car les fortes épaisseurs optiques (en général > 0.2) provoque un fort poids de la contribution atmosphérique à ρ_{cor} . Ce sont les cas les plus difficiles à traiter ; donc si on possède une bonne connaissance de τ , la correction des images sera plus efficace et précise. La rms augmente faiblement et reste correcte pour l’étude. On constate que les résultats en terme de rms et d’erreur relative sont meilleures pour ces deux sites de validation que pour celui de Lampedusa.

Les tableaux des résultats et les graphes de comparaison de τ obtenues par AERONET et par PMC- τ sont données en annexe E.

L’analyse des restitutions de τ par PMC- τ montre une restitution de τ moins bonne par rapport à l’algorithme SeaWiFS sur l’ensemble des mesures des trois sites de validation, aussi bien en terme de rms que d’erreur relative. La rms donnée par PMC- τ varie faiblement en fonction des valeurs de τ . On montre cependant que les erreurs, par rapport à Aeronet- τ , sont sensiblement égales entre PMC- τ et SeaWiFS si $\tau > 0.1$. C’est un résultat très intéressant car

on se préoccupe principalement des fortes valeurs de τ . Il est possible à présent de comparer des images entières de la mer Méditerranée.

4.3 Comparaison spatiale de α et τ restitués par SeaWiFS et par PMCs

Dans ce paragraphe une comparaison des propriétés optiques α et τ fournies par PMC- α et PMC- τ et par l'algorithme SeaWiFS est présentée entre le 26 juin et le 3 juillet 1999. Cette période a la particularité de présenter une diversité de modèles d'aérosols et donc de valeurs de α et de τ . La comparaison de α et τ s'effectue en même temps car leurs valeurs sont indissociables l'une de l'autre.

4.3.1 Analyse journalière des cohérences spatiales entre α et τ

On focalise sur le 26 juin 1999 (Fig. 4.12) pour comparer les valeurs de τ restituées par PMC- τ avec les valeurs de α retrouvées par PMC- α . Un modèle d'aérosols possède un intervalle de valeurs de τ . Or il est aussi associé à une valeur de α . Donc en comparant une même zone, il doit y avoir une correspondance entre les valeurs de α restituées et celles de τ d'après l'équation 1.16 (par exemple, il n'est pas envisageable de trouver un modèle d'aérosols maritime avec une épaisseur optique τ de 0.25). On analyse, tout d'abord, les formes spatiales de α et τ , c'est-à-dire leurs tailles et leurs localisations puis la cohérence entre les deux paramètres.

On analyse aussi le 3 juillet 1999 (Fig. 4.14) le comportement des PMCs lorsque les pixels des zones claires correspondant à des poussières désertiques. Les autres jours sont présentés dans les annexes C, D. Sur chaque page, la première (α) et la troisième figure (τ) correspondent aux valeurs obtenues par les PMCs et la deuxième (α) et quatrième (τ) figure par l'algorithme SeaWiFS. En observant les figures, la première conclusion qui est faite est que les résultats sont stables spatialement et temporellement, les restitutions étant peu bruitées.

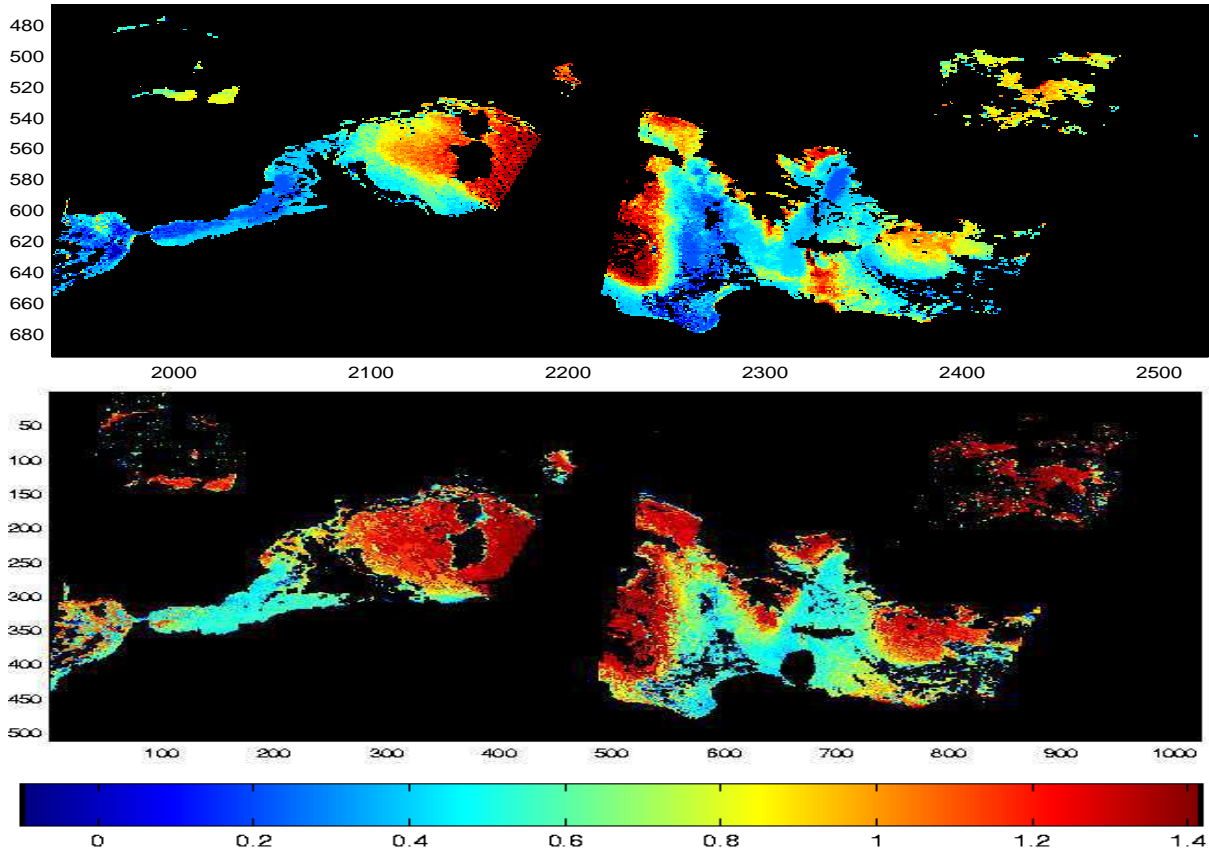
Les correspondances entre modèles d'aérosols et α en fonction de l'humidité relative [Martiny, 2002, Moulin, 1997, Shettle and Fenn, 1979] sont rappelées :

- Aérosols maritimes : 0.10-0.50,
- Aérosols côtiers : 0.23-0.74,
- Aérosols troposphériques : 1.09-1.41,
- Aérosols maritimes pollués : 0.80-0.80,
- Aérosols désertiques : 0.30-0.50.

Pour le 26 juin 1999, Les formes spatiales de α et τ sont semblables. A un panache de τ pour l'image de PMC- τ correspond le même panache dans l'image de PMC- α . Pour le panache de fortes valeurs de α obtenues par PMC- α le long des côtes italiennes (au centre de l'image), les valeurs de α correspondantes sont $\simeq 1.3$ correspondant à des aérosols troposphériques. Le PMC fournit des valeurs de $\tau \simeq 0.12$ dans ce panache. Les valeurs de τ et de α restituées par PMC sont donc réalistes et bien que les deux PMCs aient été appris indépendamment, les valeurs restituées sont cohérentes. Dans cette zone, les formes des panaches de τ et α restituées par les PMCs sont en bon accord avec celles obtenues par SeaWiFS, les valeurs de α et τ restituées par SeaWiFS étant légèrement plus faible, $\alpha \simeq 0.9$ (aérosols maritimes pollués) et $\tau \simeq 0.10$. Cette remarque se rapporte aux conclusions faites sur α et τ pour la comparaison avec les mesures AERONET.

Pour la zone comprise entre la Grèce et la Libye, où le PMC restitue des aérosols côtiers (c'est-à-dire des valeurs de α de l'ordre de 0.5-0.6), l'algorithme SeaWiFS retrouve principale-

Figures de α



Figures de τ

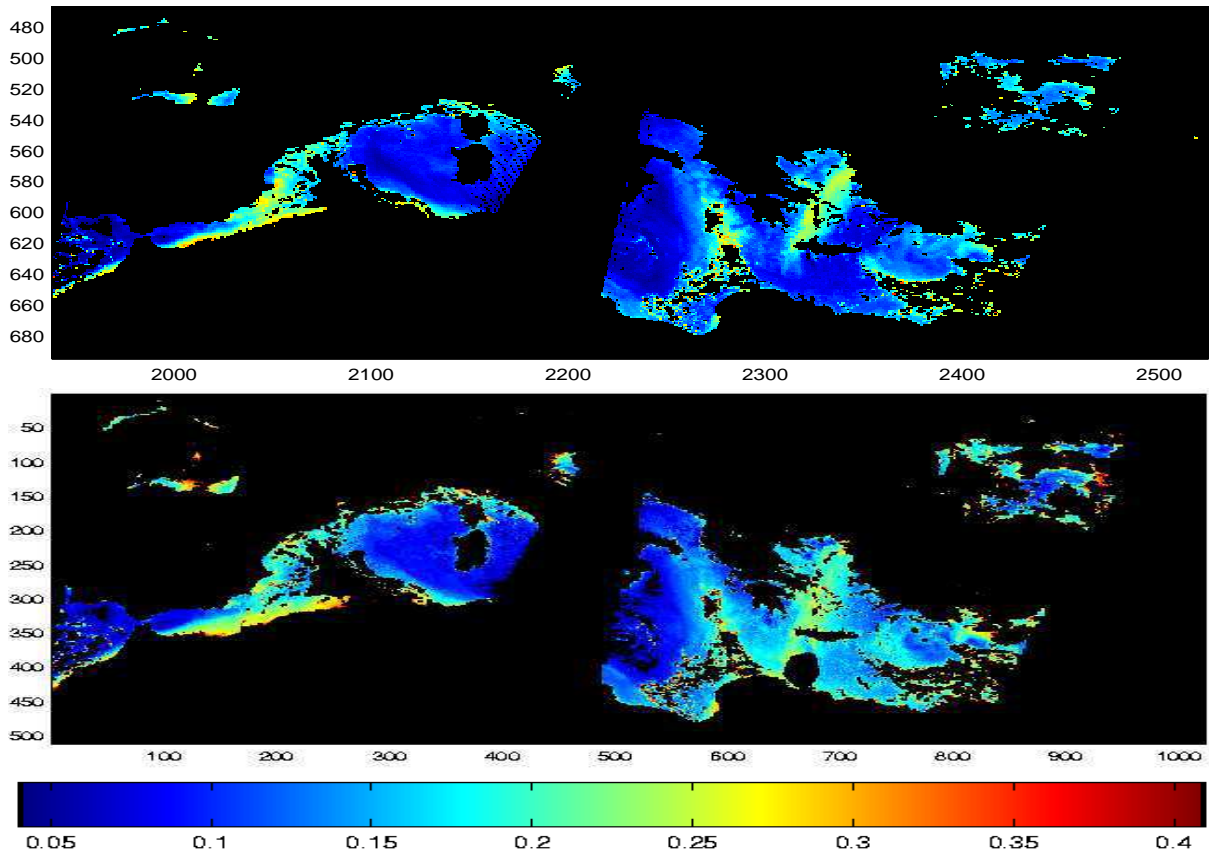


FIG. 4.12 – Comparaison de α et τ restituées par SeaWiFS (1ère et 3ème figures) et par PMCs (2ème et 4ème figures) pour le 26 juin 1999 (*jour 177*).

ment des valeurs de α de l'ordre de 0.2-0.4 correspondant aux aérosols maritimes et océaniques. Il y a une différence marquée dans cette zone entre les modèles d'aérosols retrouvés par les deux méthodes. Pour valider les modèles d'aérosols, on analyse la carte de vents pour le 26 juin 1999 (Fig. 4.13) à 500 hectopascals (hPa). Les lignes d'isobares 578 hPa et 580 hPa montrent une direction du vent, représentées par les flèches zébrées, allant des côtes italiennes vers les côtes grecques avec une forte intensité. On peut envisager un transport d'aérosols côtiers

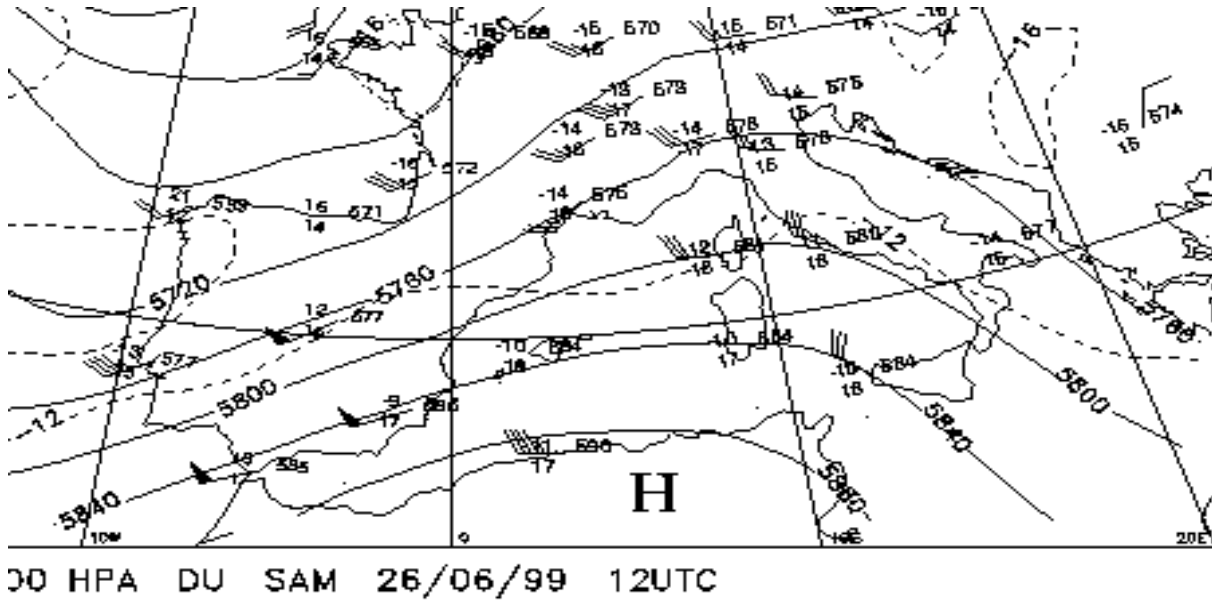


FIG. 4.13 – Carte des directions de vent pour le 26 juin 1999 (jour 177) à 500 hPa.

(aérosols qui possèdent une forte composante continentale) par le vent le long du parcours. Cela explique la bande de $\alpha \simeq 0.55$ retrouvée sur l'image de PMC- α dans cette région. On peut comparer les valeurs de τ obtenues par PMC- τ et par SeaWiFS. Etant donné que les valeurs de α sont différentes entre les deux méthodes, il faut remarquer la cohérence spatiale des restitutions de τ qui est bonne. Le PMC restitue des valeurs de τ de l'ordre de 0.25. Il y a, de nouveau, une forte concordance entre les valeurs de α qui correspondent à des aérosols côtiers et celles de τ obtenues par PMC. Pour les produits SeaWiFS, l'algorithme restitue des faibles valeurs de α mais des fortes valeurs de τ ($\simeq 0.22$). La relation entre α et τ est moins réaliste pour SeaWiFS.

Des faibles valeurs de α correspondant à des aérosols maritimes dont α varie entre 0.10 et 0.50, [Dubovik *et al.*, 1998, Smirnov *et al.*, 2002] ne sont que rarement restituées par le PMC. L'algorithme SeaWiFS retrouve ce modèle maritime le long des côtes espagnoles et au large des côtes libyennes. PMC- α aura tendance à restituer des aérosols côtiers dans ces zones. Grâce à la carte de vent (Fig. 4.13), on peut analyser les transports d'aérosols et remarquer que les directions des vents laissent supposer un transport d'aérosols côtiers plutôt que d'aérosols maritimes. Il y a la même observation que pour le paragraphe précédent. Pour le sud de l'Espagne, l'algorithme SeaWiFS restitue des valeurs de $\alpha \simeq 0.30$ donc a priori des aérosols maritimes et un τ égal à 0.2. Par contre, les valeurs restituées par les PMCs sont en correspondance, α valant $\simeq 0.55$, correspondant à des aérosols côtiers et un τ valant $\simeq 0.18$.

L'analyse générale des comparaisons des formes spatiales et des intensités de α et de τ restituées par les PMCs et par SeaWiFS donne une bonne concordance des formes spatiales et des intensités plus fortes pour les restitutions de α et τ par PMCs. Ce sont les mêmes conclusions sur les intensités que celles obtenues pour la comparaison avec les mesures AERONET.

Cependant, les valeurs de α et τ restituées par les deux PMCs semblent plus corrélées que celles obtenues par SeaWiFS, il y a une meilleure interdépendance entre les modèles d'aérosols et l'épaisseur optique. Cette conclusion générale peut être faite pour toutes les images traitées par PMC- α et PMC- τ .

Pour le 3 juillet 1999 (Fig. 4.14), il y a des pixels masqués par l'algorithme SeaWiFS car ils correspondent à des poussières désertiques. Pour ces modèles d'aérosols, les épaisseurs optiques sont fortes et souvent supérieures à 0.30 et peuvent atteindre 2 [Dubovik *et al.*, 1998, Moulin, 1997]. Pour les pixels correspondants, les valeurs de τ restituées par PMC- τ sont fortes et supérieures à 0.35. Bien que le PMC n'a pas appris ces modèles d'aérosols, il est capable de retrouver les formes du panache de poussières et de restituer de fortes valeurs de τ supérieures 0.30. De plus, les panaches des τ obtenus par PMC- τ sont de la même taille que ceux de α obtenus par PMC- α et correspondent avec les directions de vents (Fig. 4.15). Si on analyse les valeurs de α , on trouve des intensités de l'ordre de 0.4. L'intervalle de valeurs que prennent les coefficients d'Angström des aérosols désertiques est compris entre 0.30 et 0.50 de manière générale. Les valeurs de α restituées par PMC- α sont en bon accord avec les valeurs désirées pour les aérosols désertiques. Cela peut venir des valeurs de α pour les aérosols maritimes qui sont proches de celles des aérosols désertiques. Cela montre la robustesse du PMC et l'avantage d'utiliser cette méthode.

La dynamique des valeurs de PMC- α semble moins marquée que celle de SeaWiFS- α pour ce jour. Cependant, cela peut se vérifier en zoomant sur certaines zones. La figure 4.16 présente un zoom entre les côtes est de la Grèce et la Turquie. Ce zoom permet de constater les contrastes des valeurs de α restituées par le PMC. On distingue nettement la variabilité des valeurs de PMC- α dans les panaches de forts α . Les mêmes formes spatiales avec la même dynamique que celles de SeaWiFS- α sont détectées.

On vient d'analyser, pour deux jours, les restitutions de α et τ par PMC et par SeaWiFS. Il y a une forte concordance des formes spatiales et une légère différence des intensités. Ce sont les mêmes conclusions que pour la comparaison avec les données AERONET. Dans le paragraphe suivant, on analyse les moyennes hebdomadaires de α et τ entre le 26 juin et le 3 juillet 1999.

4.3.2 Comparaison des cartes hebdomadaires de α et de τ

Pour terminer cette validation qualitative, la moyenne hebdomadaire de α et τ est calculée sur huit jours entre le 26 juin et le 3 juillet 1999 et est comparée à celle de SeaWiFS. Pour effectuer une vraie comparaison, les pixels conservés en sortie des PMCs sont ceux pris en compte dans les images SeaWiFS afin d'être placé dans les mêmes conditions de travail.

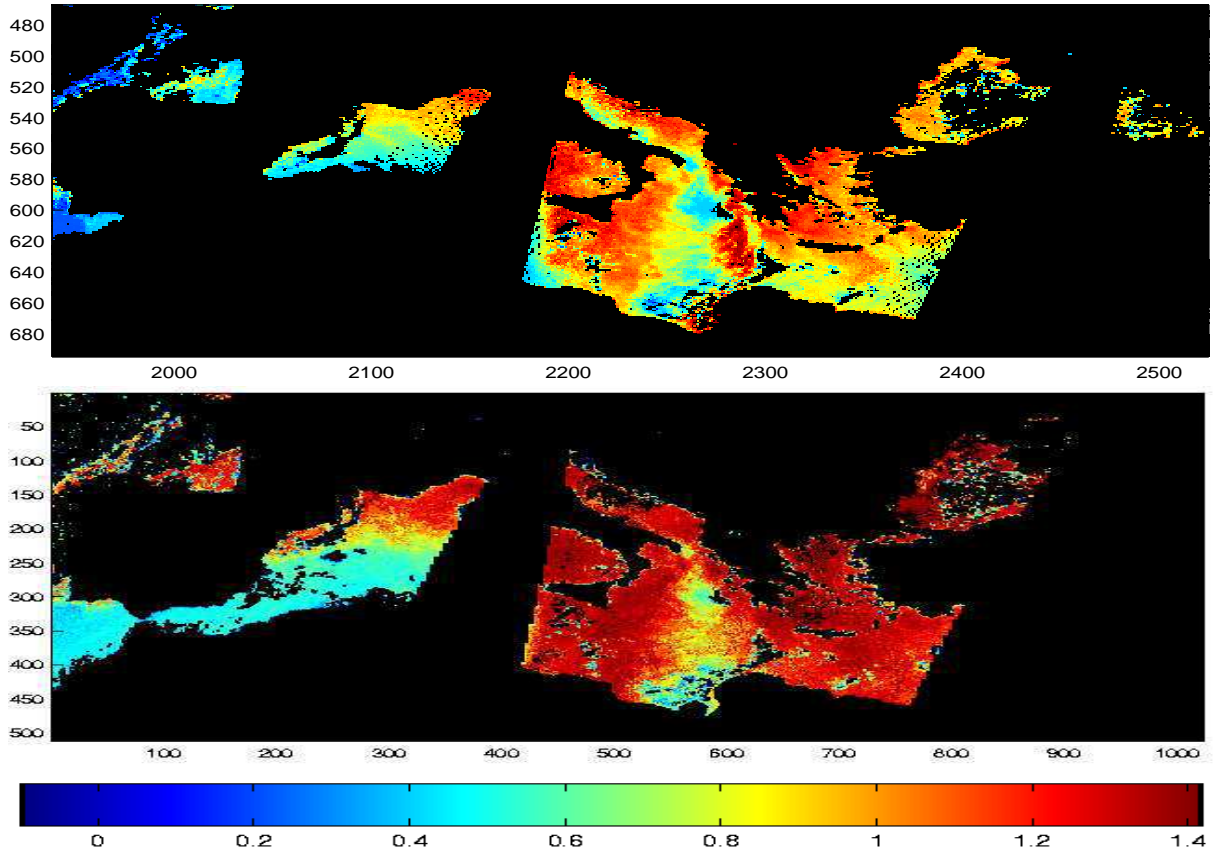
4.3.2.1 Moyenne hebdomadaire de α

Si on analyse la moyenne hebdomadaire de α (Fig. 4.17), on constate que les formes spatiales de PMC- α sont en très bon accord avec celles obtenues par SeaWiFS, quelles que soient les régions.

On observe les mêmes formes le long des côtes italiennes, grecques et turques. Seules les intensités diffèrent. On retrouve les mêmes conclusions que pour l'analyse de α restitué par PMC- α pour le 26 juin 1999. PMC- α retrouve des aérosols troposphériques où l'algorithme SeaWiFS retrouve des aérosols maritimes pollués.

Les valeurs de α restituées par PMC- α et par SeaWiFS sont comparées sur les cinq zones d'étude localisées sur la figure 4.2 afin d'obtenir une validation quantitative. Les valeurs de α

Figures de α



Figures de τ

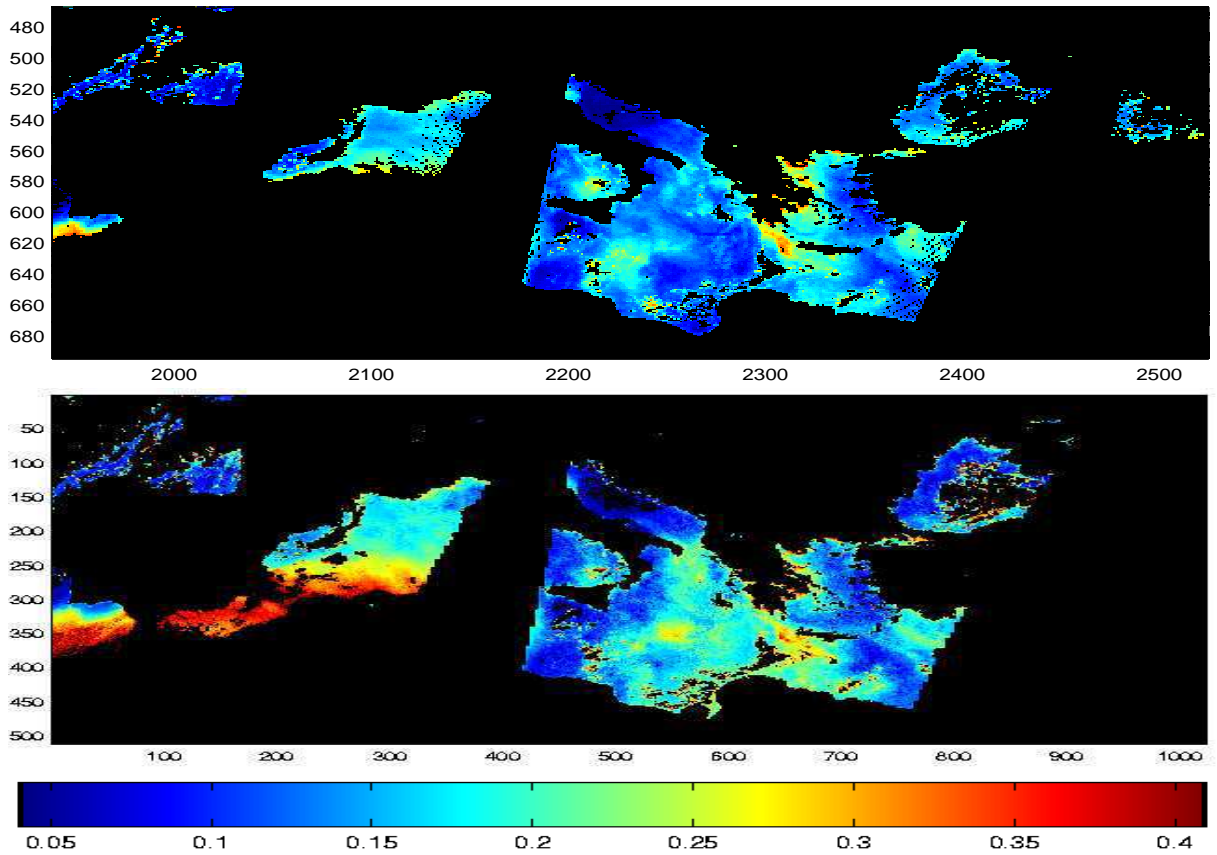


FIG. 4.14 – Comparaison de α et τ restituées par SeaWiFS (1ère et 3ème figures) et par PMCs (2ème et 4ème figures) pour le 3 juillet 1999 (*jour 184*).

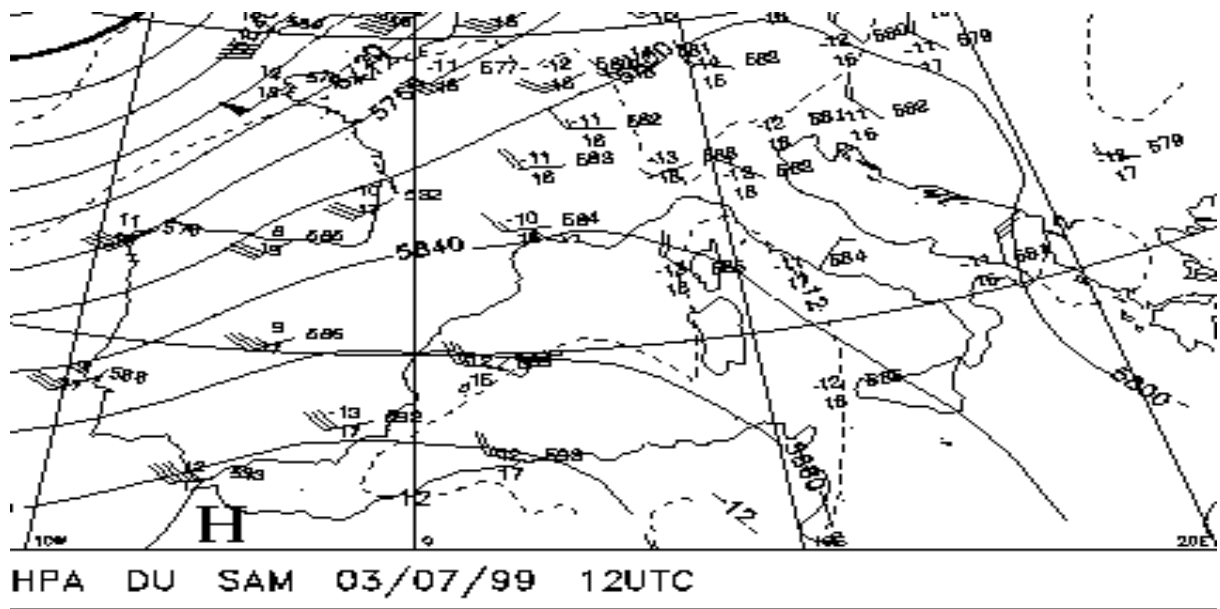


FIG. 4.15 – Carte des directions de vent pour le 3 juillet 1999 (jour 184) à 500 hPa.

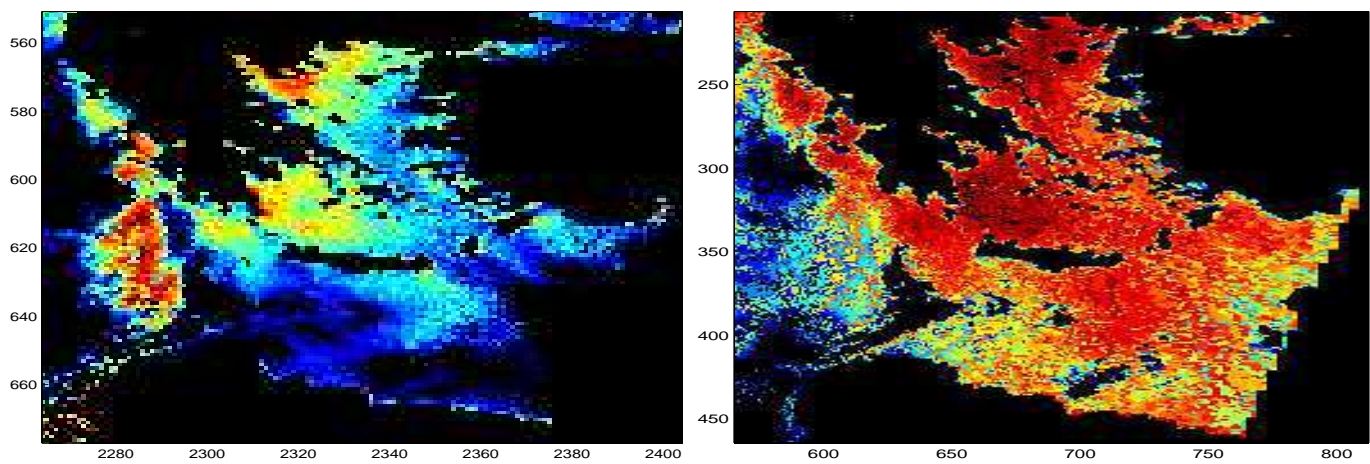


FIG. 4.16 – Mise en évidence des contrastes des restitutions de α pour le 3 juillet 1999 pour la mer Méditerranée orientale.

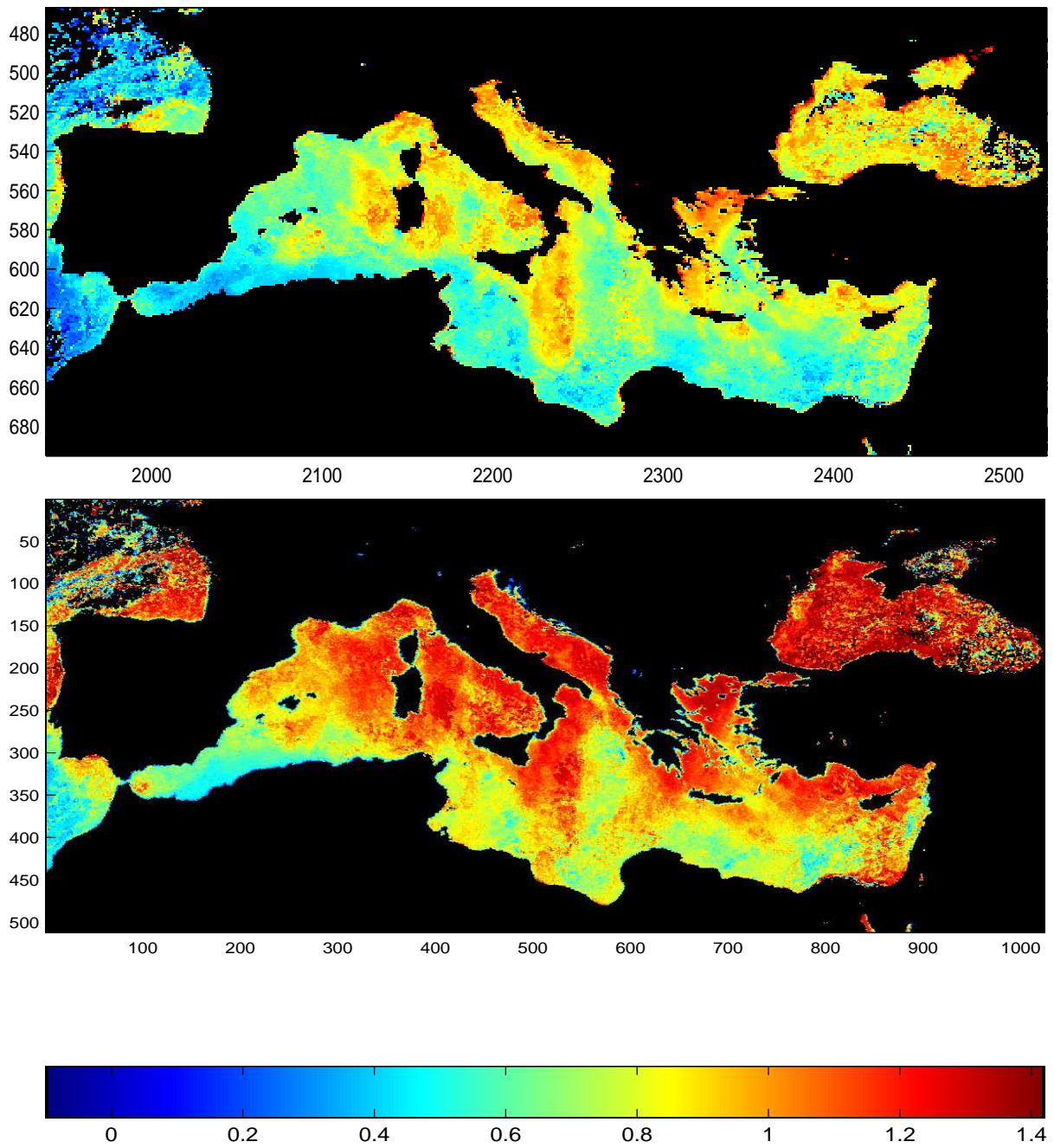


FIG. 4.17 – Comparaison des valeurs moyennes α obtenues par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) entre le 26 juin et le 3 juillet 1999.

restituées par les deux méthodes pour ces cinq zones sont fournies dans le tableau 4.2.

Zone	PMC- α	SeaWiFS	erreur relative (%)
1	0.676	0.384	76.17
2	1.168	0.929	25.62
3	0.855	0.583	46.45
4	0.862	0.653	32.04
5	0.771	0.534	44.39

TAB. 4.2 – Comparaison de α obtenus par SeaWiFS et par PMC- α pour cinq zones sur la mer Méditerranée

Pour la zone 1, on observe, sur l'image SeaWiFS, une zone de faibles valeurs de α entre les côtes marocaines et l'embouchure du détroit de Gibraltar. Sur l'image de PMC- α , on retrouve la même zone des valeurs de α à la fois plus fortes et moins homogènes au sein du panache. PMC- α retrouve, en moyenne, des aérosols côtiers alors que l'algorithme SeaWiFS retrouve des aérosols maritimes. L'analyse des cartes de vent pour les huit jours dont une partie est donnée en annexe (Annexe B) conduit à penser que les aérosols rencontrés dans cette zone soient plutôt des aérosols côtiers que des maritimes.

Pour la zone 2, qui se trouve à l'ouest de la Sardaigne, le PMC restitue correctement le pic de α . En terme de valeurs restituées, il fournit une valeur moyenne égale à 1.168 tandis que l'algorithme SeaWiFS fournit une valeur moyenne égale à 0.929. Au niveau de cette zone, il y a une décroissance de α jusqu'aux côtes est espagnoles. On observe la même dynamique sur l'image de PMC- α moyen. Il y a un fort pic au niveau des côtes ouest de la Corse et de la Sardaigne et au fur et à mesure qu'on s'éloigne de ces côtes, la valeur de PMC- α décroît.

Pour la zone 3 qui se trouve au sud de la Sicile, les valeurs de α de SeaWiFS sont faibles, correspondant à des aérosols côtiers. On constate une grande différence entre les moyennes calculées sur cette zone. Pour PMC- α , on obtient une valeur de 0.855 typique des aérosols maritimes pollués tandis que pour SeaWiFS, la valeur moyenne est égale à 0.583. Cette zone se trouve à gauche d'un panache de forts α qui s'allonge entre la botte de l'Italie et les côtes libyennes sur l'image SeaWiFS, ce panache pouvant également être observé sur l'image de PMC- α moyen.

Au niveau des côtes grecques et à la latitude de la Crête (zone 4), on observe des valeurs moyennes de α restitués par PMC- α caractéristiques des modèles d'aérosols maritimes pollués. Pour les valeurs de α de SeaWiFS, on observe une décroissance suivant la distance aux côtes grecques. Cette même décroissance est observée sur l'image de PMC- α . La valeur moyenne, calculée sur cette zone, donne un α moyen égal à 0.862 pour PMC- α et un α moyen égal à 0.653 pour SeaWiFS. Spatialement, il y a une forte similitude entre les formes et la dynamique des α dans l'espace est très bien restituée par le PMC.

Au large des côtes égyptiennes (zone 5), on observe des faibles valeurs de α pour SeaWiFS. Pour toute la zone sur l'image de PMC- α , les valeurs de α sont faibles mais sur-estimées. La valeur moyenne de α est égale à 0.771 à comparer avec la valeur de α de SeaWiFS égale à 0.539. On observe correctement les variations de α le long des côtes.

Pour les autres parties de la mer Méditerranée, les mêmes panaches pour la Mer Noire et la côte sud de la Turquie sont observés. Mais le PMC aura tendance à restituer des aérosols troposphériques avec des valeurs de α de l'ordre de 1.2 tandis que le modèle d'aérosols obtenues par SeaWiFS est plutôt des aérosols maritimes pollués avec un α plus faible (de l'ordre de 0.8-0.9). Pour les faibles valeurs de α qui sont localisées principalement dans le sud de la

Méditerranée, le PMC restitue des valeurs de α plus fortes que celles fournies par l'algorithme SeaWiFS.

De toutes ces comparaisons, il ressort que plus α est fort, meilleure est la concordance des valeurs de α obtenues par les deux méthodes. Mais le PMC restitue de façon précise les formes spatiales et la dynamique de α .

En conclusion, on constate que le PMC est capable de restituer le coefficient d'Angström α avec une précision meilleure que l'algorithme SeaWiFS. Les conclusions obtenues lors de la comparaison avec les données AERONET se retrouve dans les comparaisons sur des images de la mer Méditerranée. PMC- α permet de restituer des valeurs de α dans un plus grand intervalle et l'analyse des images à l'aide de cartes de vent a permis de valider les modèles d'aérosols restitués par PMC- α . De plus, la comparaison avec l'algorithme SeaWiFS fait apparaître une meilleure robustesse du PMC, étant donné qu'il permet de restituer un ensemble large de valeurs de α . De la même façon, on analyse les différences entre les moyennes hebdomadaires de τ .

4.3.2.2 Moyenne hebdomadaire de τ

On fait la même comparaison que précédemment. On calcule la valeur moyenne de τ pour PMC- τ sur la huitaine (Fig. 4.18). On se place dans les mêmes conditions que l'algorithme SeaWiFS, c'est-à-dire que les valeurs de τ supérieures à 0.35 ne sont pas prises en compte. La figure en haut correspond à la moyenne de τ obtenue par SeaWiFS et la figure du bas à celle obtenue par PMC- τ . Les formes globales de τ par PMC- τ sont élargies par rapport à celles de SeaWiFS, en particulier dans le golfe du Lion et dans la mer Egée.

Pour quantifier cette sur-estimation, les valeurs moyennes de τ obtenues par les deux méthodes (Fig. 4.2) ont été comparées. Le tableau 4.3 fournit les valeurs moyennes de τ

Zone	PMC- τ	SeaWiFS	erreur relative (%)
1	0.190	0.178	06.66
2	0.135	0.115	15.83
3	0.159	0.135	17.96
4	0.181	0.135	33.61
5	0.193	0.144	33.48

TAB. 4.3 – Comparaison des valeurs moyennes de τ restituées par PMC- τ et par SeaWiFS pour cinq zones sur la mer Méditerranée

obtenues par les deux méthodes pour les cinq zones d'étude.

Au niveau du détroit de Gibraltar et le long des côtes marocaines (zone 1), la valeur moyenne retrouvée par le PMC est forte et est égale à 0.190. Dans la même zone par rapport à SeaWiFS, on observe aussi de fortes valeurs de τ de SeaWiFS, la valeur moyenne étant égale à 0.178. Les valeurs restituées par le PMC sur-estiment très faiblement les valeurs de τ , il y a un bon accord entre les deux méthodes.

Au large des côtes de Sardaigne et de Corse (zone 2), les valeurs de τ de SeaWiFS sont faibles avec une moyenne de 0.115. Le PMC restitue également des valeurs de τ faibles dans cette zone, la valeur moyenne étant égale à 0.135. Pour le golfe du Lion (partie gauche de la zone 2), les valeurs de τ par PMC- τ sont plus fortes que celles de SeaWiFS et le panache de τ est moins homogène. On observe sur l'image de τ de SeaWiFS, des petits panaches d'aérosols

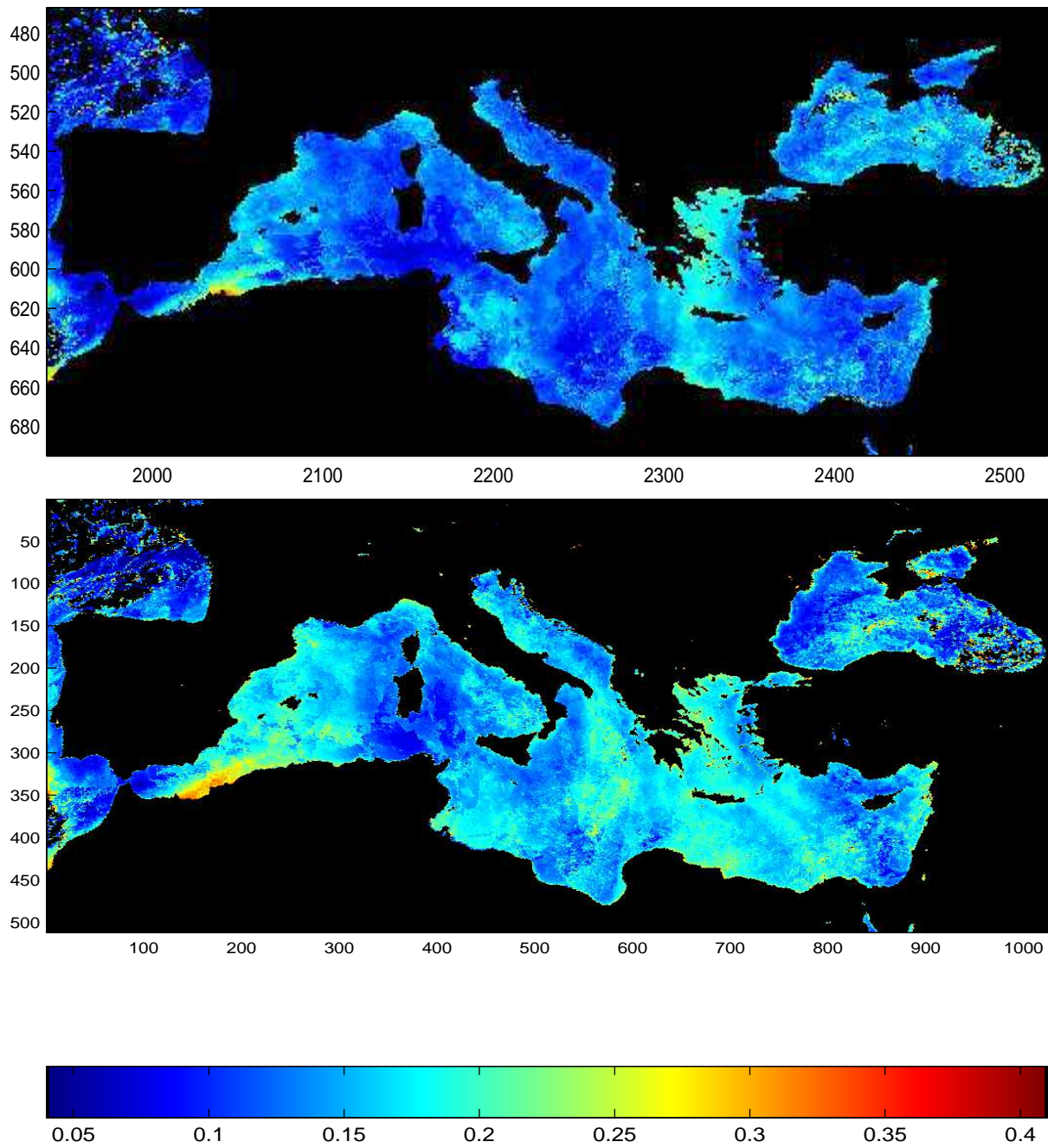


FIG. 4.18 – Comparaison des valeurs moyennes de τ obtenues par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) entre le 26 juin et le 3 juillet 1999.

dont l'épaisseur optique est de l'ordre de 0.12-0.15 (les plus fortes valeurs se trouvant le long des côtes espagnoles). Les panaches de τ restitués par PMC- τ sont plus forts et plus étendus, les valeurs de τ sont de l'ordre de 0.15-0.18 mais gardent la même cohérence spatiale (fortes valeurs de τ au large des côtes espagnoles puis diminution des valeurs au fur et à mesure qu'on se dirige vers la Corse et la Sardaigne).

Pour la zone 3 comprise entre la Sicile et les côtes libyennes, on observe sur les deux images un panache d'aérosols à l'ouest de cette zone, près des côtes tunisiennes. Le panache de τ restitué par PMC- τ est sensiblement plus grand en taille que celui de obtenu par SeaWiFS. La zone 3 se trouve à l'extrémité droite de ce panache. La valeur moyenne de τ est égale à 0.135 pour SeaWiFS et celle obtenue par PMC- τ à 0.159. Les valeurs fournies par les deux méthodes sont très proches, il y a donc une bonne concordance des τ dans cette zone.

Au large des côtes grecques et à la latitude de la Crète (partie gauche de la zone 4), les valeurs de τ sont faibles ($\simeq 0.12$) sur l'image SeaWiFS. En observant cette zone sur l'image de τ restituée par PMC- τ , un panache de forts $\tau \simeq 0.22$ est observé. On explique cette différence en analysant les images des deux méthodes pour le 27 juin 1999 (Fig. D.1). On constate une forte corrélation entre la forme représentée par les pixels noirs sur la figure de PMC- τ (figure du bas) et la forme du panache de τ sur l'image moyenne de PMC- τ . Comme il n'y a pas de données dans cette zone à cette date, la moyenne de τ restituée par PMC- τ ne sera pas calculée avec le même nombre de jours que celle de SeaWiFS. On peut envisager que la moyenne de τ obtenue par PMC- τ est faussée par rapport à celle de SeaWiFS. Les valeurs de τ restituée par SeaWiFS sont faibles dans cette zone pour le 27 juin 1999. Au vu des résultats globaux, les valeurs de τ obtenues par PMC- τ si les pixels avaient été exploitables, auraient été aussi faibles, ce qui aurait fait baisser la moyenne de τ et aurait fait disparaître la forme particulière dans cette zone. Cette conclusion est confirmée en regardant les valeurs moyennes de τ restituées par SeaWiFS et par PMC- τ dans la zone 4. L'algorithme SeaWiFS fournit une valeur moyenne égale à 0.135 tandis que le PMC estime τ égale à 0.181.

Dans la zone comprise entre la Grèce et la Libye comprenant la Crète (partie droite de la zone 4), on observe un panache transversal de τ sur l'image SeaWiFS, l'ordre de grandeur des valeurs étant de 0.2. Les valeurs de τ pour SeaWiFS décroissent de la Grèce vers la Libye. On observe ce même panache sur les images de τ par PMC- τ mais avec des valeurs légèrement différentes ($\simeq 0.22$) et la décroissance de τ est moins marquée.

Pour la partie orientale de la mer Méditerranée (zone 5), il y a une cohérence des panaches d'aérosols entre les deux méthodes mais le PMC restitue des τ plus élevées que celles obtenues par l'algorithme SeaWiFS. Pour cette zone, la valeur moyenne de τ obtenue par SeaWiFS est égale à 0.144. La valeur moyenne de PMC- τ est plus forte et atteint 0.193. La différence, dans cette zone, peut s'expliquer en observant les jours 181 et 183 (Fig. D.4, D.6). Pour ces deux jours, les valeurs restituées par le PMC sont fortement sur-estimées. Pour le jour 181, sur l'image de PMC- τ , on observe un panache de τ qui descend des côtes ouest de la Turquie jusqu'au canal de Suez. Sur l'image de SeaWiFS, on n'observe pas ce panache. La même conclusion est faite pour le jour 183. Là où le panache de τ de SeaWiFS contient des valeurs de τ faibles ($\simeq 0.07$ -0.09), les valeurs de τ obtenues par PMC- τ sont homogènes mais plus fortes ($\simeq 0.18$ -0.20). Cette zone est très nuageuse et les réflectances ρ_{cor} traitées ont pu être contaminées par la présence de bord de nuages, étant donné que les masques de nuages sont différents entre celui de SeaWiFS et celui utilisé pour créer les images de ρ_{cor} traitées dans cette thèse.

En conclusion, les restitutions de τ par le PMC permettent de retrouver les panaches d'aérosols. Il y a une bonne concordance entre les formes spatiales des τ obtenues par les

deux méthodes. Globalement, les valeurs moyennes de τ restituées PMC- τ sont proches de celles obtenues par SeaWiFS. Dans certaines régions, où les valeurs de τ sont moyennement fortes, le PMC aura tendance à élargir les zones correspondantes et en même temps à sur-estimer les valeurs. Cela a pu être constaté pour la partie orientale de la mer Méditerranée. Les comparaisons sur les images permettent de généraliser les conclusions obtenues lors de la comparaison avec les mesures AERONET.

4.4 Conclusion

Les inversions directes par PMC ont été comparées et validées avec l'algorithme SeaWiFS et les mesures de l'expérience AERONET. Le PMC permet de mieux restituer les valeurs et la dynamique de α par rapport à l'algorithme SeaWiFS. Pour τ , la conclusion inverse a été obtenue mais les erreurs commises par PMC- τ sont raisonnables et se trouvent dans les intervalles requis en terme de précision. De plus, les valeurs de α et τ obtenus par PMC sont interdépendantes bien que les deux PMCs ont été appris séparément et sont plus liées que celles obtenues par SeaWiFS.

Chapitre 5

Inversion neuro-variationnelle d'images SeaWiFS dans le visible : Comparaison de chl-*a*

Ce chapitre est dédié à l'analyse des résultats obtenus par NeuroVaria dans la restitution des paramètres océaniques, en particulier la concentration en chlorophylle-*a* (chl-*a*). Les résultats concernant b^0 ne sont pas présentés car il n'est pas possible de faire une comparaison avec les produits SeaWiFS qui ne se retrouve pas. Les résultats obtenus avec NeuroVaria sont analysés dans le cas nominal où α et ω_0 varient pendant le processus d'inversion.

Comme dans le chapitre précédent, on commence la validation à l'aide de données *in-situ*. On vérifie ensuite l'inversion d'images entières afin de voir si la précision des résultats va permettre une utilisation géophysique des résultats. L'étude sur les images permettra de juger de la cohérence spatiale et temporelle des restitutions de chl-*a* obtenues par NeuroVaria. Une comparaison avec les résultats SeaWiFS sera donc menée sur quatre périodes de l'année 1999.

On rappelle que NeuroVaria fournit la concentration en pigment C et que l'algorithme SeaWiFS retrouve la concentration en chlorophylle-*a*. Il faut donc convertir C obtenue par NeuroVaria en chl-*a*. Le modèle bio-optique de Gordon et al. (1988) relie la concentration en pigment à la concentration en chlorophylle a , par l'équation suivante [O'Reilly *et al.*, 1998] :

$$C = 1.34 * (\text{chl-}a)^{0.983} \quad (5.1)$$

5.1 Comparaison avec des données *in-situ*

Pour effectuer une première validation de la méthode d'inversion neuro-variationnelle de paramètres marins, les chl-*a* restituées par NeuroVaria sont comparées à des données *in-situ* obtenues pendant la campagne PROSOPE.

5.1.1 Procédure de validation

L'objectif premier de l'expérience PROSOPE (PROductivité des Systèmes Océaniques PELagiques) est l'étude de l'influence des différentes ressources nutritives (azote N et phosphore P en particulier) sur la fertilité océanique. Ce projet se place donc dans le contexte, au niveau international, du programme JGOFS (IGBP) et, au niveau national, du programme PROOF.

Au-delà de cet objectif, l'équipe PROSOPE s'est assignée trois autres buts plus exploratoires, pouvant déboucher sur de nouveaux axes de recherche en biogéochimie marine :

- Interpréter les données de couleur de l'océan, notamment en vue d'une meilleure calibration des capteurs couleur de l'océan satellisés.
- Apprécier l'importance des phénomènes à l'échelle journalière.
- Initier des études visant à établir d'éventuelles connexions entre biodiversité marine et cycles biogéochimiques.

Pour répondre à ces programmes à la fois spécifiques et diversifiés, les zones d'étude devaient répondre à un certain nombre de critères :

- Couvrir des situations trophiques variées, permettant d'étudier la fertilité océanique et son rapport avec la couleur de l'eau.
- Prendre en compte des systèmes limités par des ressources nutritives différentes (*N* et *P*)
- Rechercher des situations stables, pour étudier la variabilité biogéochimique diurne en s'affranchissant le plus possible des perturbations liées aux mouvements physiques advectifs des masses d'eau en surface.

Les prélèvements de chl-*a* ont été effectués entre le 14 septembre 1999 et le 3 octobre 1999. La figure 5.1 présente le trajet de la campagne.

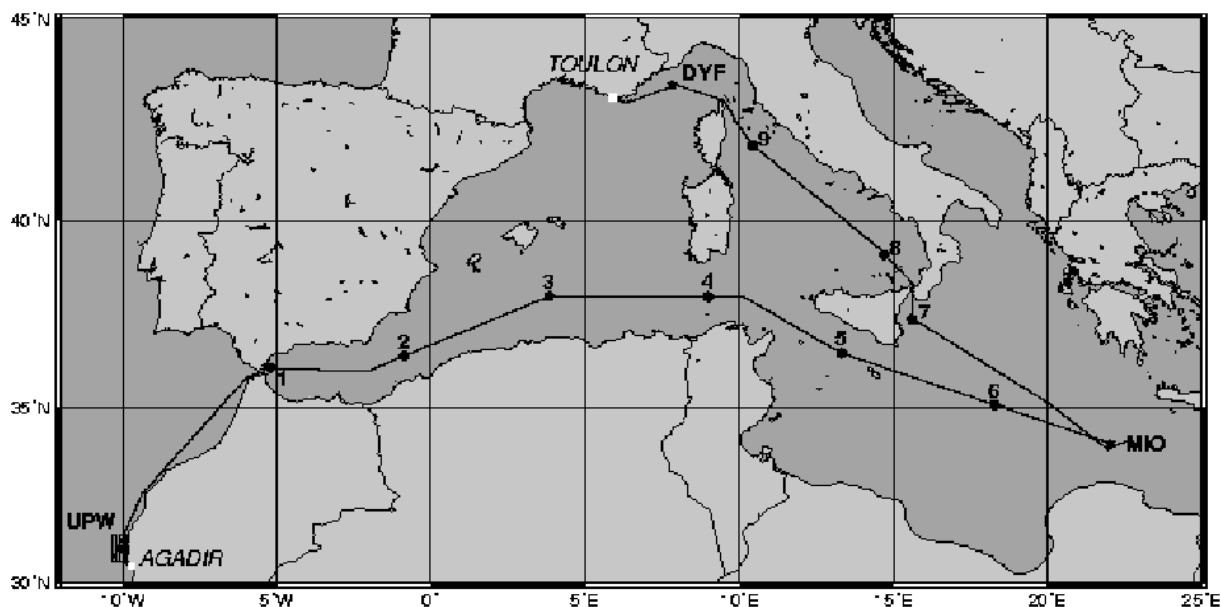


FIG. 5.1 – Trajet de la campagne PROSOPE.

Les relevés des stations UPW (upwelling), MIO (Mer Ionienne) et DYF (DYFAMED, station d'observation permanente de l'INSU en Méditerranée Nord Occidentale) ont été étudiés durant des périodes variant de 3 à 5 jours. Les stations 1 à 9 sont des stations dites courtes. Elles ont été occupées pendant 6 heures, autour du midi solaire, de façon à réaliser des mesures de validation pour SeaWiFS, quand celui-ci était à la verticale de la station occupée.

La procédure de validation qui a été établie pour effectuer l'inter-comparaison est la suivante :

- Les jours pris en compte sont au nombre de sept : 14, 16, 21, 23, 26, 30 septembre 1999 et le 3 octobre 1999. Tous les jours ne peuvent être traités à cause de la couverture nuageuse qui empêche toute mesure satellitaire utilisable au-dessus de la localisation de la mesure *in-situ*.
- Pour les données PROSOPE, les mesures satellitaires ne peuvent effectuer des mesures permettant de retrouver chl-*a* que pour la couche de surface. Pour cette raison, les

comparaisons ont été limitées aux mesures effectuées entre 0 et 20 m. La moyenne et la variance des mesures sont calculées dans cet intervalle.

- Afin de prendre en compte la variabilité des estimations, on reprend pour décoder les images calculées par NeuroVaria et par l’algorithme SeaWiFS le même protocole que celui utilisé dans le chapitre précédent pour estimer α et τ . La valeur de chl-a restituée par NeuroVaria est moyennée sur un pavé de 3x3 pixels et la valeur de chl-a fournie par l’algorithme SeaWiFS est moyennée sur une zone en forme de croix (paragraphe 4.1.3.2).

5.1.2 Comparaison de chl-a restituées par NeuroVaria

Dans ce paragraphe, les chl-a restituées par NeuroVaria et par l’algorithme SeaWiFS sont conjointement comparées aux données PROSOPE. La base de comparaison ne contient que sept mesures pour un ciel clair et se trouvent dans la mer Méditerranée occidentale.

Le tableau 5.1 présente les valeurs de chl-a mesurées pendant la campagne PROSOPE et celles obtenues par l’algorithme SeaWiFS et par NeuroVaria, ainsi que les erreurs relatives.

date	PROSOPE	NeuroVaria	erreur relative (%)	SeaWiFS	erreur relative (%)
14/9/99	0.281	0.142	-49.46	0.230	-18.40
16/9/99	0.077	0.142	83.72	0.177	128.82
21/9/99	0.039	0.099	153.21	0.115	196.20
23/9/99	0.043	0.086	99.45	0.111	157.76
26/9/99	0.048	0.116	142.64	0.168	250.00
30/9/99	0.109	0.085	-21.78	0.216	98.41
3/10/99	0.127	0.112	-11.90	0.172	35.60

TAB. 5.1 – Comparaison des chl-a (en mg.m^{-3}) restituées par l’algorithme SeaWiFS et par NeuroVaria pendant la campagne PROSOPE.

On constate que pour les eaux oligotrophiques ($\text{chl-a} < 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$), NeuroVaria permet de restituer de meilleures valeurs de chl-a que l’algorithme SeaWiFS. Ce phénomène s’observe clairement dans la figure 5.2 qui présente le diagramme de dispersion de chl-a restituées par NeuroVaria (triangle) et l’algorithme SeaWiFS (losange) en fonction de chl-a mesurées pendant la campagne PROSOPE.

Les valeurs de chl-a retrouvées par NeuroVaria sont plus proches de la diagonale que celles obtenues par l’algorithme SeaWiFS si les valeurs de chl-a *in-situ* sont inférieures à 0.2 mg.m^{-3} . Bricaud et al. (2002) ont comparé les résultats fournis par l’algorithme SeaWiFS à des données in-situ en mer Méditerranée occidentale dont celles de la campagne PROSOPE. Ils ont notamment montré que l’algorithme SeaWiFS sur-estime d’un facteur 5 les concentrations de chl-a pour les eaux oligotrophiques ($\text{chl-a} < 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$) dans la partie occidentale. Ils expliquent cette sur-estimation par deux facteurs : la non-adéquation du modèle marin à la mer Méditerranée occidentale et les mauvaises corrections atmosphériques. En effet, ils ont appliqué leur modèle bio-optique dédié à la mer Méditerranée occidentale à l’algorithme SeaWiFS et ont constaté qu’il y avait toujours une sur-estimation des concentrations de chl-a d’un facteur 2. Les restitutions de chl-a sont améliorées avec le modèle marin régional mais il reste un biais. Ils en ont déduit que la seconde cause d’erreur sur la restitution de chl-a venait des algorithmes de correction atmosphérique. Si on analyse le tableau 5.2 pour les concentrations de chl-a $< 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$, on constate que les valeurs de chl-a restituées par NeuroVaria sont très inférieures

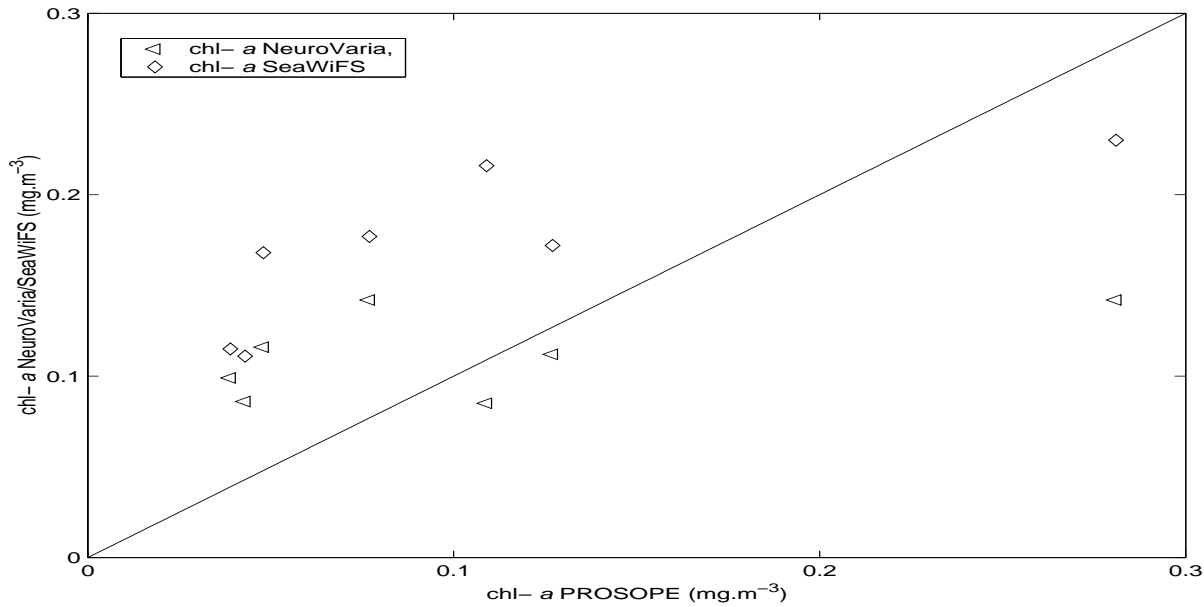


FIG. 5.2 – Diagramme de dispersion de chl-a (en mg.m^{-3}) obtenue par SeaWiFS et NeuroVaria en fonction de chl-a (en mg.m^{-3}) obtenue par PROSOPE.

à celles fournies par l’algorithme SeaWiFS. Le modèle bio-optique de Gordon et al. (1988), utilisée dans l’inversion neuro-variationnelle, n’a pas de raison théorique d’être plus adapté à la mer Méditerranée que le modèle OC4V4. On peut penser que l’amélioration des restitutions des chl-a $< 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$ par NeuroVaria résulte d’une meilleure correction atmosphérique.

Pour chl-a $> 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$, il n’y a qu’une mesure. Pour celle-ci, la valeur de chl-a restituée par NeuroVaria est fortement sous-estimée et l’algorithme SeaWiFS donne une valeur plus proche. Dans l’article de Bricaud et al. (2002), les auteurs ont comparé l’algorithme SeaWiFS aux données *in-situ* pour des concentrations supérieures à $0.2\text{-}0.3 \text{ mg.m}^{-3}$ et ont constaté que les valeurs retrouvées par SeaWiFS étaient proches des valeurs mesurées pendant PROSOPE. Donc il semblerait que les valeurs de chl-a restituées par NeuroVaria soient mieux estimées pour chl-a $< 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$ que pour chl-a $> 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$.

La comparaison avec les données PROSOPE ne s’effectue que sur cinq points, cette comparaison doit être complétée avec plus de mesures. Les conclusions peuvent, cependant, être généralisées sur l’ensemble de la mer Méditerranée en s’appuyant sur les études bibliographiques effectuées sur les restitutions de chl-a par l’algorithme SeaWiFS. Dans le paragraphe suivant, les restitutions de chl-a sont analysées pour plusieurs saisons.

5.2 Comparaison saisonnière des chl-a obtenues par SeaWiFS et NeuroVaria

Le même schéma que précédemment est repris : le protocole de comparaison, qui a été établi, est expliqué puis la comparaison sur les quatres saisons est analysée.

5.2.1 Procédure de validation

Afin de tester la capacité de NeuroVaria à reproduire les phénomènes spatio-temporels, la comparaison sur des images de la mer Méditerranée est effectuée en choisissant une semaine pour chaque saison de l'année 1999. Les périodes utilisées sont les suivantes :

1. Hiver : 17 - 24 janvier 1999
2. Printemps : 8 - 14 avril 1999
3. Eté : 26 juin - 3 juillet 1999
4. Automne : 16 - 23 octobre 1999

Le choix d'une semaine par saison permet de suivre l'évolution de la chl-a au cours de l'année et d'analyser la stabilité des résultats de NeuroVaria. Afin de comparer aux produits distribués par la chaîne opérationnelle SeaWiFS, le produit L3BIN a été choisi et il donne les cartes de chl-a en moyenne hebdomadaire de chl-a. Pour calculer une moyenne de chl-a obtenue par NeuroVaria comparable à celle obtenue par l'algorithme SeaWiFS, pour chaque jour, les pixels pour lesquels l'épaisseur optique est supérieure à 0.35 ont été masqués.

Après avoir étudié qualitativement les résultats, on cherche à comparer quantitativement les deux approches, les moyennes de chl-a sont calculées pour les cinq zones d'étude définies au chapitre précédent (paragraphe 4.2).

5.2.2 Analyse saisonnière des chl-a

La mer Méditerranée est une mer semi-fermée qui, malgré son caractère général oligotrophique, montre des variations saisonnières marquées dans certaines régions (comme la partie nord-ouest du bassin où des floraisons (blooms) d'algues se développent au printemps après la convection profonde hivernale). Ces variations, en particulier dans la partie occidentale de la mer Méditerranée, sont mises en évidence sur la figure 5.3 qui présente les moyennes hebdomadaires de chl-a obtenues par SeaWiFS et par NeuroVaria pour les semaines de janvier, d'avril, de juin et d'octobre.

La première observation permet de constater que les formes des chl-a obtenues par NeuroVaria sont similaires à celle obtenues par SeaWiFS. On retrouve les augmentations de chl-a le long des côtes, au niveau de l'embouchure du détroit de Gibraltar (Mer d'Alboran), dans le golfe du Lion et dans la mer Noire. Les résultats pour le mer Noire ne sont pas détaillés étant donné que le modèle marin de ρ_w n'est pas adapté au cas de cette mer qui est principalement une eau du cas 2. L'évolution de la chl-a restituée par NeuroVaria suit celle fournie par SeaWiFS quelle que soit la région dans la mer Méditerranée. Cependant, on constate que globalement, l'intensité des chl-a restituées par NeuroVaria est plus faible que celles des chl-a données par l'algorithme SeaWiFS, notamment pour les fortes valeurs. C'est le cas dans le golfe du Lion et la mer d'Alboran. Dans ces deux régions, il y a une grande fluctuation de la concentration en chl-a. NeuroVaria est capable de retrouver cette évolution, notamment pour la mer d'Alboran. Le pic de chl-a pour la semaine d'avril dans le golfe du lion est très bien restitué, seule l'intensité est différente. Pour la Méditerranée orientale, la concentration en chl-a varie faiblement et il n'y a pas de zones de blooms, on observe une bonne concordance des formes spatiales et des intensités de chl-a.

Les valeurs moyennes restituées par les deux méthodes ont été analysées pour les cinq zones définies précédemment. Les valeurs de chl-a restituées par SeaWiFS et par NeuroVaria ainsi que les erreurs relatives sont fournies dans le tableau 5.2.

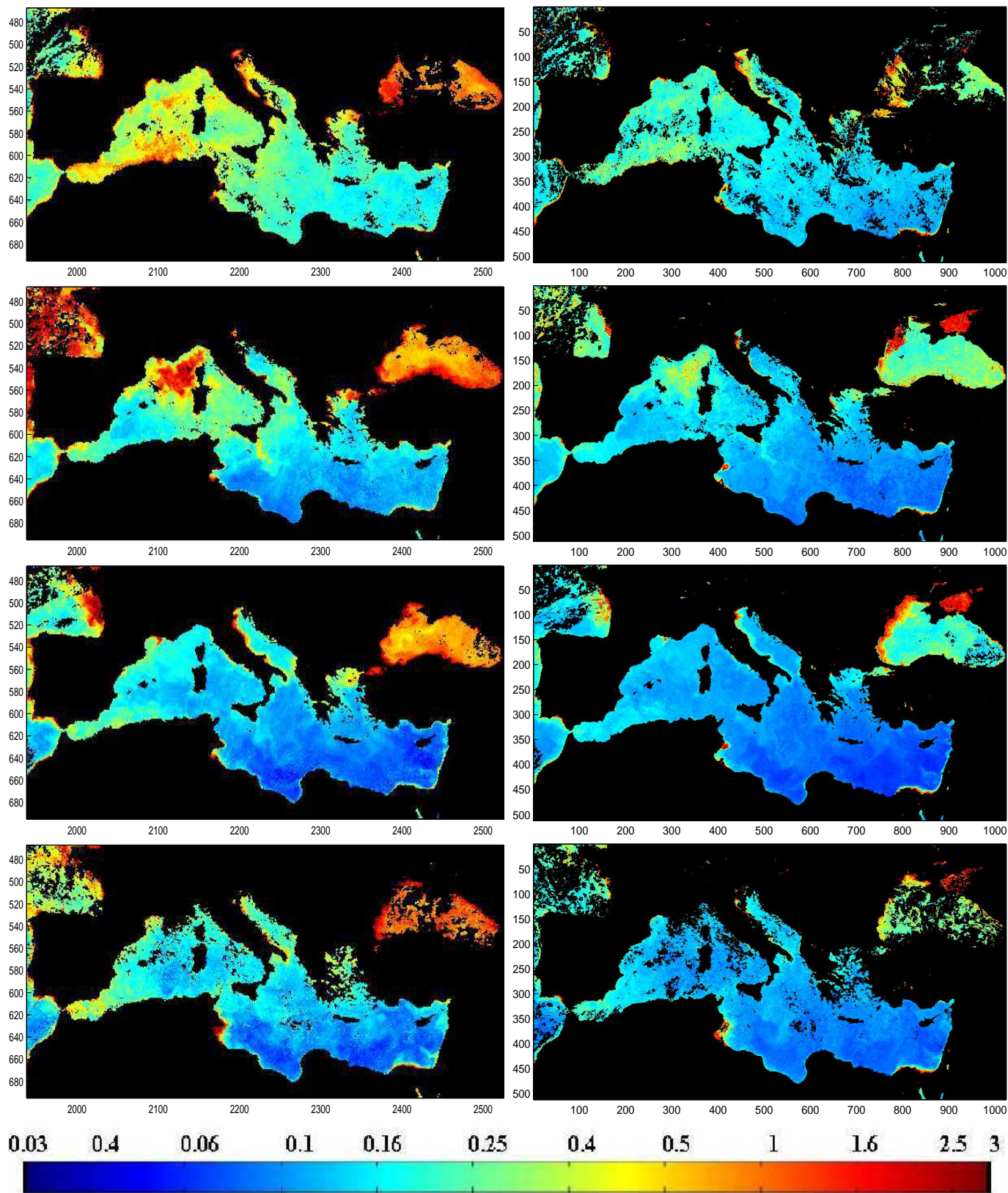


FIG. 5.3 – Cartes des moyennes hebdomadaires de chl-a restituées par l’algorithme SeaWiFS (figures de gauche) et par NeuroVaria (figures de droite). De haut en bas, semaine de janvier, avril, juin et octobre. L’échelle de couleur des figures est logarithmique permettant de mieux distinguer les fluctuations de chl-a à petite échelle.

Hiver	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5
NeuroVaria (mg.m ⁻³)	0.226	0.288	0.184	0.179	0.151
SeaWiFS (mg.m ⁻³)	0.348	0.421	0.239	0.208	0.185
erreur relative (%)	-35.11	-31.71	-23.09	-13.74	-18.05
Printemps	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5
NeuroVaria (mg.m ⁻³)	0.126	0.298	0.112	0.116	0.093
SeaWiFS (mg.m ⁻³)	0.154	1.293	0.113	0.157	0.117
erreur relative (%)	-18.23	-76.93	-0.89	-26.26	-20.20
Été	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5
NeuroVaria (mg.m ⁻³)	0.134	0.129	0.080	0.087	0.074
SeaWiFS (mg.m ⁻³)	0.216	0.175	0.087	0.098	0.087
erreur relative (%)	-37.83	-25.99	-7.58	-11.76	-14.71
Automne	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5
NeuroVaria (mg.m ⁻³)	0.140	0.124	0.088	0.122	0.085
SeaWiFS (mg.m ⁻³)	0.251	0.148	0.091	0.138	0.075
erreur relative (%)	-44.13	-16.32	-3.53	-13.22	14.23

TAB. 5.2 – Comparaison des valeurs moyennes de chl-a restituées par NeuroVaria et par l’algorithme SeaWiFS pour les quatre semaines saisonnières en 1999 sur les cinq zones d’étude.

Si on analyse globalement les résultats, on constate que les valeurs de chl-a restituées par NeuroVaria sont très sous-estimées par rapport à celles obtenues par l’algorithme SeaWiFS. Les erreurs sont différentes selon les zones d’études. Pour la zone 1, les différences sont plus fortes que pour les autres zones. Les valeurs restituées par NeuroVaria et par SeaWiFS sont très proches pour la zone 3 quelle que soit la saison. En moyenne, les chl-a restituées par NeuroVaria sont inférieures de $\simeq 20\%$ à celles de SeaWiFS. Les erreurs varient aussi pour un même site selon les saisons. On constate qu’il n’y a qu’une zone qui fournit une valeur moyenne de chl-a restituée par NeuroVaria plus forte que celle retrouvée par SeaWiFS qui correspond à la zone 5 en automne.

Des études précédentes sur les données CZCS [Antoine *et al.*, 1995, Morel and André, 1991] sur l’ensemble du bassin méditerranéen ont montré que l’algorithme bio-optique global de la couleur de l’océan restituait souvent des estimations de chl-a de faibles précisions. Gitelson, Karnieli, Goldman, Yacobi et Mayo (1996) ont démontré que l’algorithme global CZCS sur-estimait les concentrations en pigments observées dans la mer Méditerranée orientale. En plus de l’article de Bricaud *et al.* (2002), une autre comparaison [D’Ortenzio *et al.*, 2002] a été effectuée pour la mer Méditerranée occidentale (golfe du Lion) et au sud de l’Italie à partir de mesures *in-situ*. Pour toutes ces études, il a été développé un modèle bio-optique régional à partir de données *in-situ* obtenues pendant des campagnes. Les auteurs de ces articles arrivent à la conclusion générale que l’algorithme SeaWiFS sur-estime fortement les concentrations de chl-a pour les eaux oligotrophiques ($\text{chl-a} < 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$). Cette sur-estimation est causée par deux facteurs :

- L’algorithme bio-optique OC4V4 n’est pas adapté pour $\text{chl-a} < 0.2 \text{ mg.m}^{-3}$ aux conditions de l’ensemble de la mer Méditerranée.
- En appliquant un modèle bio-optique régional aux images SeaWiFS, les auteurs ont montré que les restitutions de chl-a étaient améliorées mais qu’il restait toujours une forte erreur. Ils en déduisent que la deuxième source d’erreur pour les restitutions des

faibles valeurs de chl-a est l'algorithme de correction atmosphérique de SeaWiFS.

La conclusion obtenue dans le paragraphe précédent est généralisée à l'ensemble de la mer Méditerranée : l'amélioration des restitutions de chl-a par NeuroVaria pour les eaux oligotrophiques provient de l'amélioration des corrections atmosphériques des images SeaWiFS.

Mais en analysant les images pour chaque semaine, on peut constater que la dynamique des restitutions de chl-a par NeuroVaria est moins marquée, notamment pour le bassin occidental, par rapport à celle de SeaWiFS mais elle est sensiblement la même sur les deux images dans le bassin orientale. Par contre pour la semaine d'avril, on observe une floraison dans le golfe du Lion avec une concentration supérieure à 1.5 mg.m^{-3} . Cette floraison est retrouvée sur l'image de chl-a restituée par NeuroVaria mais l'intensité est plus faible et égale à $\simeq 0.5 \text{ mg.m}^{-3}$. La même analyse est faite au sud-est de la Sicile pour la semaine d'avril, au nord de l'Algérie pour la semaine de janvier et dans la mer d'Alboran pour chaque saison. Les images de chl-a restituées par NeuroVaria semblent donc plus lisses et posséder un intervalle de valeurs plus faibles que les restitutions de chl-a obtenues par l'algorithme SeaWiFS.

Explication possible de la faible amplitude de chl-a obtenue par NeuroVaria Cette faible amplitude est-elle due à la méthode neuro-variationnelle ou y-a-t-il une autre cause possible ? Pour essayer de répondre à cette question et comprendre les limitations de NeuroVaria, on a appliqué l'algorithme couleur de l'océan de SeaWiFS après correction atmosphérique neuronale. La contribution atmosphérique a été calculée à partir des α et ω_0 obtenues par NeuroVaria et τ par l'inversion par PMC. En retirant cette contribution atmosphérique au signal ρ_{toa} obtenue par PMC, on retrouve le signal marin ρ_w (Eq. 5.2). Le modèle bio-optique de la chaîne opérationnelle SeaWiFS OC4V4 (Eq. 1.25) relie ρ_w à chl-a. On utilise cette relation au lieu du modèle de Gordon et al. (1998). On peut alors calculer chl-a pour chaque semaine étudiée.

$$\rho_w = \frac{\rho_{cor} - \rho_A}{t} \quad (5.2)$$

Donc les corrections atmosphériques sont effectuées avec les modèles neuronaux (PMC) développés dans cette thèse et la restitution de chl-a est faite à partir de l'algorithme OC4V4 de l'algorithme SeaWiFS.

La figure 5.4 présente la moyenne hebdomadaire de chl-a pour la semaine d'avril en inversant le spectre ρ_w à l'aide de l'algorithme OC4V4 à partir des corrections atmosphériques neuronales suivant l'initialisation de (α, ω_0) . La figure de gauche correspond aux valeurs de (α, ω_0) obtenues par PMC et celle de droite aux valeurs de (α, ω_0) obtenues par NeuroVaria. La semaine d'avril a été choisie car c'est la semaine qui présente la concentration la plus importante et un large intervalle de concentrations de chlorophylle-a notamment pour le golfe du Lion.

On peut observer que les fluctuations de chl-a sont parfaitement restituées si les valeurs de (α, ω_0) sont celles obtenues par NeuroVaria et les valeurs de chl-a pour les fortes concentrations se rapprochent de celles de SeaWiFS. La variation et les valeurs des fortes chl-a sont moins correctement retrouvées si (α, ω_0) sont les valeurs obtenues par inversion directe par PMC. Pour la figure de droite ((α, ω_0) obtenues par NeuroVaria), la floraison dans le golfe du Lion est très bien retrouvée aussi bien en terme de localisation, de taille que d'intensité par rapport à l'algorithme SeaWiFS. Les mêmes conclusions sont obtenues pour le sud-est de la Sicile, pour le détroit du Bosphore et la mer Noire. On peut en déduire que les corrections atmosphériques effectuées par NeuroVaria sont correctes car les restitutions de chl-a en

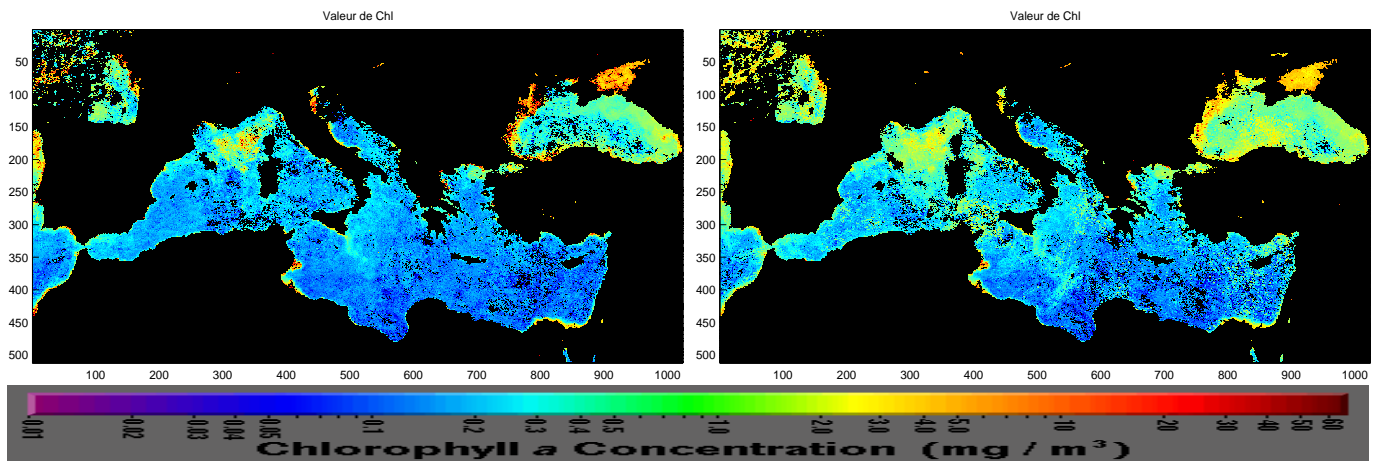


FIG. 5.4 – Carte de la moyenne hebdomadaire de chl-a pour la semaine d’avril : Mise en évidence de l’amplitude de chl-a en appliquant l’algorithme OC4V4 à partir des valeurs de (α, ω_0) obtenues soit par inversion directe par PMC (figure de gauche) soit par NeuroVaria (figure de droite).

utilisant OC4V4 sont satisfaisantes spatialement et en intensité. Le modèle de Gordon et al. (1988) peut être la source d’erreur sur la dynamique et sur la faiblesse des restitutions des fortes valeurs de chl-a. Ce modèle marin n’est peut-être pas correctement adapté aux eaux eutrophiques et entraîne une moins bonne dynamique des chl-a. Le propos dans ce paragraphe est uniquement de constater l’efficacité des corrections atmosphériques faites par NeuroVaria. Cette comparaison est seulement un test de sensibilité comme comprendre le manque d’amplitude de chl-a restituée par NeuroVaria. La carte de chl-a de droite est fortement bruitée, cette fluctuation provient que la méthode n’est plus auto-consistante (on récupère les valeurs de (α, ω_0) obtenues par NeuroVaria et on les utilise ensuite pour faire les corrections atmosphériques dans la chaîne opérationnelle bio-optique SeaWiFS). C’est la raison pour laquelle certains pixels ne sont pas traités sur l’image de droite car il y a des valeurs négatives de ρ_w lorsque les calcule à partir des corrections atmosphériques neuronales.

Les images de chl-a restituées par NeuroVaria sont homogènes et non bruitées mais l’évolution des concentrations de chl-a est moins marquée. L’inversion neuro-variationnelle permet de rendre les images non bruitées et d’ajuster correctement α et ω_0 afin de retrouver des chl-a réalistes spatialement. On peut espérer qu’en utilisant un modèle bio-optique différent [Garver and Siegel, 1997], il sera possible de retrouver la dynamique réelle des chl-a et ainsi que les intensités.

La comparaison avec les quelques données PROSOPE disponibles ont montré une bonne concordance. Dans le bassin méditerranéen qui possède des eaux principalement oligotrophiques, les restitutions de chl-a par NeuroVaria sont meilleures que celles obtenues par l’algorithme SeaWiFS. D’après les différentes études citées précédemment, cette meilleure estimation vient d’une meilleure correction atmosphérique, validant l’approche choisie au cours de cette thèse. De plus, le manque de dynamique des chl-a restituées par NeuroVaria, constaté sur les images traitées pendant la thèse, semble venir principalement du modèle marin utilisé pour le calcul de chl-a.

Beaucoup d’autres images ont été inversées et ont toutes confirmées les résultats qui viennent être présentés.

Chapitre 6

Méthodes d'inversion appliquées aux aérosols absorbants : Résultats préliminaires

6.1 Introduction

Dans ce chapitre, le cas des aérosols absorbants est abordé. C'est un problème majeur dans les algorithmes de correction atmosphérique. Les aérosols absorbants comme les poussières désertiques ou les aérosols de pollution peuvent avoir une distribution en taille similaire aux aérosols faiblement absorbants présents au-dessus des océans. Comme la variation spectrale de la diffusion des aérosols dépend principalement de la distribution en taille et seulement faiblement de l'indice de réfraction, celle-ci n'est plus suffisante dans le PIR pour distinguer les aérosols faiblement absorbants des aérosols fortement absorbants. La difficulté dans la détection d'aérosols fortement absorbants réside dans l'effet de l'absorption qui devient importante dans le cas de la diffusion multiple. Dans ce cas, il est nécessaire de retrouver les propriétés optiques des aérosols et la concentration en chlorophylle-*a* simultanément. Le concept de la méthode neuro-variationnelle permet de répondre à cette problématique.

Ce travail a été effectué au début de la thèse et a conduit à l'écriture d'un article qui a été soumis à *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*. Un résumé de l'article est présenté suivi de l'article. C'est principalement une étude de faisabilité de l'inversion neuro-variationnelle appliquée aux aérosols absorbants. Le développement de la méthode globale d'inversion étant initialisé par la thèse, le travail s'est avéré trop ambitieux. En effet, les résultats n'ont pas été complètement concluants en terme de précision sur la concentration en chlorophylle-*a* mais ont permis de mettre en place le fonctionnement de l'inversion neuro-variationnelle, d'analyser son comportement et ses possibilités pour cette étude.

Divers problèmes ont émergé durant la mise au point de la méthode globale. Tout d'abord, l'inversion dans le proche infrarouge semble trop multi-valuée pour obtenir des valeurs précises des propriétés optiques aérosols. Une seconde difficulté concerne le choix des paramètres aérosols à ajuster pendant l'inversion dans le visible. Une dernière limitation est la minimisation de la fonction de coût sur l'image entière à chaque itération qui permet de prendre en compte la cohérence spatiale mais les paramètres recherchés peuvent diverger si plusieurs pixels sont mal initialisés. Les images obtenues sont "bruitées" et la restitution de chl-*a* est fortement sur-estimées du fait de la sur-estimation de l'impact des aérosols sur ρ_{toa} , la correction étant de mauvaise qualité.

Dans ce chapitre, la méthode développée par Chomko et Gordon (1998) pour prendre en compte les aérosols absorbants est détaillée dans son ensemble. Un résumé de l'article montre les premiers résultats obtenus par NeuroVaria.

6.2 Algorithme de correction atmosphérique pour les aérosols absorbants

Plusieurs articles présentent des méthodes pour inclure les aérosols absorbants, comme les aérosols urbains [Gordon *et al.*, 1997], les aérosols de pollution [Chomko and Gordon, 1998] ou les poussières désertiques [Moulin *et al.*, 2001b, Moulin *et al.*, 2001a] dans l'algorithme standard de SeaWiFS. Uniquement l'algorithme de Chomko & Gordon (1998) est présenté car c'est un des derniers algorithmes de correction atmosphérique développés permettant de prendre en compte les modèles d'aérosols de pollution en particulier. Son objectif est d'essayer de contourner le besoin en modèles d'aérosols discrets réalistes. Il permet d'introduire l'absorption des aérosols en utilisant la distribution en taille de Junge qui est une distribution continue. Cet algorithme est appelé Spectral Optimization Algorithm (SOA).

6.2.1 Modèles d'aérosols de Junge

Dans le modèle de Chomko & Gordon, les modèles d'aérosols bi-modaux de Shettle & Fenn (1976) sont remplacés par les modèles d'aérosols décrits par la loi de Junge modifiée [Junge, 1958]. Pour prendre en compte à la fois les aérosols faiblement et fortement absorbants, les parties réelle et imaginaire de l'indice de réfraction peuvent varier et sont indépendantes de la longueur d'onde.

La distribution en taille de Junge est définie de la manière suivante :

$$\begin{aligned} &= K, & D_0 < D \leq D_1 \\ \frac{dN}{dD} &= K \left[\frac{D_1}{D} \right]^{\nu+1}, & D_1 < D \leq D_2 \\ &= 0, & D > D_2 \end{aligned}$$

où dN est le nombre de particules par unité de volume avec un diamètre compris entre D et $D+dD$. Chomko & Gordon (1998) ont défini $D_0 = 0.06\mu m$, $D_1 = 0.20\mu m$ et $D_2 = 20\mu m$. La distribution en taille est maintenant caractérisée par le seul paramètre ν qui est une constante.

L'indice de réfraction $m = m_r - i.m_i$ est ensuite combiné avec la distribution en taille pour fournir les propriétés optiques des aérosols :

- la fonction de phase $P_a(\lambda)$,
- l'épaisseur optique $\tau_a(\lambda)$,
- l'albedo de diffusion simple $\omega_0(\lambda)$

en utilisant la théorie de Mie (1908). Les propriétés optiques des aérosols sont ensuite utilisées pour générer la réflectance ρ_A pour toutes les vues géométriques. On voit que pour caractériser un aérosol, il suffit de connaître :

1. ν , le paramètre de distribution en taille,
2. m_r , la partie réelle de l'indice de réfraction correspondant aux phénomènes de diffusion,

3. m_i , la partie imaginaire de l'indice de réfraction correspondant aux phénomènes d'absorption,
4. τ , l'épaisseur optique de l'aérosol.

Dans cet algorithme, il est considéré que m peut varier mais ne dépend pas de la longueur d'onde. Suivant l'échantillonnage des propriétés optiques des aérosols proposés par Chomko & Gordon, il y a 72 modèles d'aérosols distincts.

6.2.2 Modèle de réflectance marine

Dans cet algorithme, la réflectance marine ρ_w est représentée par le modèle semi-analytique de réflectance marine développée par Gordon et al. (1988). Ce modèle permet de relier la concentration en pigment C et le paramètre de diffusion particulaire b^0 à ρ_w . Ce modèle remplace les algorithmes OC2V4 et OC4V4 et a l'avantage d'être un modèle continu. Dans cet algorithme, la valeur minimale de C est $C(\min) = 0.05 \text{ mg.m}^{-3}$ et la valeur maximale, $C(\max) = 1.50 \text{ mg.m}^{-3}$. Les extrêmes de b^0 sont : $b^0(\min) = 0.12 \text{ m}^{-1}$ et $b^0(\max) = 0.45 \text{ m}^{-1}$.

6.2.3 Restitution des paramètres aérosols et de chl- a

La différence majeure entre l'algorithme standard SeaWiFS et *SOA* est que *SOA* restitue les paramètres aérosols et océaniques simultanément dans les canaux visibles, tandis que l'inversion dans le proche infrarouge permettant la restitution de certaines propriétés optiques est sensiblement la même.

On repart de l'équation 1.5 du chapitre 1. La quantité $\rho_A(\lambda) + t * \rho_w(\lambda)$ est calculée pour chaque pixel. La réflectance aérosol ρ_A est une fonction de m_r , m_i , ν et τ , c'est-à-dire $\rho_A(\lambda) = \rho_A(\lambda, m_r, m_i, \nu, \tau)$. De la même façon, $t(\lambda) = t(\lambda, m_r, m_i, \nu, \tau)$.

Pour les longueurs d'onde PIR, le principe général de *SOA* ressemble à celui de l'algorithme SeaWiFS. Il est aussi basé sur le calcul du paramètre de correction atmosphérique $\epsilon(765, 865)$ présenté dans le chapitre 1 mais dans le cas de la diffusion multiple. Dans cet algorithme contrairement à l'algorithme SeaWiFS, il n'y a pas de passage de la diffusion multiple à la diffusion simple pour retrouver le modèle d'aérosols (paragraphe 1.5.2 du chapitre 1). Le nombre de paramètres peut être réduit si l'on fait l'hypothèse que ρ_w est nulle dans le proche infrarouge (même principe que pour l'algorithme standard de SeaWiFS). Pour cette bande, la valeur de ρ_A est connue. La variation spectrale de ρ_A dans le proche infrarouge dépend principalement de la distribution en taille de l'aérosol ν et seulement légèrement de l'indice de réfraction m . Ces bandes spectrales peuvent donc être utilisées pour déterminer le paramètre ν . Cela est accompli en comparant les valeurs mesurées de

$$\epsilon(765, 865) = \frac{\rho_A(765)}{\rho_A(865)} \quad (6.1)$$

On en déduit une relation reliant $\epsilon(765, 865)$ au paramètre ν .

Connaissant la valeur de ν déterminée par la relation entre ν et $\epsilon(765, 865)$ pour une géométrie donnée, il est simple de calculer l'épaisseur optique de l'aérosol qui fournit la valeur correcte de la réflectance à chaque λ et pour chaque indice de réfraction m . ν et τ sont connus dans les canaux PIR et peuvent être fixés pendant la procédure de minimisation qui restitue la concentration en pigment C , b^0 et m dans les canaux visibles.

Les quatre paramètres qui restent donc à déterminer pendant le processus de minimisation à partir des cinq longueurs d'ondes visibles (412, 443, 490, 510, 555) sont : C , b^0 , m_i , m_r . En

Le modèle direct est présenté dans la partie 3. Il est composé de trois PMCs. La précision des PMCs modélisant t et ρ_w est très bonne et l'erreur relative est inférieure à 1 %. Concernant la réflectance atmosphérique, la précision est suffisante pour cette application, la rms étant égale à $1.16 \cdot 10^{-3}$ et l'erreur relative à 6.9 %. La composition des trois PMCs permet d'obtenir une modélisation précise de ρ_{cor} .

La quatrième partie présente tout d'abord le principe de l'inversion neuro-variationnelle et ses avantages. La fonction de coût utilisée pour les tests de sensibilité sur les données théoriques est une fonction de coût quadratique, c'est-à-dire la distance entre la mesure et l'observation calculée à partir des trois PMCs. Le test de sensibilité présente les capacités de NeuroVaria à restituer C si on considère que ν , m_r et τ sont restitués exactement dans les canaux PIR. Dans ces conditions, on peut retrouver la concentration en pigment C avec une erreur relative de 19.7 %, donc très en-dessous des 35 % requis pour l'algorithme SeaWiFS. Cela permet de calibrer et mettre au point l'inversion neuro-variationnelle. Ensuite, la méthode globale d'inversion est testée à partir de données théoriques. Pour obtenir une valeur initiale de ν , m_r et τ , une classification de ces paramètres par PMC a été mise au point dans les canaux PIR. Cette classification n'étant pas le propos de l'article, elle est détaillée en annexe. Elle fournit trois couples de valeurs de (ν, τ) pour deux valeurs de m_r , le premier couple ayant une probabilité supérieure à 85 % d'être le couple désiré. Ainsi cette classification permet d'obtenir une valeur des paramètres (ν, τ) proche de la valeur désirée. Il est alors possible d'appliquer NeuroVaria pour restituer C . Les paramètres (ν, m_r, τ) sont autorisés à varier faiblement autour de leur valeur initiale durant la minimisation. Les résultats sont présentés pour une valeur de m_r , les conclusions des tests étant les mêmes pour la seconde valeur. Les tests présentés montrent qu'il est possible d'obtenir une valeur de C avec une erreur relative de 51.80 %. Cependant, les erreurs relatives sont inférieures aux 35 % requis pour l'algorithme SeaWiFS si C est inférieure à 0.6 mg.m^{-3} . C'est un résultat très intéressant étant donné que la majorité des concentrations dans la mer est inférieure à cette valeur. L'inversion neuro-variationnelle a donc montré ses capacités sur des données théoriques.

Le dernier test présenté est l'inversion d'une semaine d'images comprise entre le 8 et le 14 avril 1999. Pour ces inversions, un terme de rappel a été ajouté à la fonction de coût permettant de prendre en compte l'information connue sur (ν, τ) . Une comparaison qualitative avec les produits SeaWiFS est présentée. Concernant τ , les résultats sont très prometteurs, les différences en terme de cohérence spatiale sont faibles, tous les panaches de forts τ sont retrouvés dans les mêmes zones et montrent sensiblement les mêmes intensités. Pour la comparaison de la chlorophylle- a , les résultats sont un peu moins bons puisque les restitutions de chl- a sont sensiblement différentes en terme d'intensité. NeuroVaria a tendance à retrouver des valeurs de chl- a fortement surestimées pour les faibles valeurs de C . Cependant, pour les fortes concentrations qui sont les valeurs les plus difficiles à détecter (l'impact de ρ_w sur ρ_{toa} étant très faible), NeuroVaria permet de retrouver la floraison d'algues dans le golfe du lion avec une intensité proche de celle obtenue par SeaWiFS. De la même façon, à l'embouchure du détroit de Gibraltar, on observe aussi une augmentation de chl- a ainsi qu'au sud de la Sicile. Mais globalement, les images sont trop homogènes et il n'y a une faible amplitude des valeurs de chl- a .

La conclusion de ce travail est que l'inversion neuro-variationnelle peut être adaptée pour introduire les aérosols absorbants dont l'absorption est représentée par l'indice de réfraction imaginaire m_i . Les tests sur des données théoriques ont montré les capacités de NeuroVaria à bien restituer les valeurs de C inférieures à 0.6 mg.m^{-3} . Les erreurs sont plus fortes pour les grandes valeurs de C . Le traitement de plusieurs images successives permet de comparer

les restitutions de chl-a (obtenue à partir de C) et τ avec les produits SeaWiFS. Pour τ , les résultats sont sensiblement égaux à ceux obtenus par l'algorithme SeaWiFS, la classification par PMC permet d'obtenir une valeur précise de τ . Cependant, il y a des différences notables pour chl-a. Les valeurs de chl-a restituées par NeuroVaria sont fortement sur-estimées et l'intervalle de valeurs est moins large que celui obtenu par l'algorithme SeaWiFS mais les images sont moins homogènes et plus "bruitées" que celles de SeaWiFS.

Ce travail très prometteur sur les aérosols absorbants a abouti à une conclusion qui ne permettait pas dans un premier temps de travailler sur cette problématique. On s'est donc concentré sur la comparaison de NeuroVaria avec l'algorithme SeaWiFS. Cependant, les résultats obtenus sur les aérosols faiblement absorbants confortent dans l'idée que ce travail doit être repris et complété, d'autant plus que la question de la prise en compte des aérosols absorbants est un problème primordial dans les algorithmes de correction atmosphérique.

Cependant, il a donc fallu revenir à un problème "plus simple" et prendre le cas des aérosols faiblement absorbants utilisés dans l'algorithme SeaWiFS. En effet, le modèle des aérosols absorbants est représenté par quatre paramètres alors que deux suffisent à caractériser les modèles d'aérosols SeaWiFS (la variation de ω_0 est très faible). Il faut donc retrouver au total 6 paramètres (quatre aérosols et deux marins) dans le visible à la place de 4 dans le cas de l'algorithme SeaWiFS. Le problème est aussi moins multi-valué dans le proche infrarouge permettant d'obtenir des valeurs précises des propriétés optiques des aérosols. De plus, la minimisation est, à présent, effectuée pixel par pixel afin d'éviter les pixels dont les paramètres divergent et un terme de rappel est ajouté à la fonction de coût permettant de prendre en compte la valeur initiale des propriétés optiques des aérosols. Ce travail a été expliqué et présenté dans les chapitres précédents.

Use of a Neuro-Variational Inversion for Retrieving Oceanic and Atmospheric Constituents from Ocean Color Imagery : a feasibility study

C. Jamet

Laboratoire d'Océanographie Dynamique et de Climatologie (LODyC), Paris, France
ACRIst, Sophia-Antipolis, France

S. Thiria

LODyC

C. Moulin

Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement, Gif-sur-Yvette, France

M. Crepon

LODyC

Article soumis à *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*

Abstract This paper presents a neuro-variational method for inverting satellite ocean-color signals. The method is based on a combination of neural networks and classical variational inversion. The radiative transfer equations are modeled by neural networks whose inputs are the oceanic and atmospheric parameters, and outputs the top of the atmosphere reflectance at several wavelengths. The procedure consists in minimizing a quadratic cost function which is the distance between the satellite-observed reflectance and the computed neural-network reflectance, the control parameters being the oceanic and atmospheric parameters. First we present a feasibility experiment using synthetic data, to show that we can retrieve chlorophyll-a, with an error of 19.7% when we know exactly the atmospheric parameters. Then both atmospheric and oceanic parameters are relaxed. A first guess for the atmospheric parameters was provided by a direct inverse Neural Network whose inputs are at near-infrared wavelengths. Sensitivity experiments showed that we can retrieve these parameters with an adequate accuracy. Finally, an inversion of a composite SeaWiFS image is presented. Optical thickness and chlorophyll-a both give coherent spatial structures when we add a background term to the cost function .

Introduction

Since the launch in 1978 of CZCS which was the first satellite dedicated to the study of the ocean color, several ocean-color sensors were put into orbit to observe it (MODIS, SeaWiFS, POLDER, MERIS). We know that the solar energy backscattered by the ocean-atmosphere system is mainly due to the aerosols in the atmosphere (up to 90%) and to a lesser extent to the chlorophyll-a concentration (chl-a hereafter) and the phaeophytin a in the ocean (specially for case 1 waters). The latter parameters allow us to make a quantitative assessment of oceanic primary production and its role in the global carbon cycle, which are critical environmental and scientific issues. Knowledge of primary production is necessary to calculate new production, to derive the effect of biological processes on the partial pressure of carbon dioxide (CO_2) and therefore to better understand how phytoplankton carbon fixation affects the net CO_2 flux across the air-sea interface.

For case 1 waters, which constitute more than 90% of the world ocean, optical properties depend on phytoplankton pigments and their co-varying degradation products. The upward radiance containing the information on the phytoplanktonic pigments, the so-called water-leaving reflectance, is transmitted to the top of the atmosphere (TOA). This radiance represents at most 10% of the total signal received by the satellite sensor in the blue and less in the green wavebands. Therefore the water-leaving radiance must be extracted from the measured radiance - a process referred as atmospheric correction.

The major problem in atmospheric correction is to estimate the aerosol contribution to the measured TOA radiance. Aerosols are highly variable in space and time as well as in composition; therefore their physical-chemical characteristics need to be determined for each pixel of an image. Current methods rely on near-infrared (NIR) bands to estimate the aerosol contribution at visible wavelengths (Gordon and Wang 1994a). However these algorithms generally fail when aerosols absorb radiation (Gordon 1997).

New algorithms have recently been developed to account for aerosol absorption by simultaneously retrieving aerosols parameters (AP) and the phytoplanktonic pigments (Gordon, Du and Zhang 1997; Chomko and Gordon 1998). The principle of the latter method is to use the NIR bands to retrieve some of the AP (namely the size-distribution parameter ν and the aerosol optical thickness $\tau(865)$ at 865nm ($\tau(865)$), assuming that the water-leaving reflectance ρ_w is negligible. Then the oceanic constituents (OC), i.e. chl-a and a particulate scattering parameter, b^0 , and two AP, the aerosol refractive index ($m=m_r-i.m_i$ which is independent of the wavelength) are determined by minimizing a cost function defined as the distance between the computed radiance at the TOA and the observed radiance at different wavelengths in the visible.

The Chomko and Gordon (1998) procedure uses Look Up Tables (LUT) to compute the TOA radiance, i.e. the atmospheric and oceanic radiative transfer equations (RTE). The result is that the LUT are incorporated into the minimization procedure of a dedicated cost function. Since these LUT are discrete, the computation of this cost function and its gradient, which are essential ingredients of the minimization procedure, might be difficult. Moreover the interpolation between contiguous values of the LUT may introduce error into the retrieved parameters. We expect that the use of neural networks, especially the MultiLayer Perceptrons (MLP), which are universal approximators of any non-linear continuous function (Bishop 1995), can replace the LUT and improve the accuracy of the retrieval of AP and OC, since MLPs yield continuous and differentiable functions.

In this paper, we propose an extension of the Chomko and Gordon method. The LUT are replaced by MLPs. The main idea of the paper is to investigate the flexibility of the neuro-variational Inversion (NVI) and its suitability for operational inversion. This work is just a feasibility study, we restrain the aerosols models to the weakly and moderate absorbing aerosols. The physics is less difficult than for the strongly absorbing aerosols. We want to show the robustness of our method and the advantages.

The paper is structured as follows : description of the RTE of the ocean-atmosphere system and the aerosol and ocean models used in the inversion, based on the formalism of Chomko and Gordon, is given in section 2. Section 3 describes the synthetic data set used to calibrate the MLPs and validate the method. The theory of the MLP is briefly described in section 4 with the model of the RTE with MLPs; the NVI procedure and the influence of the first guess on the retrieved OC for weakly absorbing aerosols using simulated data is presented, and a first qualitative inversion of a week of SeaWiFS ocean color imagery is detailed in section 5.

1. Oceanic and atmospheric radiative transfer models

In this section we present the RTE used for the atmosphere-ocean system.

a. Radiative transfer equations

We dealt with the reflectance ρ rather than the radiance L , which is defined as $\rho = \pi L / F_0 \cos \theta_0$ where F_0 is the extraterrestrial solar irradiance and θ_0 , the solar zenith angle. The reason is that ρ is dimensionless; besides it is possible to more accurately calibrate future sensors in reflectance than in radiance (Gordon and Wang 1994a). After correction for oxygen and water-vapour absorption effects and removal of the whitecap perturbation (Gordon and Wang 1994b), the reflectance at the top of the atmosphere received by the satellite $\rho_t(\lambda)$ is composed of four terms (Gordon and Wang 1994b, Gordon 1997) : the (pure) Rayleigh scattering contribution $\rho_r(\lambda)$, the (pure) aerosol scattering contribution $\rho_a(\lambda)$, the contribution of the interaction between the aerosol and air molecules $\rho_{ra}(\lambda)$ (Deschamps, Herman and Tanre 1983) and the water-leaving reflectance $\rho_w(\lambda)$, i.e.

$$\rho_t(\lambda) = \rho_r(\lambda) + \rho_a(\lambda) + \rho_{ra}(\lambda) + t(\lambda)\rho_w(\lambda) \quad (6.5)$$

where $t(\lambda)$ is the diffuse transmittance of the atmosphere (Gordon 1997).

The (pure) Rayleigh contribution ρ_r can be computed precisely from an estimate of the surface atmospheric pressure (Gordon et al. 1988). In fact, we obtain a corrected TOA reflectance ρ_{cor} , i.e.

$$\rho_{cor}(\lambda) = \rho_t(\lambda) - \rho_r(\lambda) = \rho_A(\lambda) + t(\lambda)\rho_w(\lambda) \quad (6.6)$$

where $\rho_A(\lambda) = \rho_a(\lambda) + \rho_{ra}(\lambda)$.

We now present the RTE modeling of the three terms of Eq. 2, i.e. ρ_A , ρ_w and t .

b. The atmospheric radiative transfer model

We use the atmospheric RTE proposed by Chomko and Gordon (1998). Its parameters are the Sun-viewing geometry $(\theta_s, \theta_v, \phi_v)$ and the AP, i.e. the aerosol optical thickness $\tau(865)$, a wavelength-independent complex refractive index $m = m_r - i.m_i$ and a particle size distribution parameter ν which is a parameter of the Junge power-law (Junge 1958) which models the distribution of particle size. The Junge power-law is of the form :

$$\begin{aligned} \frac{dN}{dD} &= K, & D_0 < D \leq D_1 \\ &= K \left[\frac{D_1}{D} \right]^{\nu+1}, & D_1 < D \leq D_2 \\ &= 0, & D > D_2 \end{aligned}$$

where dN is the number of particles per unit volume with diameters varying from D to $D+dD$. Chomko and Gordon selected $D_0 = 0.06\mu\text{m}$, $D_1 = 0.20\mu\text{m}$ and $D_2 = 20\mu\text{m}$. K is a constant.

In contrast to classical bimodal log-normal aerosol size distributions, which require several parameters to describe the modal diameters and standard deviation of both modes, and their relative concentrations (Shettle and Fenn 1979), the simplicity of the Junge power-law distribution is attractive in that only one parameter ν is required. Chomko and Gordon have shown that the principal advantage of the use of the Junge power-law is the fact that realistic aerosol models are not required for the extraction of ocean properties. Unfortunately, by abandoning realistic models in favor of the simple Junge power-law, we may lose some ability to retrieve meaningful aerosol properties. So in this paper we focus on the retrieval of OC, specially C.

The refractive index is combined with this size distribution to compute the aerosol optical properties - the phase function, optical thickness $\tau_a(\lambda)$ and single-scattering albedo ω_0 - following the Mie theory. The aerosol optical properties are then used to generate the reflectance ρ_A as a function of ν , m and $\tau(865)$ for the different Sun-viewing geometries.

c. The diffuse transmittance model

The diffuse transmittances are computed separately by assuming that the in-water upwelling radiance distribution just beneath the surface is uniform (Yang and Gordon 1997). The diffuse transmittance is suitable for the water-leaving reflectance ρ_w and the whitecap radiance, as they have near-uniform angular distribution (Gordon 1997). It is defined as the water-leaving reflectance ρ_w in a particular viewing direction (θ_s, θ_v) "transmitted" to the top of the atmosphere. The diffuse transmittance accounts for the direct loss from $\rho_w(\theta_s, \theta_v)$ due to absorption and scattering within the atmosphere, as the gain in radiance in the direction (θ_s, θ_v) due to the scattering of $\rho_w(\theta_s, \theta_v)$. $t(\theta_s, \theta_v, \lambda)$ is approximated by (Gordon et al., 1983)

$$t(\theta_s, \theta_v, \lambda) = \exp\left[-\left(\frac{\tau_r(\lambda)}{2} + \tau_{oz}\right)\left(\frac{1}{\nu_v}\right)\right] t_a(\theta_s, \theta_v, \lambda) \quad (6.7)$$

where

$$t_a(\theta_v, \lambda) = \exp\left[-\frac{[1 - \omega_a(\lambda)F_a(\nu_v, \lambda)]\tau_a(\lambda)}{\nu_v}\right] \quad (6.8)$$

and $\nu_v = \cos\theta_v$, $F_a(\nu_v, \lambda)$ is the aerosol phase function; $\tau_r(\lambda)$ is the Rayleigh aerosol optical thickness, τ_{oz} is the ozone aerosol optical thickness and ω_a is the aerosol single-scattering albedo.

d. The oceanic radiative transfer model

The spectral marine reflectance ρ_w defined as the ratio of upwelled to downwelled irradiance just below the surface, is a function of the pigment concentration C and the scattering parameter b^0 using the bio-optical model of Gordon et al. (1988).

2. The synthetic data set

The NVI was tuned up using a synthetic data set (NLUT) which was computed using the previous RTEs. In the present study we only dealt with five of the SeaWiFS wavelengths : $\lambda_i(nm) = (412, 443, 490, 510, 555)$.

The synthetic ρ_A and t were computed for various Sun-viewing geometries ($\theta_s, \theta_v, \phi_v$) and AP by solving the scalar RTE for a two-layer atmosphere system with aerosols confined to the lower layer. The sampling of the AP and Sun-viewing geometries for the atmosphere gave us a wide range of realistic configurations. The values of the Sun-viewing geometry cover most of the range of the corresponding SeaWiFS values. The synthetic $\rho_w(\lambda)$ was computed by using the bio-optical model of Gordon et al. (1988). The sampling of the AP (ν, m_r, m_i and $\tau(865)$) for weakly absorbing aerosols and OC (the scattering coefficient b^0 and C) is given in Table 1.

TAB. 1. : Range of each parameter used in the LUT.

Parameters	ν	m_r	m_i	$\tau(865)$	θ_s	θ_v	ϕ_v	b^0	C (mg.m ⁻³)
Range	2-4.5	1.33;1.5	0-0.003	0.05-0.35	20-50	0-60	0-360	0.12-0.45	0.03-3
Steps	0.5		log	0.1	3	3	36	0.03	log

At the end of the data simulation we obtained three distinct NLUTs : NLUT-A for ρ_A , NLUT-T for t , NLUT-O for ρ_w . From each NLUT we extracted three different data sets : the learning set, the validation set and the test set (denoted Learn-A, Val-A, Test-A, Learn-T, Val-T, Test-T, Learn-O, Val-O, Test-O). For each NLUT the sets were constituted by picking at random, in the NLUT, the spectra with the related values of the parameters. So each set presents the same statistical properties. Table 2 displays the size of the data set related to each NLUT. The size set of NLUT-O is smaller than the others, owing to the sampling of the OC.

These data sets allow us to model Eq.2 with three specific MLPs dedicated to the modeling of ρ_A , ρ_w and t , respectively. These MLPs are suitable for modeling a large variety of multidimensional and non-linear functions (Bishop 1995) as those encountered in geophysics (Thiria et al. 1993). The three independent MLPs used in NVI were calibrated using the learning set described above.

3. Neuro modeling of the RTE

The main idea of NVI is to model the RTE (direct model) with MLPs in the minimization procedure, instead of using discrete LUTs. A brief description of the MLPs used in the variational inversion is given here. The MLP is a universal approximator of continuous functions (Cybenko 1989 ; Hornik, Stinchcomb and Muller-Karger 1989 ; Pinkus 1999). We also give an overview of the principles of the MLP used for non-linear regression.

TAB. 2 : Number of patterns use in the learning, validation and test set for each MLP.

	Learn-A	Val-A	Test-A	Learn-T	Val-T	Test-T	Learn-0	Val-O	Test-O
Nb of patterns	20,000	20,000	20,000	20,000	20,000	20,000	500	500	224

TAB. 3 : Architecture of each MLP.

	MLP-A	MLP-T	MLP-O
Inputs	$\nu, m, \tau(865), \theta_s, \theta_v, \phi_v, \lambda$	$\nu, m, \tau(865), \theta_s, \theta_v, \lambda$	b^0, C, λ
Nb neurons (first hidden layer)	20	10	10
Nb neurons (second hidden layer)	20	10	10
Output	ρ_A	t	ρ_w

a. MLP presentation

A neuron is an elementary transfer function which provides an output s when an input A is applied. An MLP is a set of interconnected neurons. Each neuron receives from and sends signals to only the neurons to which it is connected. Thanks to this association of elementary tasks, an MLP is able to solve complicated problems. The specificity of an MLP depends on the topology of the neurons (number of layers, numbers of neurons in each layer) and on the connection weights w_{ij} from neuron j to neuron i . The MLP architecture has one layer receiving the input, one layer broadcasting the output and one or more intermediate layers (the hidden layers). All the networks we used in the present study were fully connected.

The w_{ij} were computed by a calibration process, the so-called learning process, using the learning set. We minimized a cost function defined most of the time as a quadratic difference between the desired and the computed output, the w_{ij} values being the control variables. For this we used a conjugated gradient technique that is an iterative optimization method adapted to MLP, the so-called backpropagation gradient (Bishop 1995). When the calibration is done, the MLP model does algebraic operations only, leading to fast computation. The optimal architecture of each MLP is obtained by doing successive tests in which the number of neurons and hidden layers is increasing, using the validation set. We chose the architecture that combined a minimal error for a minimal number of neurons. The optimal architectures are presented in Table 3.

According to Eq.2 we used three MLPs to model ρ_{cor} : MLP-A to model ρ_A , MLP-T to model t and MLP-O to model ρ_w , and combining the three outputs of the three MLPs allowed us to compute the value of ρ_{cor} as displayed, in Fig. 1.

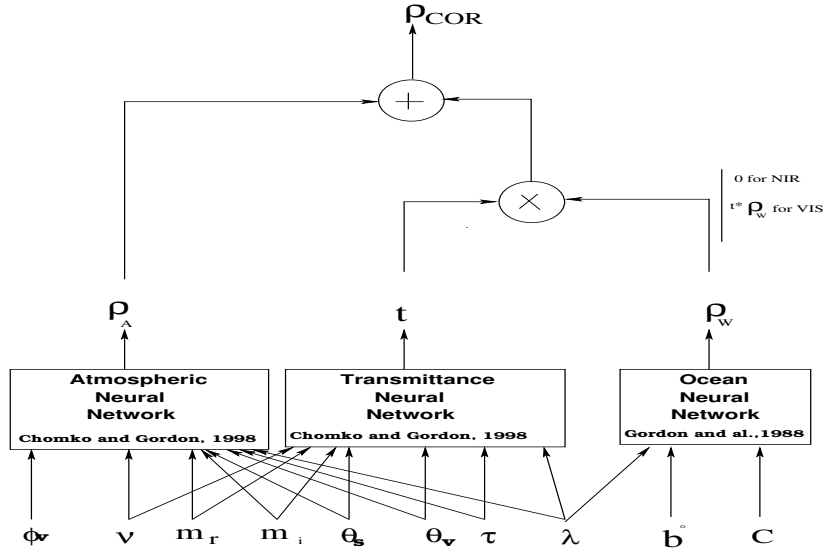


Figure 1 : MLP Direct Model in the visible (the desired parameters are circled).

b. Test on MLPs modeling the RTE

At the end of the learning phase the three MLPs were thus capable of computing ρ_A , t , ρ_w and consequently ρ_{cor} , according to Eq.2, at any given visible wavelength and for the given Sun-viewing geometry, AP and OC.

The MLPs' statistical performances are discussed here below. A synthesis of this discussion is presented in Table 4.

TAB. 4 :Performances of the three direct MLPs.

	RMSE	relative RMSE (%)	r^2 (%)
MLP-T	$2.4 * 10^{-3}$	0.50	99.985
MLP-W	$3.69 * 10^{-5}$	1	99.999
MLP-A	$1.16 * 10^{-3}$	6.9	99.957

Figure 2a displays the scatterplot of the calculated MLP-T versus the desired t for the test set Test-T, and figure 2b displays the contours of the distance to the diagonal for the same scatterplot.

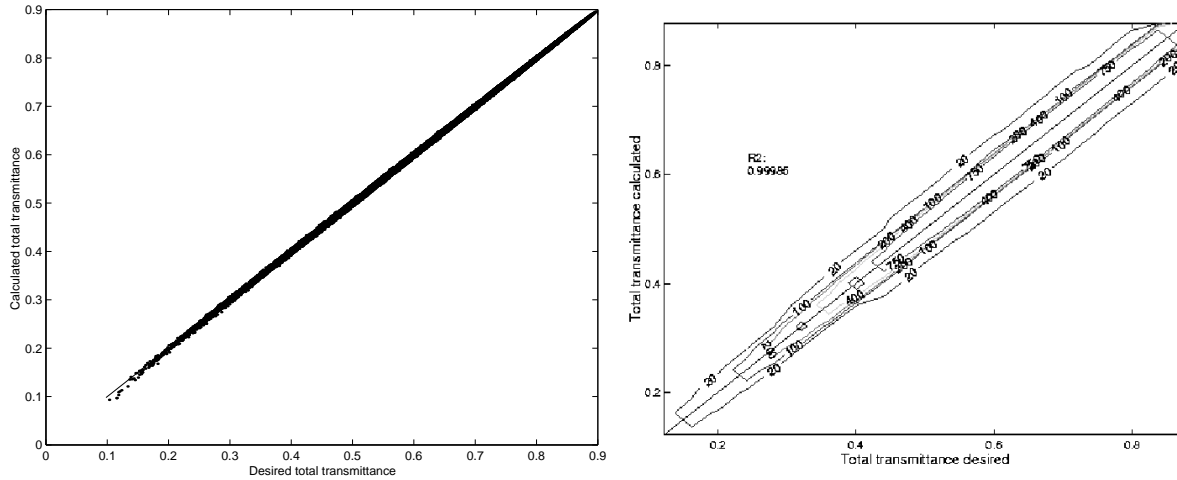


Figure 2 : (a) Scatterplot of MLP-calculated versus desired transmittance and (b) datum-line.

These two figures demonstrate that MLP-T has perfectly modeled the diffuse transmittance, since all the data are on the diagonal. The statistical performance of the MLP-T is given in Table 4. MLP-T can approximate the transmittance to a very high accuracy of about $2.4 * 10^{-3}$ in terms of RMSE and of 0.5% for the relative RMSE.

Figure 3a displays the scatterplot of the calculated MLP-O versus the desired ρ_w for the test set Test-O, and figure 3b displays the contours of the distance to the diagonal for the same scatterplot.

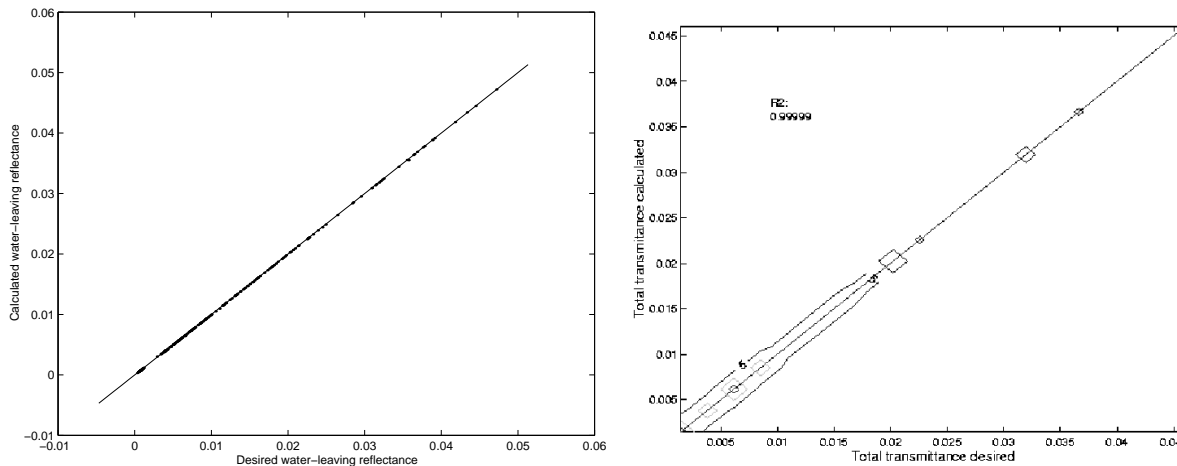


Figure 3 : (a) Scatterplot of MLP-calculated versus desired ρ_w and (b) datum-line.

All the data are on the diagonal, the RMSE was $3.69 * 10^{-5}$ and the relative RMSE was 1%. The MLP-O model can thus approximate the water-leaving reflectance ($r^2 \simeq 1$) to a high accuracy and there is no bias.

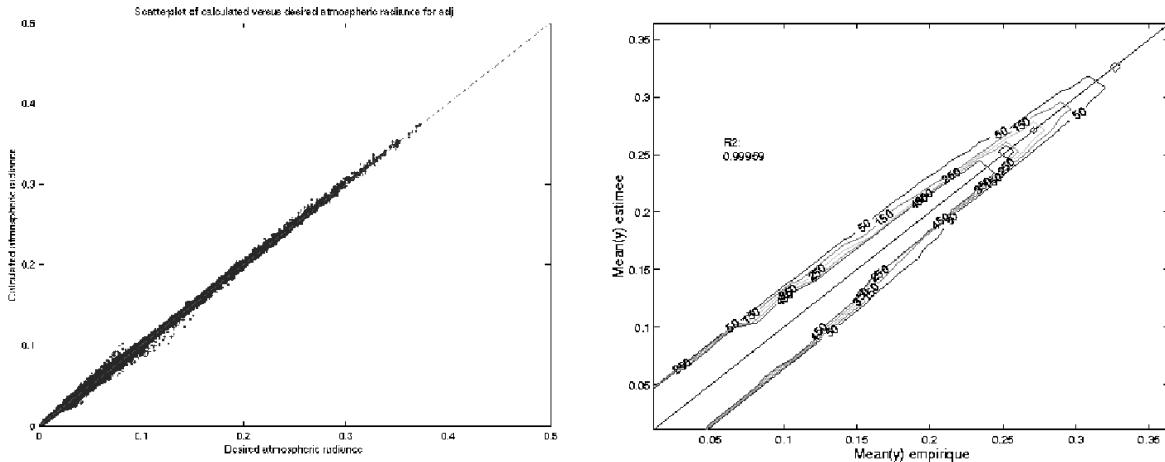


Figure 4a, b : Scatterplot of MLP-calculated versus desired ρ_A and (b) datum-line.

Figure 4a displays the scatterplot of the calculated MLP-A versus the desired ρ_A for the test set Test-A, and figure 4b displays the contours of the distance to the diagonal of the same scatterplot.

We observed a quite large scattering of the desired values of ρ_A between 0 and 0.1 and above 0.35. The values of ρ_A less than 0.1 corresponded to weak values of $\tau(865)$ ($\tau(865) \leq 0.08$) and to weakly absorbing aerosols for which the atmospheric correction is easy to apply. In the case of moderately absorbing aerosols ($m_i \leq 0.002$) the values of ρ_A were very close to the diagonal. From the statistical performances displayed in Table 4 and the scatterplot presented in Fig. 4a, it was concluded that ρ_a is relatively difficult to learn with an MLP. The RMSE is about $1.16 \cdot 10^{-3}$ and the relative RMSE was 6.9% (Tab. 4). However these results are acceptable for this application since the RMSE is equivalent to the measurement error due to the radiometric noise for most of the ocean-color sensors and relatively large for weak values of ρ_A , for which the effect of the atmosphere on ρ_{cor} is small.

In conclusion, the performance of the MLPs lead to very satisfactory results. The three MLPs modeled the three signals with a high accuracy, especially for the diffuse transmittance t and the water-leaving reflectance ρ_w . For the three MLPs, the correlation coefficient was almost 1, meaning that was no bias in the model. The MLPs have therefore correctly learned the oceanic and atmospheric RTE.

The accuracy of ρ_{cor} , which is the parameter that is actually measured by the sensor, can be estimated by combining the three MLPs. We tested the performances achieved in computing ρ_{cor} by picking at random 1,008 different cases in the initial NLUT, varying AP, the geometry and OC. In the following, Test-1008 refers to this independent set of spectra. The Test-1008 set included only weakly absorbing aerosols ($m_i \leq 0.003$). This set of aerosols is somewhat similar to the data used in the standard atmospheric correction algorithm of SeaWiFS (Shettle and Fenn 1979). It is therefore a pertinent example to test the robustness and the accuracy of our inversion method. The scatterplots (Fig. 5a) and contour plot (Fig. 5b) prove the ability of the combination of the three MLPs to model ρ_{cor} with a good accuracy.

There is little scattering of the data around the regression line. The performance reached for Test-1008 cases is given in Table 5.

TAB.5 : Performances on ρ_{cor}

	RMSE	relative RMSE (%)	r^2 (%)
ρ_{cor}	$1.56 \cdot 10^{-3}$	3.63	99.93

The RMSE was $1.16 \cdot 10^{-3}$. In terms of relative RMSE, the score is of 3.63 %. With respect to these results we conclude that we have obtained a precise model of ρ_{cor} with the combination of the three MLPs.

4. The neuro-variational inversion

a. The methodology

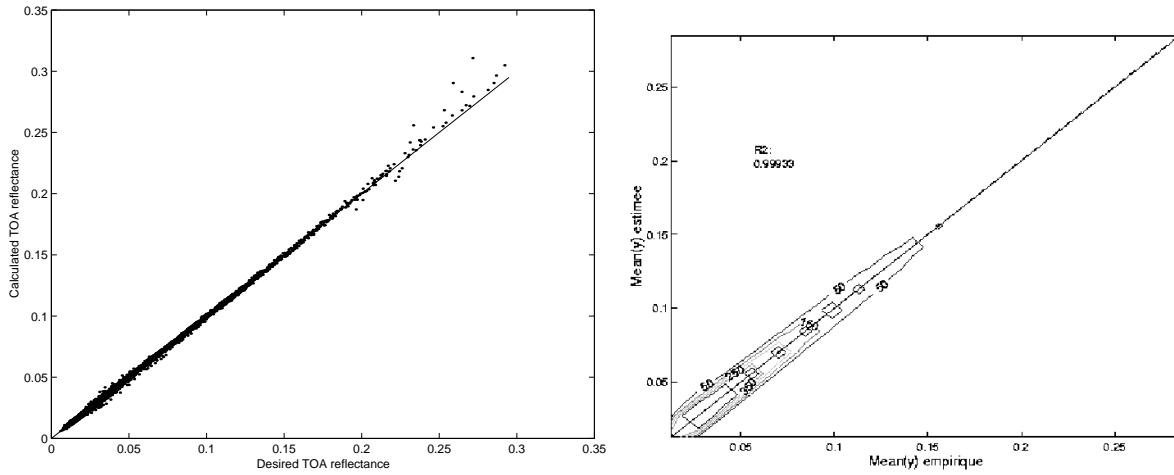


Figure 5a, b : (a) Scatterplot of MLP-calculated versus desired ρ_{cor} and (b) datum-line.

The method uses the ρ_{cor} at five visible wavelengths to retrieve both AP and OC. The goal of the variational inversion is to retrieve the AP and OC by minimizing a cost function J defined in the observation space. In the present study, which is a feasibility study, we used a simple quadratic cost function of the form :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\rho_{cor}^{obs}(\lambda_i) - \rho_{cor}^{cal}(\lambda_i))^2 \quad (6.9)$$

where ρ_{cor}^{obs} is the satellite observation (the desired value), ρ_{cor}^{cal} is the observation computed by using the multi-modular MLP modeling Eq.2 and n stands for the number of wavelengths taken into account.

The minimization is done by a gradient-descent method which is an iterative process. A gradient-descent method does not allow us always to reach the global minima. But we estimated that it is a sufficient algorithm to test our method. We defined the control vector \mathbf{x} whose components are the physical parameters we wanted to retrieve (AP and OC). At each iteration we modified the control variable according to the scheme till J reached a minimum value :

$$x_{t+1} = \mathbf{x}_t - \epsilon \cdot \tilde{\nabla} J \quad (6.10)$$

where $\tilde{\nabla} J$ is the gradient with respect to the control variable and ϵ , the constant step gradient.

The procedure was initialized by choosing a particular spectrum, the so-called first guess. In the following we will show that this initial value has a very strong effect on the retrieval.

The computation of the partial derivatives of the cost function J implies the computation of the partial derivative of the direct model which associates the physical parameters with the observations. The major advantage of this approach is that the calculation of the gradients of an MLP by an adjoint technique is straightforward, thanks to the procedure used to compute the weights of the MLP (Bishop 1995). In the present work, these direct models are the multimodular MLPs which model the RTE. The minimization of the cost function J implies n computed and observed reflectance values at n different λ values (wavelengths). The architecture of the minimization process is given in Fig. 6.

At the present stage of this research, we only control OC, i.e. C and b^0 and one AP, the imagery refractive index, m_i . In the following we present first the results obtained performing some academic inversion using the NLUT : we tested the robustness of the NVI following the first guess. We focused our work on the retrieval of C which is the main desired parameter. Then we applied the method to SeaWiFS imagery in which the other atmospheric parameters, the size distribution parameter ν , the real refractive index m_r , and the aerosol optical thickness at 865nm $\tau(865)$ were determined during a preliminary phase, described in the appendix, by using an MLP direct inverse model in the NIR.

b. Numerical results of the NVI

The first subsection presents some preliminary results, in order to show the behaviour of the NVI method with synthetic data. In particular, since the computation of ρ_{cor} is highly non-linear with respect to the control variables (the OC in the present case), the minimization required some preprocessing. The principal result was that the first guess for the three AP have to be carefully chosen. In the second subsection we discuss SeaWiFS

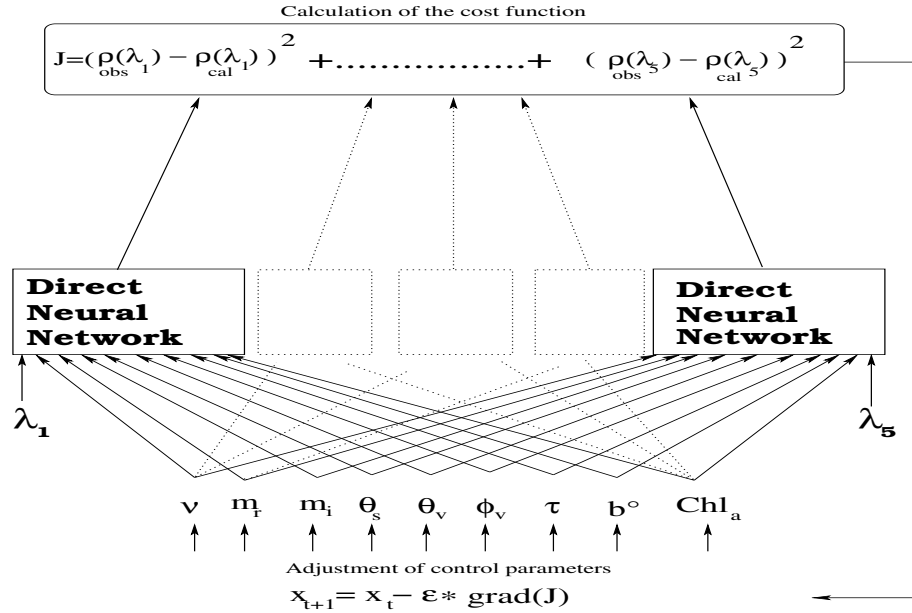


Figure 6 : Neuro-variational method in the visible.

images, the first guess of the required AP being computed with accuracy by using the IR spectrum (see Appendix).

1) RETRIEVAL OF THE OCEAN PARAMETERS (OC)

We tested the NVI using synthetic ρ_{cor} given by the Test-1008 set. The goal of this study was to show that the NVI is able to generate an efficient atmospheric correction when the AP are known, allowing us to retrieve the OC with accuracy. We therefore ran an experiment in which the AP ν , m_r and $\tau(865)$ are known exactly and fixed, the control variables being the OC, namely C and b^0 and the imagery refractive index m_i . In all the experiments presented below, the first guess value of C was set at $0.2 \text{ mg} \cdot \text{m}^{-3}$, which corresponds to an average value for case-1 waters, specially in the Mediterranean Sea, and b^0 was set at 0.285 (m_i was set at 0.002).

Figure 7 shows the scatterplot of the MLP-computed versus desired ρ_{cor} (MLP-computed here means that we used the parameters retrieved by the NVI as input to the multimodular MLP).

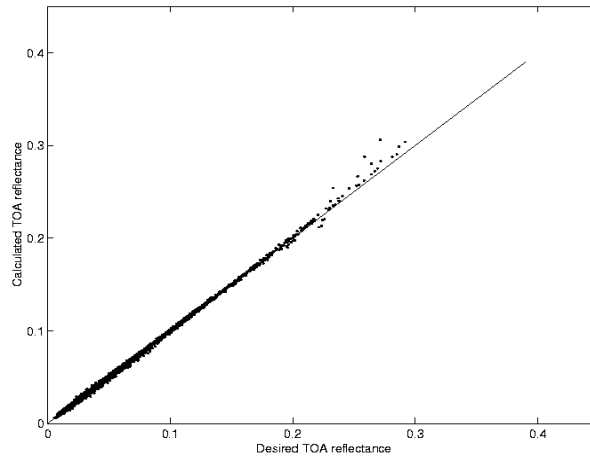


Figure 7 : Scatterplot of retrieved versus desired ρ_{cor} for weakly absorbing aerosols $m_i \leq 0.003$ with (ν , m_r , $\tau(865)$) known exactly

All the data were on the regression line and there was almost no scattering. The NVI can retrieve the OC accurately leading to a precise ρ_{cor} . The minimization procedure is efficient. In terms of error, the numerical results are summarized in Tab. 6.

TAB.6 : RMSE and relative RMSE computed for Test-1008 of the retrieved parameters.

	ρ_{cor}	m_i	b^0	C
<i>RMSE</i>	$4.91 * 10^{-4}$	$7.90 * 10^{-4}$	$7.51 * 10^{-2}$	$5.29 * 10^{-2}$
<i>relative RMSE (%)</i>	0.88	∞	20.7	19.7

The RMSE for ρ_{cor} was $4.91 * 10^{-4}$ and it was below the theoretical requirement for the SeaWiFS sensors ($\simeq 10^{-3}$). The comparison between the computed ρ_{cor} and the desired ρ_{cor} gives an idea of the effectiveness of the minimization method (the relative RMSE was 0.88%).

The efficiency of the method was estimated by comparing the ρ_e^{cal} with respect to the desired ρ_e^{obs} . Hereafter, ρ_e^{cal} designates ρ_A^{cal} or $t^*\rho_w^{cal}$ or ρ_{cor}^{cal} computed with the dedicated multimodular MLPs modeling Eq.2, in which the inputs were the fixed AP and the retrieved OC given by the NVI.

The RMSE and relative RMSE for the computed ρ_{cor} , ρ_A and $t^*\rho_w$ are shown in Tab. 7, 8, 9, for each visible wavelengths sampled by the SeaWiFS sensor.

TAB.7 : RMSE and relative RMSE of the retrieved $\rho_{cor}(\lambda)$ computed for Test-1008 for the five visible wavelengths.

	$\rho_{cor}(412)$	$\rho_{cor}(443)$	$\rho_{cor}(490)$	$\rho_{cor}(510)$	$\rho_{cor}(555)$
<i>RMSE</i>	$5.59 * 10^{-4}$	$4.31 * 10^{-4}$	$3.85 * 10^{-4}$	$3.85 * 10^{-4}$	$6.42 * 10^{-4}$
<i>relative RMSE (%)</i>	0.98	0.78	0.67	0.71	1.28

TAB. 8 : RMSE and relative RMSE of the retrieved $t(\lambda)*\rho_w(\lambda)$ computed on Test-1008 for the five visible wavelengths.

	$t^*\rho_w(412)$	$t^*\rho_w(443)$	$t^*\rho_w(490)$	$t^*\rho_w(510)$	$t^*\rho_w(555)$
<i>RMSE</i>	$1.25 * 10^{-3}$	$1.35 * 10^{-3}$	$1.25 * 10^{-3}$	$9.51 * 10^{-4}$	$7.33 * 10^{-4}$
<i>relative RMSE (%)</i>	17.3	16.9	13	11.8	12.3

The first conclusion is that the minimization was effective, because ρ_{cor} can be retrieved with a high accuracy for every wavelength (RMSE $< 10^{-3}$). When considering the RMSE and relative RMSE of the components of ρ_{cor} at different visible wavelengths, we noticed that ρ_A was retrieved efficiently. The RMSE was about $1.2*10^{-3}$ (Tab. 8). In terms of relative RMSE, the mean value was about 3%. For the term depending on the ocean, $t^*\rho_w$, the RMSE was $1.1*10^{-3}$. The theoretical requirement for the SeaWiFS sensors was $1-2*10^{-3}$ at 443 nm. At this wavelength, we obtained a value of $1.35*10^{-3}$ which is similar to the requirement. In terms of relative RMSE for $t^*\rho_w$, the mean value was 14.3%. The conclusion of this work is that the variational inversion with an adjoint technique performs well. We could retrieve each components of ρ_{cor} with a good accuracy.

Numerical performances for the retrieval of the ocean parameters OC are given in Tab. 6. Clearly, perfect knowledge of AP allows a good retrieval of the C content. The C can be retrieved with a relative RMSE of 19.7% when we know ν , m_r and $\tau(865)$. Figure 8 shows the scatterplot of the retrieved versus the desired C.

There were 17 values of the desired C, from 0.03 mg.m^{-3} to 3 mg.m^{-3} . The retrieved values were not scattered with respect to the desired values of C below than 0.5 mg.m^{-3} . For greater values, there was a strong scattering, especially for the extreme value ($C = 3 \text{ mg.m}^{-3}$). This phenomenon was more evident in the evolution of the error versus the desired values of C (Fig. 9).

Figure 9a shows the evolution of the mean relative RMSE with respect to the desired C. It shows the variation of the error for weak values of C. Figure 9b displays the scatterplot of the mean retrieved versus desired C. The mean retrieved values of C correspond to the mean of the retrieved values for each desired value. The mean retrieved values of C were satisfactory (relative RMSE $\leq 17.95\%$) for values less than 0.62 mg.m^{-3} , the latter value corresponding to one of the highest C found in case 1 waters (Morel 1988). This performance was in the range of the requirement for the SeaWiFS algorithm to retrieve the C with an accuracy of 35%. For values greater than 0.62 mg.m^{-3} , the mean error of the retrieved C increased up to 77%. This value was very high and it is likely that the interpolation for these high values of C fails because of the weakness of the

TAB.9 : RMSE and relative RMSE of the retrieved $\rho_A(\lambda)$ computed on Test-1008 for the five visible wavelengths.

	$\rho_A(412)$	$\rho_A(443)$	$\rho_A(490)$	$\rho_A(510)$	$\rho_A(555)$
<i>RMSE</i>	$1.36 * 10^{-3}$	$1.26 * 10^{-3}$	$1.13 * 10^{-3}$	$1.04 * 10^{-3}$	$9.36 * 10^{-4}$
<i>relative RMSE (%)</i>	3.7	3.27	3.01	2.74	2.56

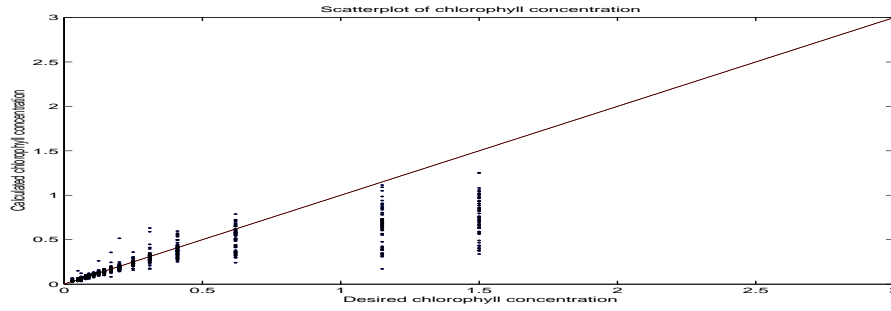


Figure 8 : Scatterplot of retrieved versus desired C after inversion.

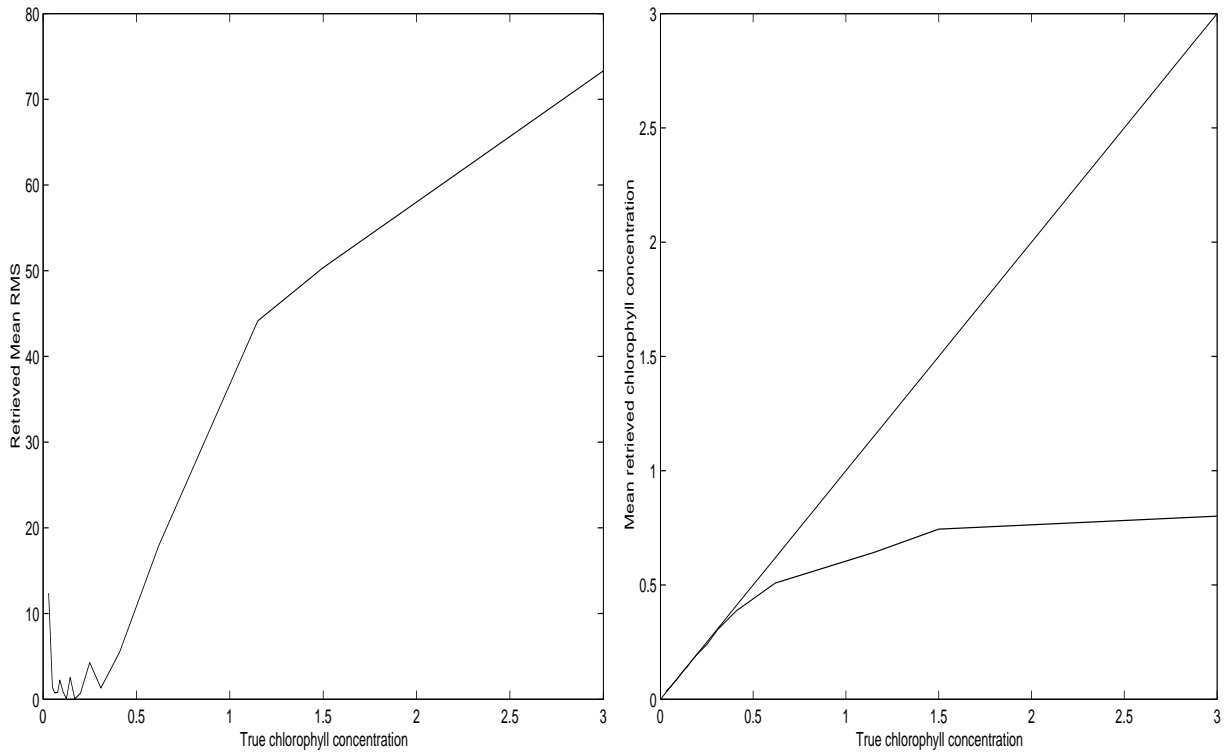


Figure 9 : left : Variation of the mean relative RMSE versus the desired C ; right : Scatterplot of the mean retrieved versus desired C.

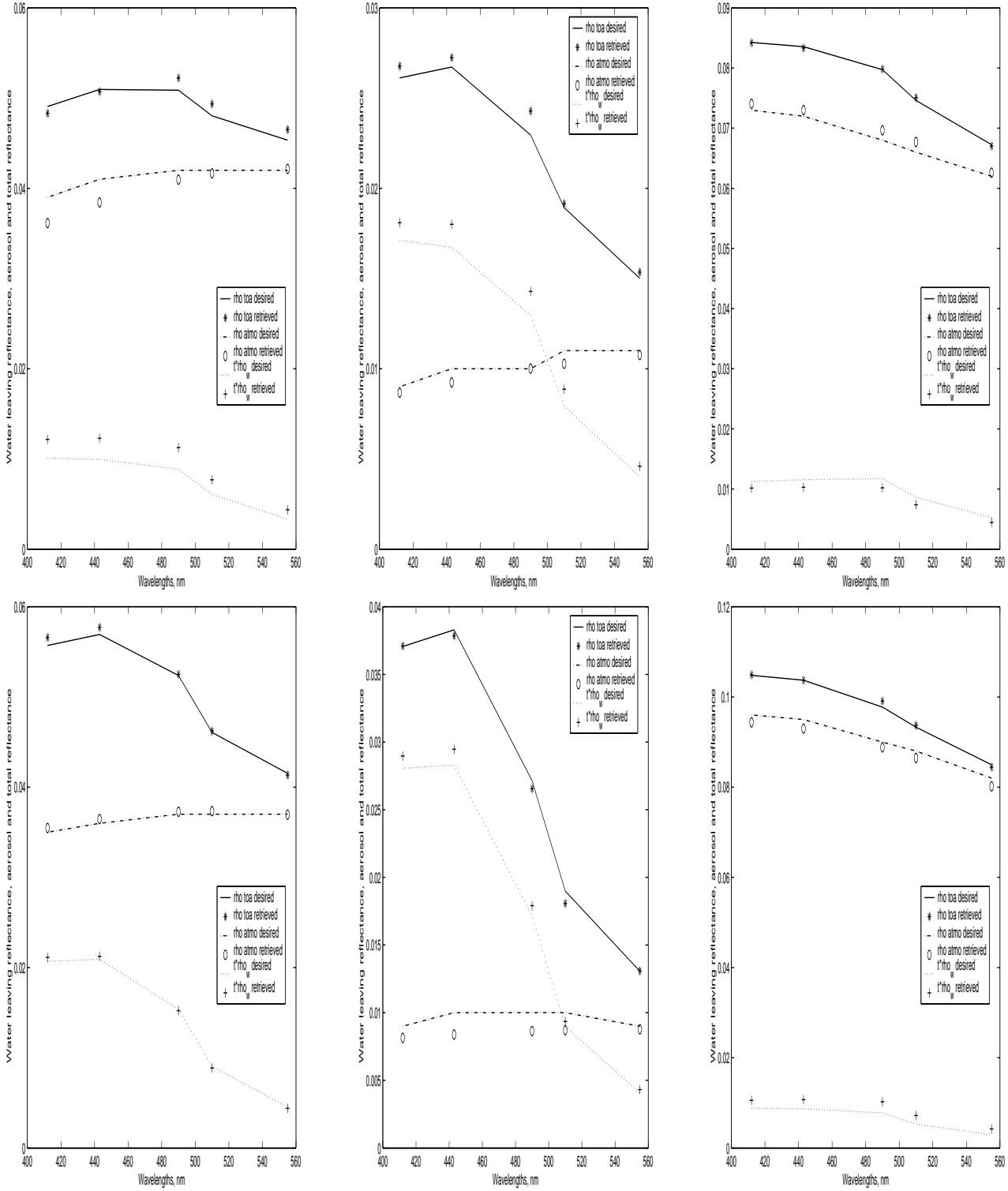


Figure 10 : Comparison between the desired (curves) ρ_{cor} and the computed (dots) ρ_{cor} with the retrieved atmospheric and oceanic parameters in the case of weakly absorbing aerosols for different geometries, type of aerosols and C.

sampling of the learning dataset used to calibrate the MLP-O (four values of C between 0.62 and 3 mg.m⁻³). An other explanation might be that ρ_w is very low for high values of C. The contribution of ρ_w to ρ_{cor} was also weak and the signal may be difficult to retrieve for these cases. For the total set, the relative RMSE was 19.7% versus 35% required for SeaWiFS.

We present now additional results for different AP (Tab.10) and OC in Fig.10.

TAB. 10 : Configurations of aerosol optical properties, Sun-viewing geometries corresponding to the figures 10a-f for Test-1008.

Figure	ν	m_r	m_i	$\tau(865)$	θ_s	θ_v	ϕ_v
10a	2	1.33	0	0.35	47	51	72
10b	2	1.33	0.001	0.15	32	18	288
10c	3.5	1.33	0.001	0.35	44	15	72
10d	2.5	1.50	0.003	0.35	20	24	72
10e	3	1.50	0.003	0.05	20	0	0
10f	3.5	1.50	0.001	0.35	44	15	72

Figure 10 shows the spectra of the desired and MLP-computed ρ_{cor} , ρ_A and $t^*\rho_w$. The desired and retrieved values of C and the corresponding error are given in Tab. 11.

TAB. 11 : C desired and retrieved values corresponding to the figures 10a-f for Test-1008.

Figure	RMSE ρ_{cor} (%)	True pigment concentration	Result	relative error C (%)
10a	$1.057*10^{-3}$	0.17	0.1617	4.88
10b	$7.25*10^{-4}$	0.107	0.107	$5*10^{-7}$
10c	$2.7*10^{-4}$	0.2	0.1965	1.75
10d	$5.4*10^{-4}$	0.078	0.0717	8.08
10e	$5.3*10^{-4}$	0.03	0.03	$7.23*10^{-10}$
10f	$6.6*10^{-4}$	0.17	0.1742	2.47

We analyzed the desired ρ_{cor} with respect to the ρ_{cor} computed with the fixed AP and retrieved OC for different C and $\tau(865)$ (Fig. 10). For the example corresponding to Fig.10a, the RMSE of ρ_{cor} was $1.057*10^{-3}$ (limit of the desired error) and the relative RMSE was 2%. In terms of retrieved parameters, the relative error for C was 4.88%.

For these different cases, ρ_{cor} was very well retrieved. In terms of RMSE, it was below that required for SeaWiFS, i.e. 10^{-3} . In terms of relative error on C, the maximum error is 8.08% corresponding to a high $\tau(865)$ (0.35). When ρ_A was the major contribution to ρ_{cor} (see Fig. 10c, 10e), the inversion method worked well and could retrieve C with a high accuracy. For the example in Fig. 10c, C was retrieved with a relative RMSE of 1.75%. When the contribution of ρ_A and $t^*\rho_w$ were equivalent (Fig.10b), the accuracy of the retrieved parameters was also precise. The error of C in this case was $5*10^{-7}$ %.

Assuming that the AP ν , m_r and $\tau(865)$ are known, we can conclude that the NVI retrieves the C with a good accuracy even when its first guess value is far from the true value and when $\tau(865)$ is high. A mean accuracy of 19.7% is considered an adequate solution.

2) RETRIEVAL OF THE ATMOSPHERIC (AP) AND OCEAN PARAMETERS (OC)

In this section, we first retrieve ν , m_r and $\tau(865)$ by processing the information embedded in the NIR bands (Gordon and Wang 1994a, Chomko and Gordon 1998). We performed such an inversion with dedicated MLPs working as a classifier. These MLPs gave the probability of ν and $\tau(865)$ having a given value depending to the three NIR- ρ_{cor} and the three observation angles (See Appendix). This classification gives three (ν , $\tau(865)$) pairs having different values with different probabilities depending on the value of m_r . As the values of (ν , m_r and $\tau(865)$) are retrieved with a certain error, we decided to allow these parameters to vary during the NVI within a certain range from their initial values.

In the following, we present only the results for $m_r=1.50$ and for the first couple (we have obtained the same results for an other value of $m_r=1.33$). In terms of retrieved parameters, we focused on C.

In order to better understand the functioning of the NVI, we studied the behavior of the calculated ρ_{cor} after the inversion. Figure 11 shows the scatterplot of the calculated ρ_{cor} computed using the parameters obtained from the NVI versus the desired ρ_{cor} for $m_r=1.50$.

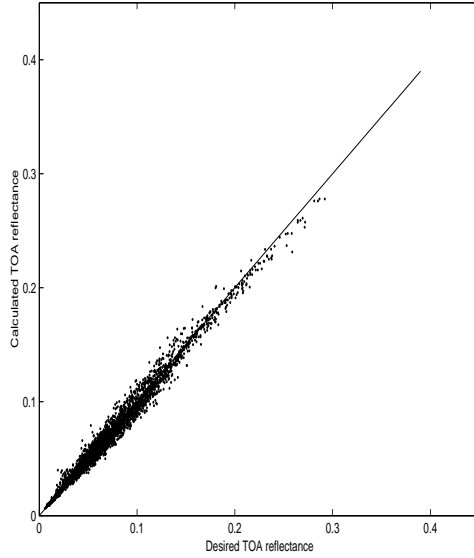


Fig.11 : (a) Scatterplot of MLP-calculated versus desired ρ_{cor} and (b) datum-line with a first guess.

ρ_{cor} was relatively well retrieved. However the first guess for the AP given by the MLP classifiers using the NIR observations corresponded to the most probable (ν, m_r) pair. This pair corresponded to the true pair in 85% of the cases. So for 15% of solutions the first guess differed from the true values. In an operational context it would be necessary to take into account these less probable solutions by using the spatial context, which must present some homogeneity. The retrieved AP also depended on the value of m_r . If the chosen value differs from the true value, the first guess can also be far from the desired value. Nevertheless, in most cases, ρ_{cor} can be retrieved with a good accuracy.

The error of the retrieved ρ_{cor} and AP and OC are summarized in the Tab. 12.

TAB.12 : RMSE and relative RMSE of the retrieved parameters for $m_r = 1.50$.

	ρ_{cor}	ν	m_r	m_i	$\tau(865)$	b^0	C
RMSE	$4.70 \cdot 10^{-3}$	$2.25 \cdot 10^{-1}$	$1.01 \cdot 10^{-1}$	$1.54 \cdot 10^{-3}$	$0.5 \cdot 10^{-2}$	$1.3 \cdot 10^{-1}$	0.69
relative RMSE (%)	7.32	5.24	6.06	∞	14.72	45.81	51.80

The mean RMSE for the ρ_{cor} was $4.68 \cdot 10^{-3}$ and the relative RMSE was 7.32%. The mean RMSE of the retrieved C was 0.69 and the relative RMSE was 51.80%. In the preceding subsection, we showed that we are able to retrieve C with an error of 19.7% if we have a perfect knowledge of the atmospheric parameters ν , m_r and $\tau(865)$. In the present experiment, we estimated these parameters using the information contained in the observed spectrum in NIR ρ_{cor} . The performance of the NVI was degraded due to the fact that the first guess of the AP were estimated with some noise. We now explore the variation of the error following the desired C in order to validate our inversion. The retrieved C value were relatively far from the desired C values, even for the low values. Figure 12 presents the scatterplot of the retrieved versus desired C. There was a strong scatter. There were some false retrieved values for C below 0.6 mg.m^{-3} . For higher values, we observed the same behavior, even if we give exact values for ν , m_r and $\tau(865)$. Te NVI is not able to determine high C values.

Figure 13a presents the variation of the mean retrieved C with respect to the desired values of C ,and the figure 13b shows the variation of the mean relative RMSE with respect to the desired C. The mean retrieved C values were close to the desired C when C was less than 0.6 mg.m^{-3} . The bias in the mean retrieved C was weak for weak values of C. The mean retrieved C values were very close to the desired C for C values less than 0.6 mg.m^{-3} . For this range, the mean relative RMSE varied between 86.08% (for very low values) and 0.25% (for values less than 0.6 mg.m^{-3}). The mean RMSE was 26.8%. The requirement for SeaWiFS was 35%. Therefore for weak values of C, i.e. $C \leq 0.6 \text{ mg.m}^{-3}$, the NVI gave an accurate retrieved C. We found that 65% of the retrieved values of C have a relative error of 25% or less. For C greater than 0.6 mg.m^{-3} , the mean relative RMSE was higher : it varied between 32.79% and 80.14%.

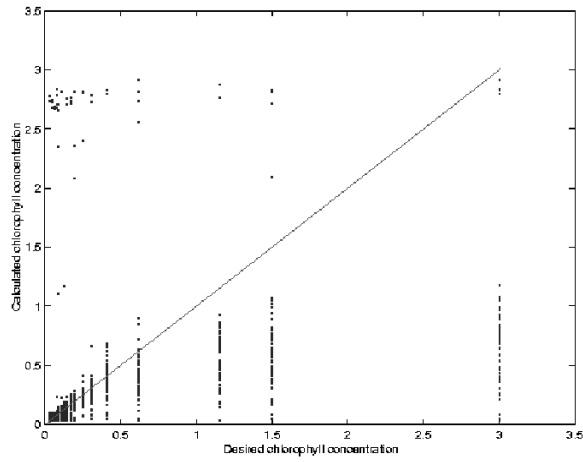


Fig.12 : Scatterplot of retrieved versus desired C after inversion with a calculated first-guess.

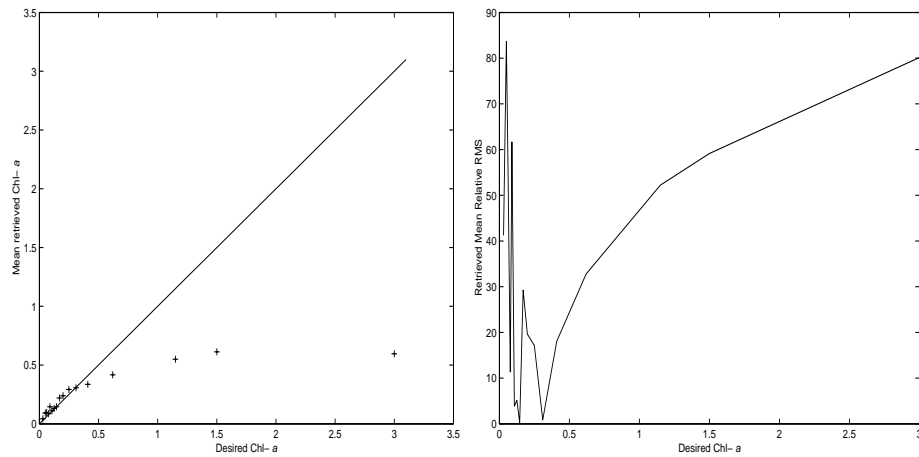


Fig.13 : Case of a first-guess. Left : Scatterplot of the mean retrieved versus desired chl-sl a ; right : Variation of the mean relative RMSE versus the desired C.

These good performances in term of the mean show that the minimization procedure is effective. With the retrieved AP and OC, we were able to model ρ_{cor} with a good accuracy. We have tested the NVI for weakly absorbing aerosols considering we can obtain a first guess for ν , m_r and $\tau(865)$ with an MLP functioning in a classifier mode dealing with the three NIR bands. Using this first guess, we retrieved C with a global error of 51.80%. The performance seems quite good for weak values of C which corresponds to the situation in the major part of the ocean.

3) Inversion of a series of SeaWiFS images

In this section, we present a first inversion of a series of SeaWiFS images. We used a composite SeaWiFS image produced by averaging a series of SeaWiFS images of the Mediterranean Sea during April 8-14, 1999. Comparisons were made between the image processed by the SeaWiFS algorithm (Gordon and Wang 1994a; McClain et al. 2000) and the NVI algorithm.

The AP and OC parameters were determined by the NVI procedure. The AP (ν , m_r and $\tau(865)$) and the C were the control variables of the NVI procedure. In this part, we have compared the chlorophyll-a concentration instead of the pigment concentration C. C is related to chl-a by the following formula :

$$C = 1.34 * \text{chl-a}^{0.983} \quad (6.11)$$

The first guess value for chl-a was equal to 0.2 mg.m⁻³ for each pixel of the image. This value represents an average value for the Mediterranean Sea.

The first guess values of the AP (ν , m_r and $\tau(865)$) were provided by an MLP inversion described in the Appendix and quite close to reality, thanks to the good quality of the MLP. Depending on the value of m_r , the MLP determines the most probable pair (ν , $\tau(865)$) by inverting the NIR spectrum (see Appendix). To avoid unrealistic values for the atmospheric parameters, we added a penalty term to the cost function, in the form of a return to a background value for the AP. In the present experiment, these background values were the first guess values of the AP. The cost function is therefore :

$$J = \alpha * \frac{1}{\sigma_{obs}} * \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\rho_{cor}^{obs}(\lambda_i) - \rho_{cor}^{cal}(\lambda_i))^2 + \beta * \sum_{i=1}^n (x_{cal} - x_{fg})^2 \quad (6.12)$$

where x_{cal} stands for the parameters calculated at each iteration and x_{fg} stands for the parameters obtained with the NIR inversion named first-guess. α and β are weights.

We present here the retrieved values of $\tau(865)$ (Fig. 14) and chl-a (Fig. 15) corresponding to $m_r=1.33$. Both images presented coherent spatial patterns. The top of these figures, the SeaWiFS retrieved quantities are shown and the NVI ones, at the bottom.

We analyzed the retrieved aerosol optical thickness $\tau(865)$ (Fig. 14). This week corresponded to weak values of $\tau(865)$, except in the Gulf of Lion, near the south-west French coast, in the Black Sea and in the eastern part of the Mediterranean Sea, near the Lebanon-Israel coast. Far from the coast, the spatial pattern of $\tau(865)$ was homogeneous for SeaWiFS- $\tau(865)$. The NVI retrieved values showed the same homogeneity, excepted along the Egyptian coast where the NVI retrieved spatial pattern is less homogeneous. The mean values of SeaWiFS- $\tau(865)$ was about 0.22. while the mean value of NVI- $\tau(865)$ was about 0.12.

The high values of $\tau(865)$ in the Gulf of Lion presented the same spatial pattern in both images. But the NVI algorithm gave values of $\tau(865)$, smaller than those provided by the SeaWiFS algorithm. The SeaWiFS- $\tau(865)$ values were about 0.21 while these of the NVI algorithm were about 0.17. The pattern of NVI- $\tau(865)$ is smaller than those of SeaWiFS- $\tau(865)$. The values of NVI- $\tau(865)$ along the western coast of Corsica Island are smaller, of order of 0.11 than those of SeaWiFS- $\tau(865)$, of order of 0.15.

We reached the same conclusion in the Black Sea. There were high values of SeaWiFS- $\tau(865)$ (0.22) in the northern part of the Black Sea. We found the same order of values -0.21- for NVI- $\tau(865)$ in the corresponding pattern. The mean values of NVI- $\tau(865)$ outside that pattern was about 0.1 as for SeaWiFS- $\tau(865)$. But we could see a large pattern of medium values of SeaWiFS- $\tau(865)$ in the western part of the Black Sea. The corresponding pattern in the NVI images was smaller in term of size and values.

In the eastern side of Mediterranean Sea, we observed filaments in the SeaWiFS- $\tau(865)$ image . Similarly, NVI- $\tau(865)$ present some filaments in this part with values of the same order. The pattern are very similar and the mean values of $\tau(865)$ is of 0.16 for SeaWiFS- $\tau(865)$ and of 0.14 for NVI- $\tau(865)$. NVI method was able to retrieve the peak of $\tau(865)$ near the western part of Cyprus. But the pattern of NVI- $\tau(865)$ was greater than those of SeaWiFS- $\tau(865)$. But both pattern have the same intensity.

The NVI algorithm also retrieved a high-value pattern of $\tau(865)$ near the Egyptian and Libyan coasts. This pattern was not retrieved with the SeaWiFS algorithm. The reason was that it corresponded to a dust

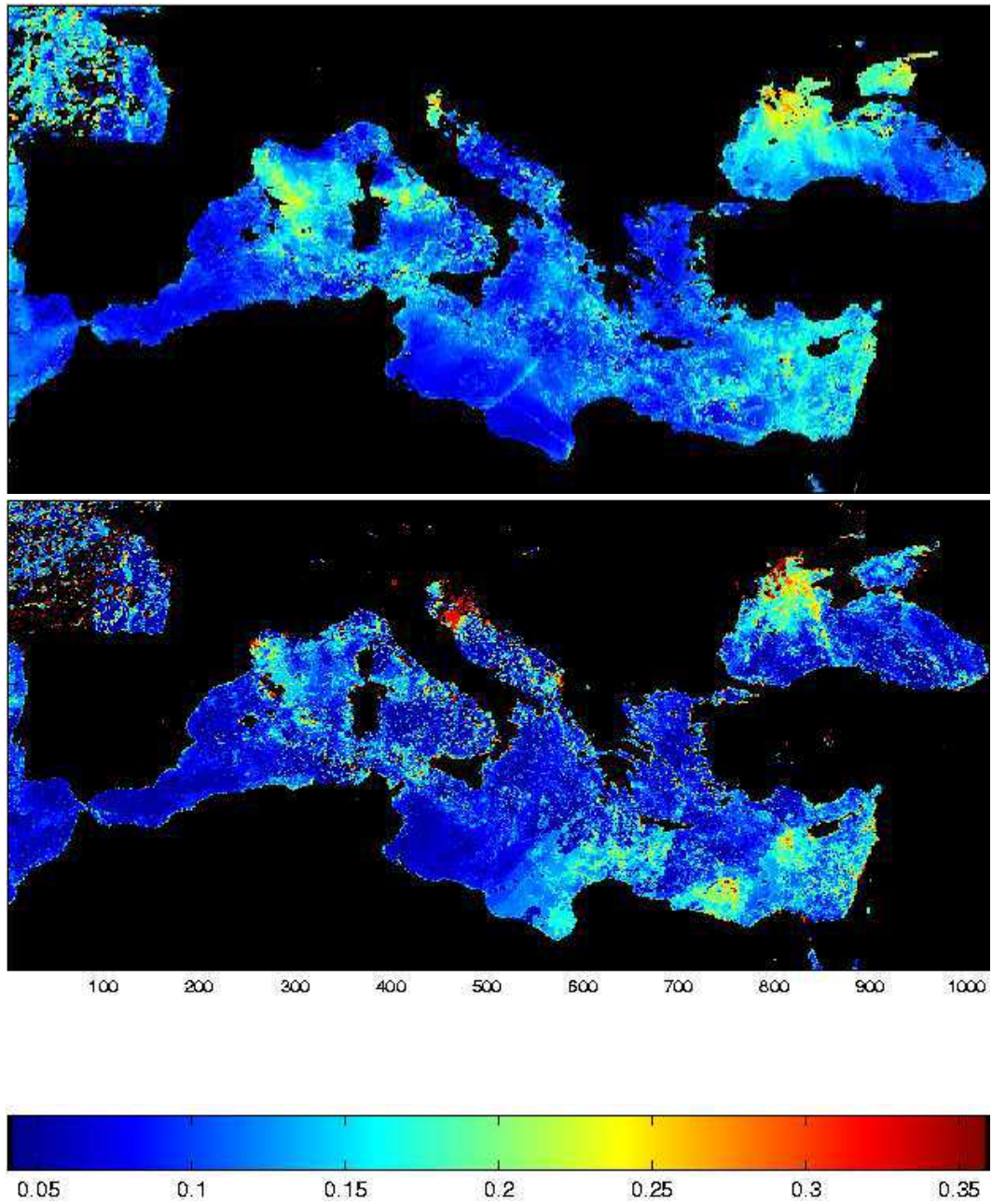


Fig. 14 : $\tau(865)$ retrieved for the seconde decade of April, 1999 with the SeaWiFS algorithm (top) and the NVI (bottom).

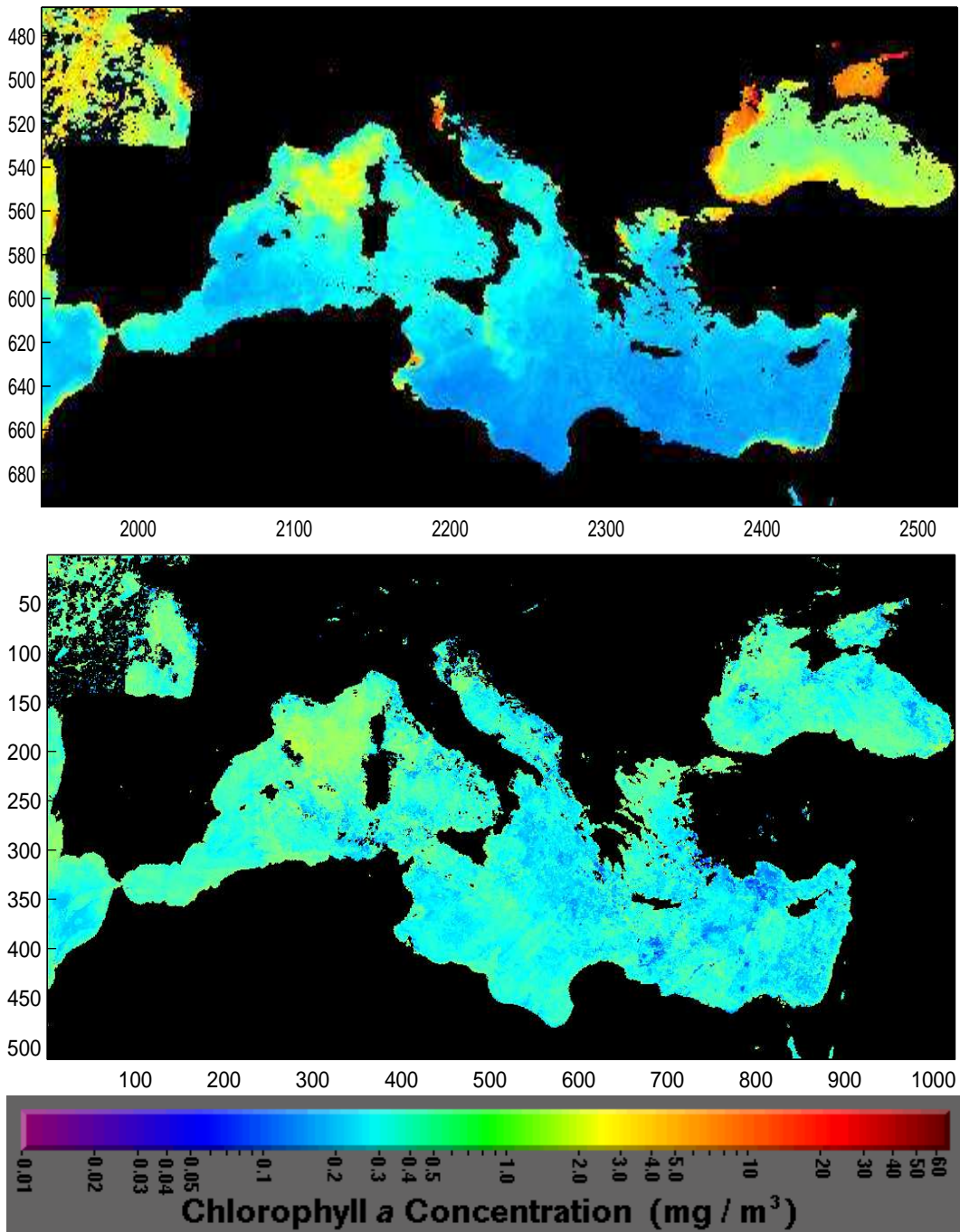


Fig. 15 :chl-a retrieved for the second decade of April, 1999 with the SeaWiFS algorithm (top) and the NVI (bottom).

aerosol event for 10th April (not presented) and the SeaWiFS algorithms do not take into account these aerosol models. When looking at the wind maps provided by Meteo-France at this date we noted that the wind was blowing from the Sahara desert to the sea. This wind direction caused the dust event. As the NVI algorithm does not flag these aerosol models, we were able to observe the spatial pattern of the dust event contrary to SeaWiFS algorithm. The NVI method is able to retrieve the high values of $\tau(865)$ associated with the dust event. But due to the quite low values of $\tau(865)$ in the NLUT used to train the MLP for the inversion, we were not able to retrieve values of $\tau(865)$ greater than 0.35.

For the western part of the Mediterranean Sea between the spanish and moroccan coasts, there were few aerosols, the SeaWiFS- $\tau(865)$ was weak. The mean values was equal to 0.07. In the NVI image of $\tau(865)$, there was an homogeneous pattern of weak values of $\tau(865)$. The mean values of NVI- $\tau(865)$ is equal to 0.05.

We now analyzed the retrieved SeaWiFS-chl-a and NVI-chl-a shown in Fig. 15. Both SeaWiFS-chl-a and NVI-chl-a gave high values of chl-a in the Gulf of Lion at the same location as the $\tau(865)$ images. The NVI method was thus able to retrieve these high values of chl-a with similar values to those of SeaWiFS. In the middle of the pattern, SeaWiFS-chl-a values were about 1.81 mg.m^{-3} . The NVI-chl-a pattern was larger in latitude and more homogeneous. The value of NVI-chl-a was about 0.92 mg.m^{-3} . The NVI-chl-a is coherent with the SeaWiFS-chl-a. As NVI underestimates the values of $\tau(865)$ with respect to those provided by SeaWiFS, the NVI values of ρ_A are lower than those of SeaWiFS. To compensate these smaller values of ρ_A in ρ_{cor} (see Eq (2)), it is necessary to increase the values of ρ_w by lowering the chl-a. Where the SeaWiFS-chl-a is strong near Corsica Island, the NVI-chl-a is smaller of a factor 2.

In the Black Sea, the SeaWiFS-chl-a values were homogeneous, except near the coast, and values were about 0.72 mg.m^{-3} . The NVI-chl-a values were less homogeneous and were lower about 0.43 mg.m^{-3} . The values of NVI-chl-a were higher along the coast like those of SeaWiFS-chl-a. The reason for this phenomenon is that the model used for computing ρ_w is dedicated to case 1 waters whereas the area under consideration consisted of case 2 waters.

For the eastern part of the Mediterranean Sea, the values of SeaWiFS-chl-a were weak, $0.10\text{-}0.12 \text{ mg.m}^{-3}$ and their associated patterns were homogeneous. The values of NVI-chl-a were less homogeneous and greater than those of SeaWiFS, $0.25\text{-}0.35 \text{ mg.m}^{-3}$. For the eastern Greek coast, a pattern of high values of SeaWiFS-chl-a appeared with values of $1.0\text{-}1.2 \text{ mg.m}^{-3}$. The NVI was able to retrieve this pattern with values of $0.6\text{-}0.7 \text{ mg.m}^{-3}$. In this case, the NVI underestimated the values of chl-a.

In conclusion, we can say that the NVI method is able to retrieve the spatial pattern of chl-a even for high values of chl-a, but the NVI values are often quite different from those given by the SeaWiFS algorithm. A reason might be some inaccuracy in the AP retrieval with the MLP-classifier using the NIR information (see Appendix).

Conclusion

We have developed a new method to process ocean color images provided by satellite sensors. The retrieval of ocean constituents from these measurements is difficult because of the presence of the atmosphere, which represents at least 90% of the reflectance received by the sensor.

The neuro-variational inversion combines the advantages of neural networks and the variational estimation. The variational method consists in inverting a direct model (a radiative transfer model in the present case) to retrieve the aerosol and oceanic parameters by minimizing the distance between the observed reflectance at the top of the atmosphere and the calculated one at several wavelengths, the control parameters being the AP and the OC. The direct model is represented by MLPs which are universal approximators and represent continuous and derivable functions. Their derivatives and consequently the adjoint of the direct model are easy to compute. The accuracy of the MLPs modeling the RTE is better than 7% in terms of relative RMSE.

First we studied the feasibility of the method by inverting a synthetic data set for which the AP are given. The first guess value for C is 0.2 mg.m^{-3} whatever its actual value is. This first guess value might be far away from the true value and can be considered as a severe condition for the inversion. The results showed that we can retrieve C with an error of 19.7% if we know exactly ν , m_r and $\tau(865)$, proving the good functioning of the NVI.

Second, still using the synthetic data set, we estimated the AP ν , m_r and $\tau(865)$ with specific MLPs working in classifier mode. These MLPs process the TOA NIR information. The estimated AP were introduced as first guesses in the NVI. The first guess value for C was still 0.2 mg.m^{-3} . In fact during the minimization only C was active. The AP moved slightly around their first guess values, probably due to the good quality of the MLP inversion. Using these first-guess values for the AP, C can be retrieved with a relative error of 51.8%

within a range of $[0.03; 3 \text{ mg.cm}^{-3}]$.

Finally, we have processed a composite SeaWiFS image for the Mediterranean Sea during the period April 8-14, 1999. The AP ν , m_r and $\tau(865)$ are still estimated with specific MLPs working in a classifier mode. In order to constrain the AP given by the NVI, a penalty term was added to the cost function in the form of a quadratic restoring it to the first guess (background in the variational optimization). The first guess value for chl-a is fixed at 0.2 mg.m^{-3} which represents an average value for the Mediterranean Sea. The NVI retrieves the same spatial pattern of $\tau(865)$ and chl-a as that provided by the SeaWiFS algorithms. But the quantitative values are somewhat different. The NVI chl-a values are always smaller than those provided by the SeaWiFS algorithm. Is it a defect of the NVI method or of the SeaWiFS algorithm ?. In fact the chl-a values computed by the Seawifs algorithm are always larger than those provided by the in-situ measurements in the Mediterranean Sea (Claustre et al. 2001, Bricaud, Bosc and Antoine 2002). Thus the NVI algorithm would give more realistic values for chl-a in the Mediterranean.

The NVI methodology might be improved by increasing the range of variation of the AP during the calibration of the different MLPs. It might also be improved by providing some realistic first guess values for chl-a.

In the present paper we focused on the feasibility of the NVI method. It offers the possibility of taking into account the absorbing aerosols in a rational manner. This is under investigation. Furthermore the NVI method also offers the possibility to invert an image globally and not pixel by pixel ; the global inversion allows us to take into account the spatial context which must dramatically improve the quality of the inversion ,at least theoretically.

Acknowledgment

This work was supported by the European Community NAOC Programme (contract number EVG1-CT-2000-00034) and the firm ACRIst. We thank Dr. H.R. Gordon of the University of Miami for providing the database.

APPENDIX

CLASSIFICATION WITH MLP

MLP can be used as a classifier (Badran, Thiria and Crepon 1991 ; Thiria et al. 1993 ; Bishop 1995) : the desired answer y_k is now the vector indexing the class c_i of the input x_k . The problem is to classify the input pattern x_k in p different classes. The response y_k was the form $y_k = [y_{1k}, \dots, y_{pk}]$ with $y_{ik} = +1$ if x_k belongs to class w_i and $y_{ik} = 0$ for $j \neq i$.

With the different classes obtained, it is possible to calculate the probability of each class. For a class c_i corresponding to x_i , the probability is

$$P(c_i) = \frac{e^{c_i}}{\sum_{k=1}^n e^{c_k}} \quad (6.13)$$

where n is the number of classes. The classifier gives the probability of each class being the true class.

In our work, we need a first guess for the neuro-variational inversion in the visible bands. We thus decided to perform a first inversion, summarized in Fig. 12A, by processing the red and near-infrared SeaWiFS bands (670, 765, 865 nm), where the sea does not influence the TOA signal (ρ_w can be neglected for case 1 waters). This enables us to get a reasonable first guess for two key aerosol parameters (the aerosol size distribution ν and the aerosol optical thickness $\tau(865)$ at 865 nm) following a specific value of m_r , because the spectral variations of ρ_A in the NIR depends mostly on these three parameters. The objective of this first step is therefore to find the best combination of ν , $\tau(865)$ and m_r that best matches the measured ρ_{cor} . We trained dedicated 4 MLP classifiers, one for ν and another for $\tau(865)$ for two specific values of m_r (1.33 and 1.50). For the ν -classifiers, we have 6 classes of ν and 4 classes of $\tau(865)$ for the $\tau(865)$ -classifiers. Each classifier gives the probability of each class to be the true class. To retrieve the best combination of (ν , m_r , $\tau(865)$), the calculation of the cross-probabilities between each combination of ν and $\tau(865)$ is done for each m_r value. This allows us to retrieve the three best pairs of (ν , $\tau(865)$) together with their associated probability level. The six best solutions (three pairs (ν_i , $\tau(865)_i$) for each value of m_r) are then retained to be used as first guesses for the second part of the inversion described below.

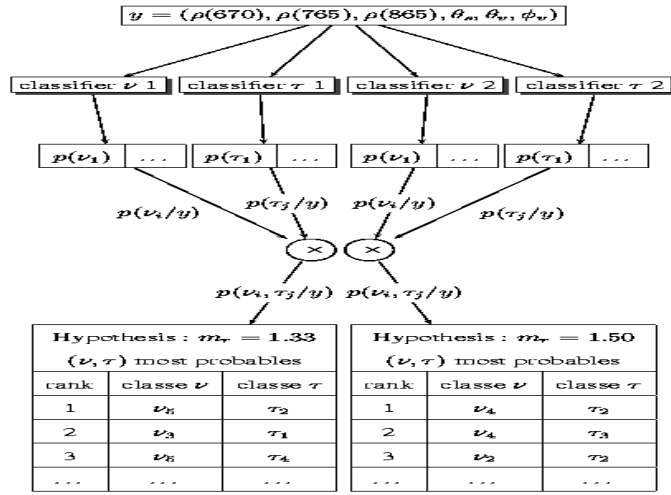


Figure 16A : Diagram of the MLP-classification in the NIR.

We present now the results of the classification on simulated data. Each MLP-classifier has two hidden layers of ten neurons each. The inputs are the three NIR reflectances, ρ_{cor} , and the Sun-viewing geometries of the measurement (θ_s , θ_v and ϕ_v).

Table 13A : Contingence matrix for ν ; $m_r=1.33$

ν	2.0	2.5	3	3.5	4	4.5
2.0	85.52	13.97	0.51	0.00	0.00	0.00
2.5	8.06	86.03	5.91	0.00	0.00	0.00
3.0	0.52	11.05	83.26	5.16	0.00	0.00
3.5	0.00	0.35	4.85	91.63	3.16	0.00
4.0	0.00	0.00	0.00	6.55	84.27	9.19
4.5	0.00	0.00	0.00	0.03	7.46	92.51

Table 14A : Contingence matrix for $\tau(865)$; $m_r=1.33$

$\tau(865)$	0.05	0.15	0.25	0.35
0.05	99.66	0.34	0.00	0.00
0.15	0.39	97.97	1.58	0.06
0.25	0.00	0.59	95.04	4.37
0.35	0.00	0.01	2.07	97.92

The learning process was done with 40,000 different sets of the input vector [$\rho_{cor}(670)$ $\rho_{cor}(765)$ $\rho_{cor}(865)$ θ_s θ_v ϕ_v] and the validation with 20,000 different sets of inputs which do not belong to the learning database. As mentioned previously, the classification is made with respect to two values of m_r (1.33 or 1.50). For the case $m_r = 1.33$, the generalization of the MLP-classifier is satisfactory. For ν , the mean rate of good determination is 87.3% (Table 6.3A) and for $\tau(865)$, 97.6% (Table 6.3A). In a perfect case, we would obtained 100%. The contingency matrices in Tables 6.3A and 6.3A are almost perfectly diagonal and do not show any false retrievals. We obtain the same performance for $m_r=1.50$ (not shown).

The calculation of the crossed probabilities between each combination of ν and $\tau(865)$ (24 in total) makes possible the determination of the most probable pair (ν , $\tau(865)$). Table 6.3A shows the probability of the three first couples. The probability to obtain the true couple in the three first couples is of 98.86% for $m_r = 1.33$ and of 99.57% for $m_r = 1.50$. When considering only the first best couple, we retrieve the true couple (ν , $\tau(865)$) with a probability of 85.01% for $m_r = 1.33$ and of 89.21% for $m_r = 1.50$.

Table 15A : Cross-probability of the couple ($\nu, \tau(865)$)

m_r	1.33	1.50
$(\nu, \tau(865))_{\text{true}} = (\nu, \tau(865))_{\text{calc. 1}}$	85.01%	89.21%
$(\nu, \tau(865))_{\text{true}} = (\nu, \tau(865))_{\text{calc. 2}}$	12.47%	9.63%
$(\nu, \tau(865))_{\text{true}} = (\nu, \tau(865))_{\text{calc. 3}}$	1.38%	0.73%

The performance of the direct inversion with MLP in the NIR is very satisfactory and leads to a good accuracy of the retrieval parameter ν and $\tau(865)$. These results therefore provide a satisfactory first guess for the inversion in the visible.

Bibliography

Badran, F., S. Thiria and M. Crepon, 1991 : Wind ambiguity removal by the use of neural networks Techniques, *J. Geophys. Res.*, **96C**, 20,521-20,529.

Bishop, C.M., 1995 : *Neural Networks for pattern recognition*, Oxford University Press, 482 pp.

Bricaud, A., E. Bosc and D. Antoine, 2002 : Algal biomass and sea surface temperature in the Mediterranean basin intercomparison of data from various satellite sensors, and implications for primary production estimates, *Remote Sens. Environ.*, **81**, 163-178.

Chomko, R. and H.R., Gordon, 1998 : Atmospheric correction of ocean color imagery : use of a Junge power-law size distribution with variable refractive index to handle aerosol absorption, *Appl. Opt.*, **37**, 5,560-5,572.

Claustre et al., 2001 : Is desert dust making oligotrophic water greener?, *Geophys. Res. Lett.*, **29**, 107-1,107-4.

Cybenko, G., 1989 : Approximation by superposition of a sigmoidal function, *Math. Control Signal Systems*, **2**, 303-313.

d'Almeida, G.A., P. Koepke and E.P. Shettle, 1991 : *Atmospheric aerosols - global climatology and radiative characteristics*, A. Deepak Publishing, 561 pp.

Deschamps, P.Y., M. Herman and D. Tanre, 1983 : Modeling of the atmospheric effects and its application of the remote sensing of ocean color, *Appl. Opt.*, **22**, 3,751-3,758.

Gordon, H.R., 1976 : Radiative transfer : a technique for simulating the ocean in satellite remote sensing calculations, *Appl. Opt.*, **15**, 1,974-1,979.

———, 1978 : Removal of atmospheric effects from satellite imagery of the oceans, *Appl. Opt.*, **17**, 1,631-1,636.

———, 1997 : Atmospheric correction of ocean color imagery in the earth observing system era, *J. Geophys. Res.*, **102**, 17,081-17,106.

——— and A. Morel, 1983 : *Remote assessment of ocean color for interpretation of satellite visible imagery*, Springer Verlag, 114 pp.

——— and M. Wang, 1994a : Retrieval of water-leaving radiance and aerosol optical thickness over the oceans with SeaWiFS : a preliminary algorithm, *Appl. Opt.*, **33**, 443-452.

——— and M. Wang, 1994b : Influence of oceanic whitecaps on atmospheric correction of ocean-color sensors, *Appl. Opt.*, **33**, 7,754-7,763.

———, J.W. Brown and R.H. Evans, 1988 : Exact Rayleigh scattering calculations for use of the Nimbus 7 coastal zone color scanner, *Appl. Opt.*, **26**, 2,111-2,122.

———, T. Du and T. Zhang, 1997 : Remote sensing of ocean color imagery and aerosol properties : resolving of issue of aerosol absorption, *Appl. Opt.*, **36**, 8,670-8,684.

———, D.K. Clark, J.W. Brown, O.B. Brown, R.H. Evans, and W.W. Broenkow, 1983 : Phytoplankton pigment concentrations in the Middle Atlantic Bright : comparison between ship determinations and coastal zone color scanner, *Appl. Opt.*, **22**, 20-36.

———, O.B. Brown, R.H. Evans, J.W. Brown, R.C. Smith, K.S. Baker and D.K. Clark, 1988 : A semi-analytic radiance model of ocean color, *J. Geophys. Res.*, **93**, 10,909-10,924.

Gross, L., S. Thiria, R. Frouin and G.B. Mitchell, 2000 : Artificial neural networks for modeling the transfer functions between marine reflectance and phytoplankton pigment concentration, *J. Geophys. Res.*, **105**, 3,483-3,495.

- Hooker, S.B. and R.C. McClain, 2000 : The calibration and validation of SeaWiFS data, *Prog. Oceanogr.*, **45**, 427-465.
- Hornik, K., M. Stinchcomb and F.E. Muller-Karger, 1989 : Multi-layer feedforward networks are universal approximators, *Neural Networks*, **2**, 359-366.
- Jamet, C., S. Thiria, C. Moulin, M. Crepon and H.R. Gordon, 2002 : Use of a neural network approach to improve atmospheric correction of Ocean Color Imagery, *Extended Abstracts, XVI Ocean Optics*, Santa Fe, N.M., USA.
- Junge, 1958 : Atmospheric chemistry, *Adv. Geophys.*, **4**, 1-108.
- McClain, C.R., E.J. Ainsworth, R.A. Barnes, R.E. Eplee Jr, F.S. Patt, W.D. Robinson, M. Wang and S.W. Bailey, 2000 : SeaWiFS postlaunch calibration and validation analyses, Part 1, NASA tech. Memo 206982, Greenbelt, Md., 85 pp.
- Morel, A., 1988 : Optical modeling of the upper ocean in relation to its biogenous matter content (case I waters), *J. Geophys. Res.*, **93**, 10,749-10,768.
- Pinkus, A., 1999 : Approximation theory of the MLP model in neural networks, *Acta Numerica*, 143-195.
- Reilly, J.R. et al, 1998. : Ocean Color chlorophyll algorithms for SeaWiFS, *J. Geophys. Res.*, **103**, 24,937-24,953.
- Shettle, E.P. and R.W. Fenn, 1979 : Models of the atmospheric aerosols and their optical properties, AFGL (Air Force Geophysical Laboratory), Hanscomb Airforce Base, Mass., 16 pp..
- Siegel, D.A., W. Wang, S. Maritorena and W. Robinson, 2001 : Atmospheric correction of satellite ocean color imagery : the black pixel assumption, *Appl. Opt.*, **39**, 3,582-3,591.
- Thiria, S., C. Mejia, F. Badran and M. Crepon, 1993 : A neural network approach for modelling transfer functions : application for wind retrieval from spaceborne scatterometer data, *J. Geophys. Res.*, **98**, 22,827-22,841.
- Yang, H. and H.R. Gordon, 1997 : Remote sensing of ocean color : assessment of the water-leaving radiance bidirectional effects on the atmospheric diffuse transmittance, *Appl. Opt.*, **36**, 7,887-7,897.
- Zhao, F. and T. Nakajima, 1997 : Simultaneous determination of water-leaving reflectance and aerosol optical thickness from Coastal Zone Color Scanner measurements, *Appl. Opt.*, **36**, 6,949-6,956.

Conclusion

Cette thèse s'est déroulée sur le thème de la couleur de l'océan. L'observation de la couleur de l'océan depuis l'espace permet d'étudier la variabilité spatio-temporelle de la biomasse marine à l'échelle régionale et globale. Pour traiter les images de la couleur de l'océan afin d'avoir accès à la concentration en chlorophylle-*a* (chl-*a*), il faut soustraire l'impact de l'atmosphère et en particulier celui des aérosols sur la contamination du signal mesuré par le capteur, processus qui est appelé correction atmosphérique.

Ce travail, qui est avant tout un travail méthodologique, a permis d'améliorer certaines limitations observées dans le traitement des spectres de réflectances par la chaîne opérationnelle SeaWiFS. Ces limitations sont au nombre de trois : la première est l'utilisation de tables pré-calculées qui imposent de nombreuses interpolations, la seconde est de fixer le modèle d'aérosols obtenu dans le proche infrarouge pour calculer la réflectance marine et la dernière est l'utilisation de modèle d'aérosols faiblement absorbants. L'inversion mise au point au cours de cette thèse permet de lever deux de ces points.

Le but de ce travail a donc été de mettre au point un algorithme de correction atmosphérique pour améliorer celui de SeaWiFS. La méthode développée est basée sur les réseaux de neurones artificiels, en particulier les Perceptrons Multi-Couches (PMC) et sur l'inversion variationnelle. Le schéma de traitement des images suit celui de l'algorithme SeaWiFS. Les canaux proche infrarouge donnent accès aux valeurs des propriétés optiques des aérosols (le coefficient d'Angström α , l'albédo de simple-diffusion ω_0 et l'épaisseur optique τ) et les canaux visibles sont utilisés pour restituer la chlorophylle-*a*.

La première partie de l'algorithme est similaire à l'algorithme de correction atmosphérique standard SeaWiFS si ce n'est que les LUTs sont remplacées par des PMCs. On montre que les inversions directes par PMC dans le proche infra-rouge permettent d'obtenir des valeurs précises des propriétés optiques des aérosols. Après avoir calibré les PMCs sur des données théoriques, les inversions restituant α et τ ont été validées grâce à des mesures au sol. Les comparaisons sur α ont montré une meilleure restitution en terme de rms par PMC et une restitution équivalente pour τ par rapport aux valeurs obtenues par l'algorithme SeaWiFS. Ces conclusions ont été généralisées à un ensemble d'images pour la mer Méditerranée pour l'année 1999. Ces inversions par PMCs dans le proche infrarouge permettent de supprimer la première limitation des algorithmes standards, à savoir qu'on limite le bruit lié à l'interpolation et qu'on gagne du temps de calcul ($\simeq 1\text{H}30$ pour traiter une année complète d'images permettant de restituer α , ω_0 et τ avec un PC).

La seconde partie de l'inversion dans le visible est plus originale car, contrairement à l'algorithme SeaWiFS qui considère comme figé les propriétés optiques des aérosols après l'étape de correction atmosphérique dans le proche infrarouge, elle permet d'ajuster certains paramètres aérosols (ici α et ω_0) pour mieux retrouver les paramètres marins : la concentration en chlorophylle-*a* et le paramètre de diffusion b^0 . La variation de α et ω_0 permet d'améliorer les restitutions pour les faibles valeurs de chlorophylle-*a*.

La méthode a été appliquée à des images SeaWiFS de l'année 1999. Les résultats de l'inversion ont tout d'abord été comparés à des mesures in-situ et aux images SeaWiFS pour la mer Méditerranée. La comparaison avec les mesures obtenues pendant la campagne PRO-SOPE dans le bassin occidental montre que les restitutions de chl-*a* par l'inversion neuro-variationnelle sont meilleures pour les eaux oligotrophiques (chl-*a* < 0.2 mg.m⁻³) que celles obtenues par l'algorithme SeaWiFS. Ce résultat est vérifié pour l'ensemble de la mer Méditerranée. La généralisation à un ensemble d'images montrent la stabilité spatio-temporelle de l'inversion neuro-variationnelle et une meilleure restitution de la chlorophylle-*a* pour les eaux oligotrophiques. Ce résultat est en accord avec d'autres comparaisons effectuées avec différentes données in-situ sur l'ensemble du bassin méditerranéen montrant que l'algorithme SeaWiFS sur-estime fortement les concentrations de chlorophylle-*a* pour les eaux oligotrophiques. Les auteurs des articles déduisent que l'algorithme de correction atmosphérique entraîne une erreur d'un facteur 2 pour ces eaux. L'inversion neuro-variationnelle permet de lever la deuxième limitation des algorithmes standards sur l'utilité de mieux ajuster certaines propriétés optiques des aérosols dans le visible.

Bien que l'utilisation de modèles d'aérosols absorbants dans l'inversion neuro-variationnelle a été initiée, le temps n'a pas permis de pousser suffisamment loin le travail dans le cadre de cette thèse pour conclure sur le fait que la méthode développée pendant cette thèse, est capable de gérer ce type d'aérosol, même si en théorie, rien ne s'y oppose. On ne peut donc pas démontrer ici que la troisième limitation des algorithmes classiques a été surmontée.

L'inversion développée durant la thèse a été validée et permet d'entrevoir plusieurs perspectives directes et très intéressantes dans le contexte de la couleur de l'océan.

En ce qui concerne la partie proche infrarouge, bien que les valeurs fournies par les PMC soient suffisamment précises pour retrouver la chlorophylle-*a* avec la précision requise par les spécifications, on peut envisager d'utiliser d'autres méthodes permettant de résoudre les ambiguïtés. Une première expérience a été effectuée qui montrent que les cartes auto-organisatrices [Niang *et al.*, 2003] permettant d'améliorer d'environ 5 % les performances présentées dans ce manuscrit.

En ce qui concerne l'inversion neuro-variationnelle, la démarche qui a été suivie permet d'envisager un passage à un traitement opérationnel sous réserve de quelques études et améliorations complémentaires. Il faut tout d'abord remplacer le modèle bio-optique de Gordon *et al.* (1988) par un algorithme plus récent et de meilleure qualité [Garver and Siegel, 1997]. Le deuxième point sera d'étudier plus en détail la possibilité de laisser l'épaisseur optique varier dans l'inversion neuro-variationnelle. La sur-estimation constatée pour l'inversion directe atténuée d'une manière artificielle la contribution due à la chlorophylle-*a*. L'inversion neuro-variationnelle devrait donc permettre une évolution de la valeur de τ . Une étude méthodologique rigoureuse doit être menée, afin de voir de quelle manière guider cette recherche. Dans le même ordre d'idée et en parallèle, une étude sur la fonction de coût doit permettre d'introduire plus d'informations sur la physique. Une première amélioration étant que l'on pourrait introduire en plus de l'erreur quadratique sur la forme (pente du spectre) une information sur l'intensité (erreur quadratique classique). Enfin, il est maintenant envisageable grâce à cette méthode d'inverser une image dans sa globalité et non plus pixel par pixel ce qui permettrait de tenir compte du contexte spatial.

Pour la prise en compte des aérosols absorbants, le travail, qui a été initié, est basé sur le formalisme adopté par Chomko & Gordon (1998). Ce travail doit être repris et poursuivi de façon prioritaire soit en continuant le travail effectué soit en introduisant d'autres modèles d'aérosols [Gordon *et al.*, 1997] dans les bases d'aérosols présentées dans ce manuscrit.

Enfin, une dernière perspective est d'implémenter la méthode neuro-variationnelle pour le traitement des eaux côtières (eaux dites du "cas 2"). Ces eaux ont une réflectance de surface plus élevée que les eaux du large, du fait de leur composition (présence de sédiments et concentrations plus élevées des divers constituants) et de l'éventuelle réflexion de la lumière sur le fond (cas des eaux peu profondes). Cette caractéristique implique qu'il n'est pas possible de faire l'hypothèse que la réflectance marine est négligeable dans les canaux proche infra-rouge [Siegel *et al.*, 2000]. Il est indispensable pour ces eaux de retrouver les propriétés optiques des aérosols et la concentration en chlorophylle-a simultanément. La méthode neuro-variationnelle le permet et en utilisant un modèle marin adapté aux eaux du cas 2, la restitution de la chlorophylle-a et des sédiments est parfaitement envisageable.

Annexe A

rms et erreurs relatives sur ρ_{cor} , ρ_A , $t * \rho_w$ selon l'hypothèse sur la variation de (α, ω_0, τ)

Restitution de ρ_{cor}

– (α, ω_0, τ) fixés

λ (nm)	412	443	490	510	555
rms	$7.47 \cdot 10^{-3}$	$7.42 \cdot 10^{-3}$	$6.61 \cdot 10^{-3}$	$6.08 \cdot 10^{-3}$	$5.13 \cdot 10^{-3}$
erreur relative %	5.31 %	5.20 %	5.07 %	5.60 %	6.04 %

TAB. A.1 – rms et erreur relative pour ρ_{cor} sur le spectre visible si (α, ω_0, τ) sont fixés.

– (α, ω_0) varient

λ (nm)	412	443	490	510	555
rms	$6.24 \cdot 10^{-3}$	$5.74 \cdot 10^{-3}$	$5.55 \cdot 10^{-3}$	$5.56 \cdot 10^{-3}$	$5.65 \cdot 10^{-3}$
erreur relative %	7.61 %	7.23 %	7.27 %	7.93 %	9.25 %

TAB. A.2 – rms et erreur relative pour ρ_{cor} sur le spectre visible si α et ω_0 varient.

Restitution de $t * \rho_w$

– (α, ω_0, τ) fixés

λ (nm)	412	443	490	510	555
rms	$1.44 \cdot 10^{-3}$	$1.57 \cdot 10^{-3}$	$1.47 \cdot 10^{-3}$	$1.18 \cdot 10^{-3}$	$0.90 \cdot 10^{-3}$
erreur relative %	14.03 %	13.72 %	13.78 %	14.77 %	16.79 %

TAB. A.3 – rms et erreur relative pour $t * \rho_w$ sur le spectre visible si (α, ω_0, τ) sont fixés.

– (α, ω_0) varient

Restitution de ρ_A

– (α, ω_0, τ) fixés

– (α, ω_0) varient

λ (nm)	412	443	490	510	555
rms	$1.48*10^{-3}$	$1.58*10^{-3}$	$1.38*10^{-3}$	$1.03*10^{-3}$	$0.75*10^{-3}$
erreur relative %	14.53 %	14.18 %	13.14 %	13.24 %	14.67 %

TAB. A.4 – rms et erreur relative pour $t * \rho_w$ sur le spectre visible si α et ω_0 varient.

λ (nm)	412	443	490	510	555
rms	$7.67*10^{-3}$	$7.79*10^{-3}$	$6.87*10^{-3}$	$6.18*10^{-3}$	$5.16*10^{-3}$
erreur relative %	8.30 %	8.13 %	7.69 %	7.67 %	7.54 %

TAB. A.5 – rms et erreur relative pour ρ_A sur le spectre visible si (α, ω_0, τ) sont fixés.

λ (nm)	412	443	490	510	555
rms	$6.30*10^{-3}$	$5.92*10^{-3}$	$5.82*10^{-3}$	$5.77*10^{-3}$	$5.82*10^{-3}$
erreur relative %	13.34 %	12.67 %	12.80 %	12.38 %	12.61 %

TAB. A.6 – rms et erreur relative pour ρ_A sur le spectre visible si α et ω_0 varient.

Annexe B

Cartes de vent

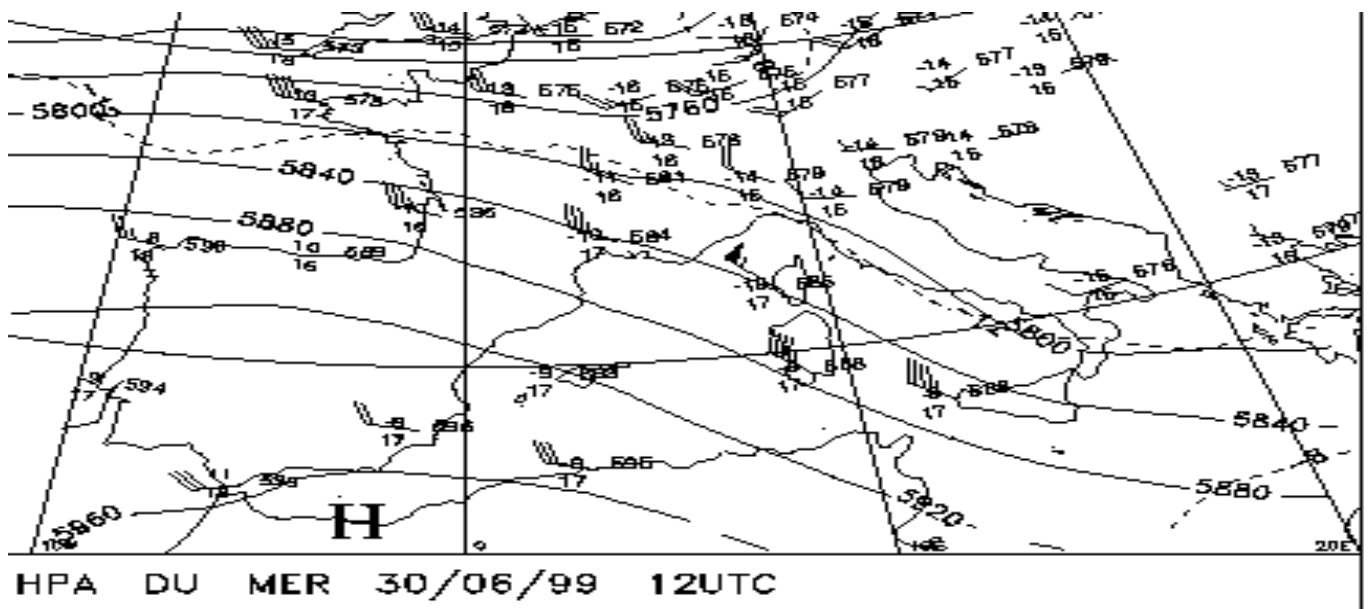


FIG. B.1 – Carte des directions de vent pour le 30 juin 1999 (jour 181)

Carte de vent pour le 30 juin 1999

Carte de vent pour le 1er juillet 1999

Carte de vent pour le 2 juillet 1999

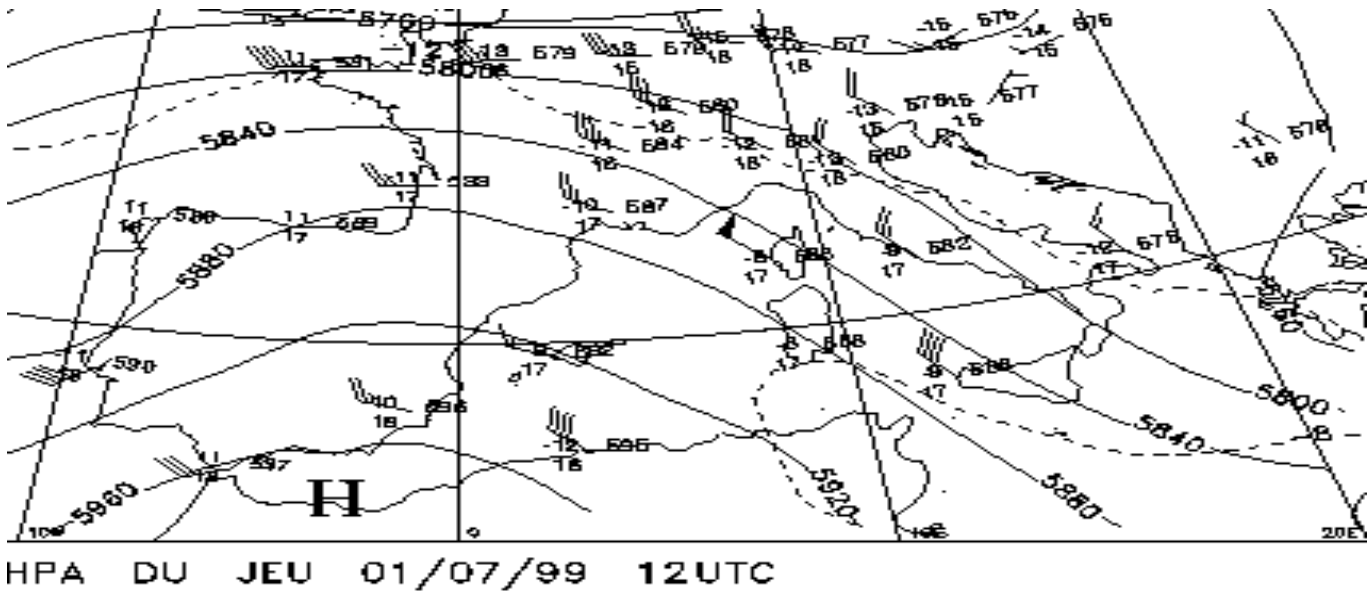


FIG. B.2 – Carte des directions de vent pour le 1er juillet 1999 (jour 182)

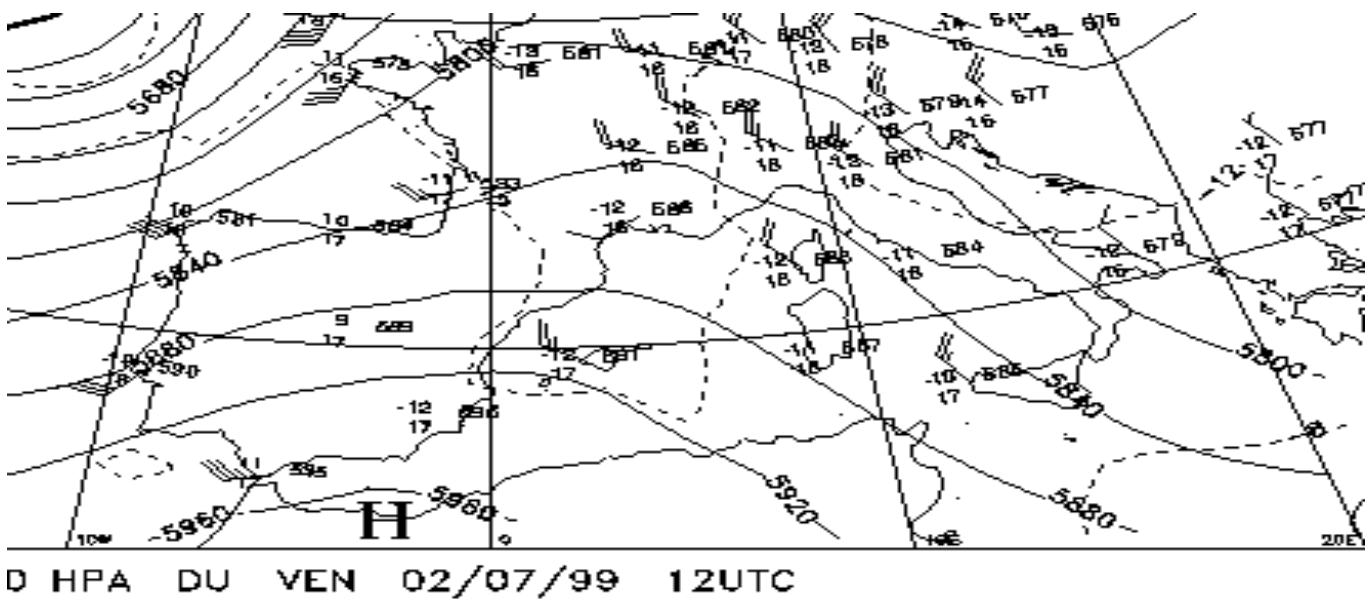


FIG. B.3 – Carte des directions de vent pour le 2 juillet 1999 (jour 183)

Annexe C

Cartes de α obtenues par PMC- α et par SeaWiFS

Jours complémentaires de la semaine du 26 juin au 3 juillet 1999 Les comparaisons de α pour les jours complémentaires de la huitaine entre le 26 juin et le 3 juillet 1999 sont présentés.

Semaine du 8 au 14 avril 1999 Les comparaisons de α pour la huitaine entre le 8 au 14 avril sont présentés.

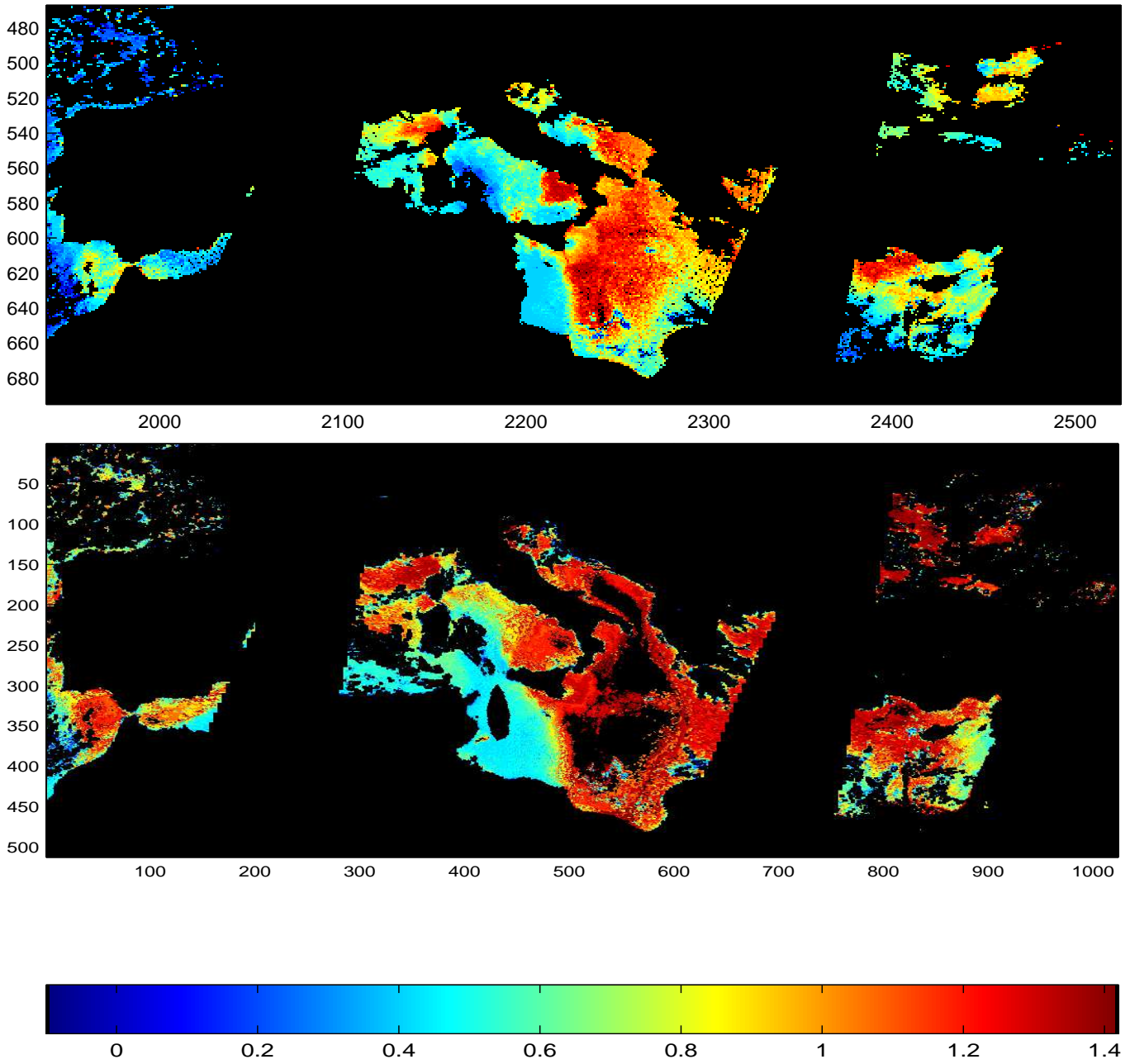


FIG. C.1 – Comparaison de α restituées par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 27 juin 1999 (*jour 178*).

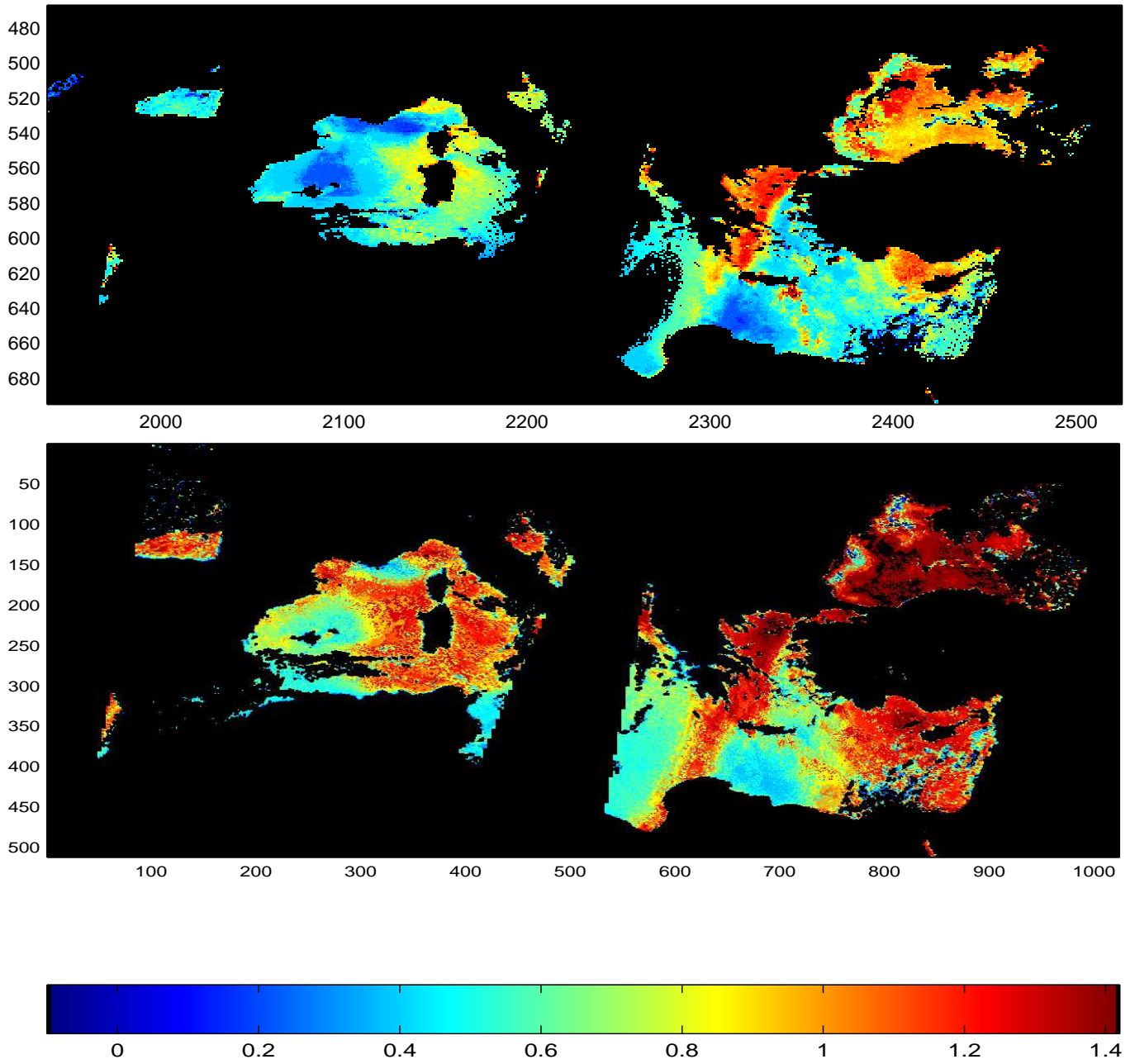


FIG. C.2 – Comparaison de α restituées par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 28 juin 1999 (*jour 179*).

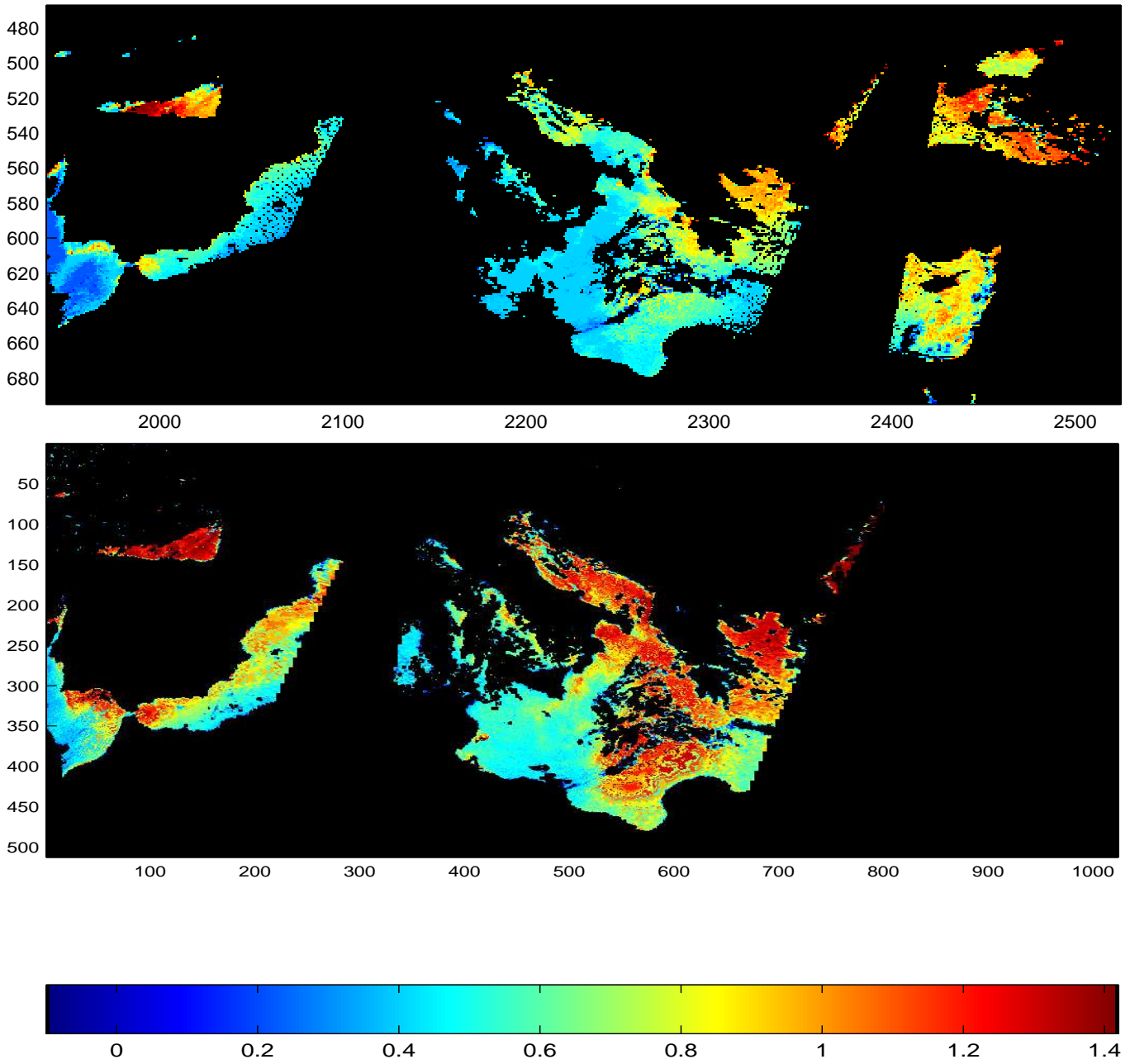


FIG. C.3 – Comparaison de α restituées par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 29 juin 1999 (*jour 180*).

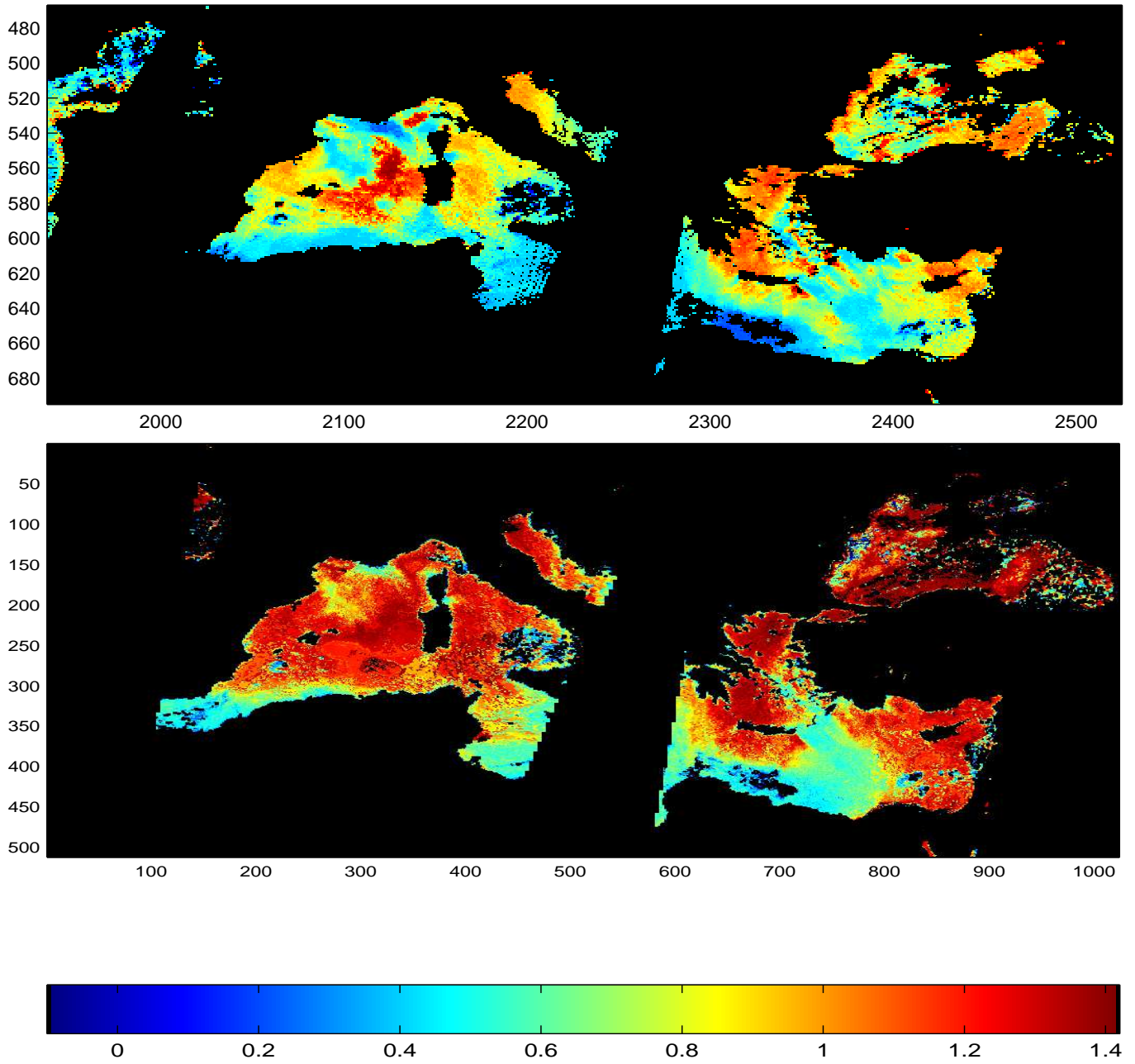


FIG. C.4 – Comparaison de α restituées par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 30 juin 1999 (*jour 181*).

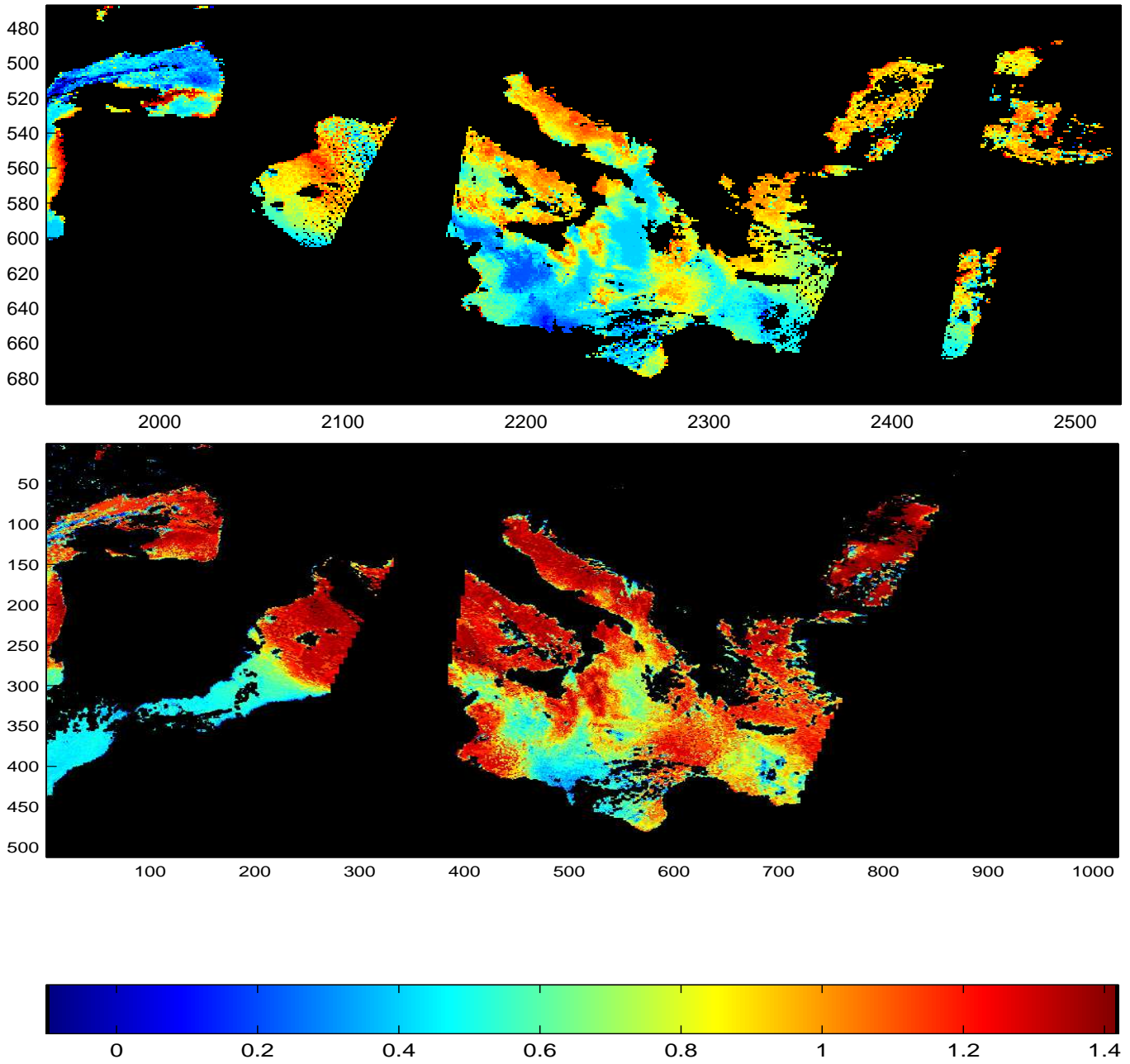


FIG. C.5 – Comparaison de α restituées par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 1er juillet 1999 (*jour 182*)

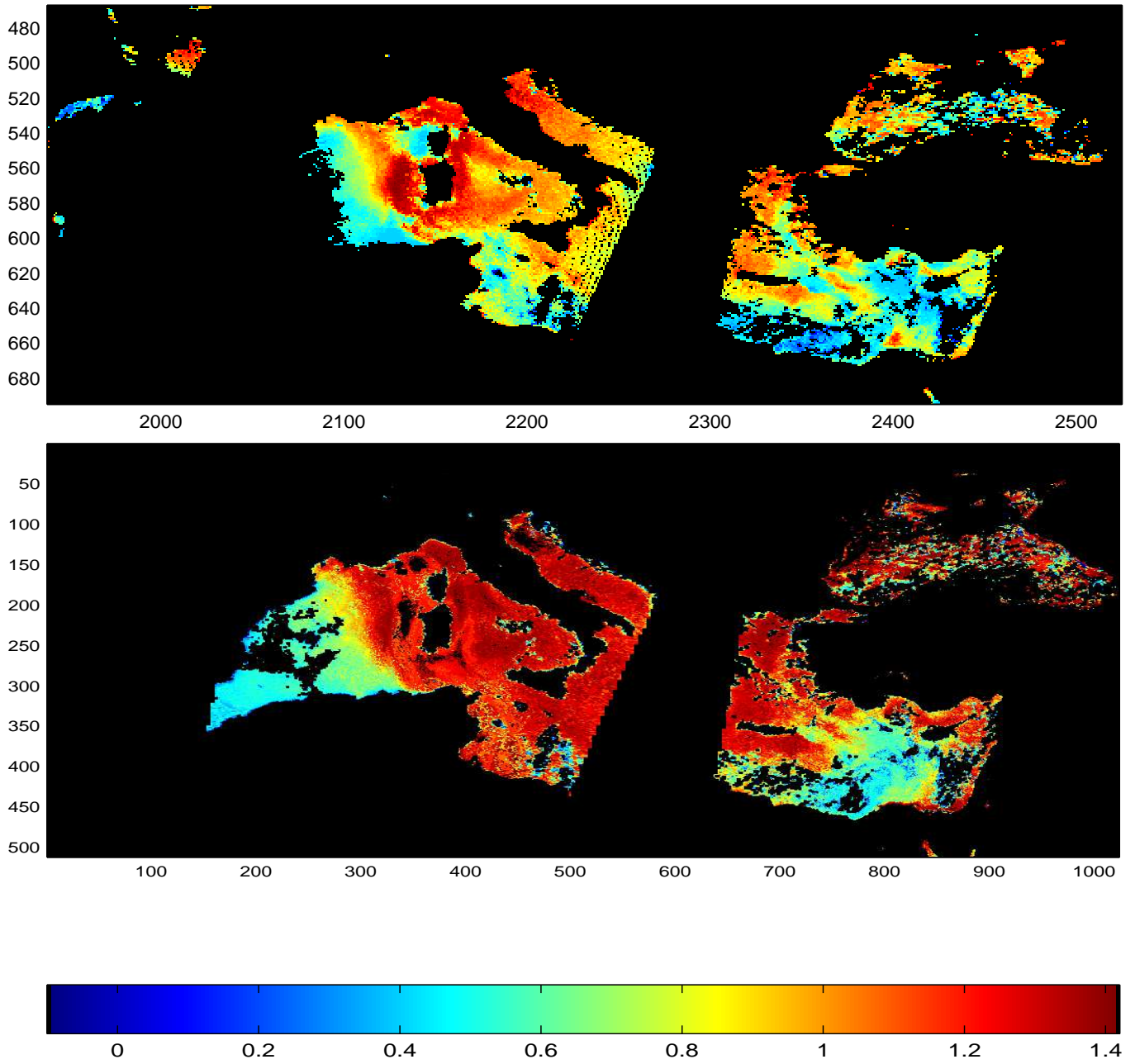


FIG. C.6 – Comparaison de α restituées par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 2 juillet 1999 (*jour 183*).

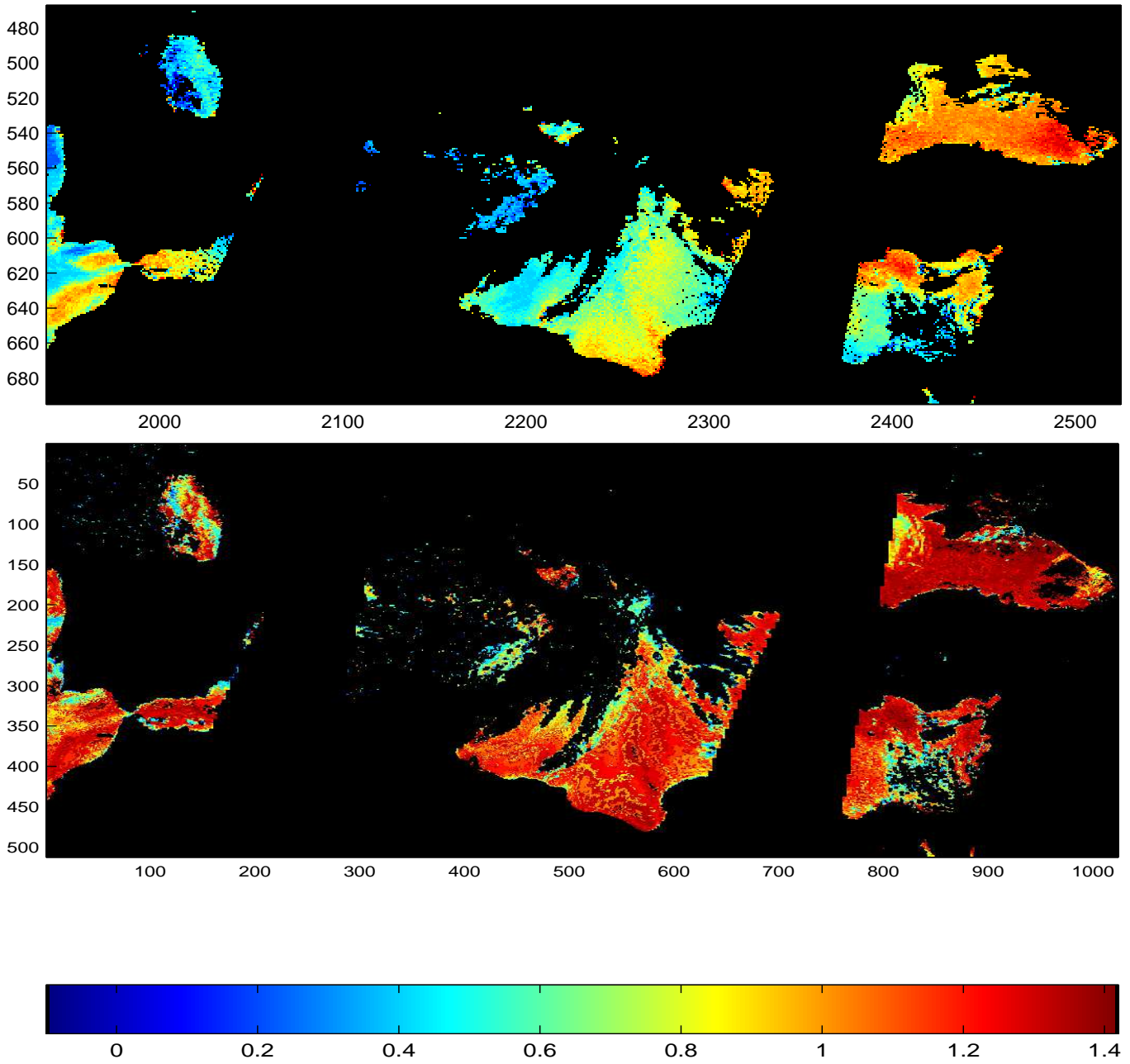


FIG. C.7 – Comparaison de α obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 8 avril 1999 (*jour 98*).

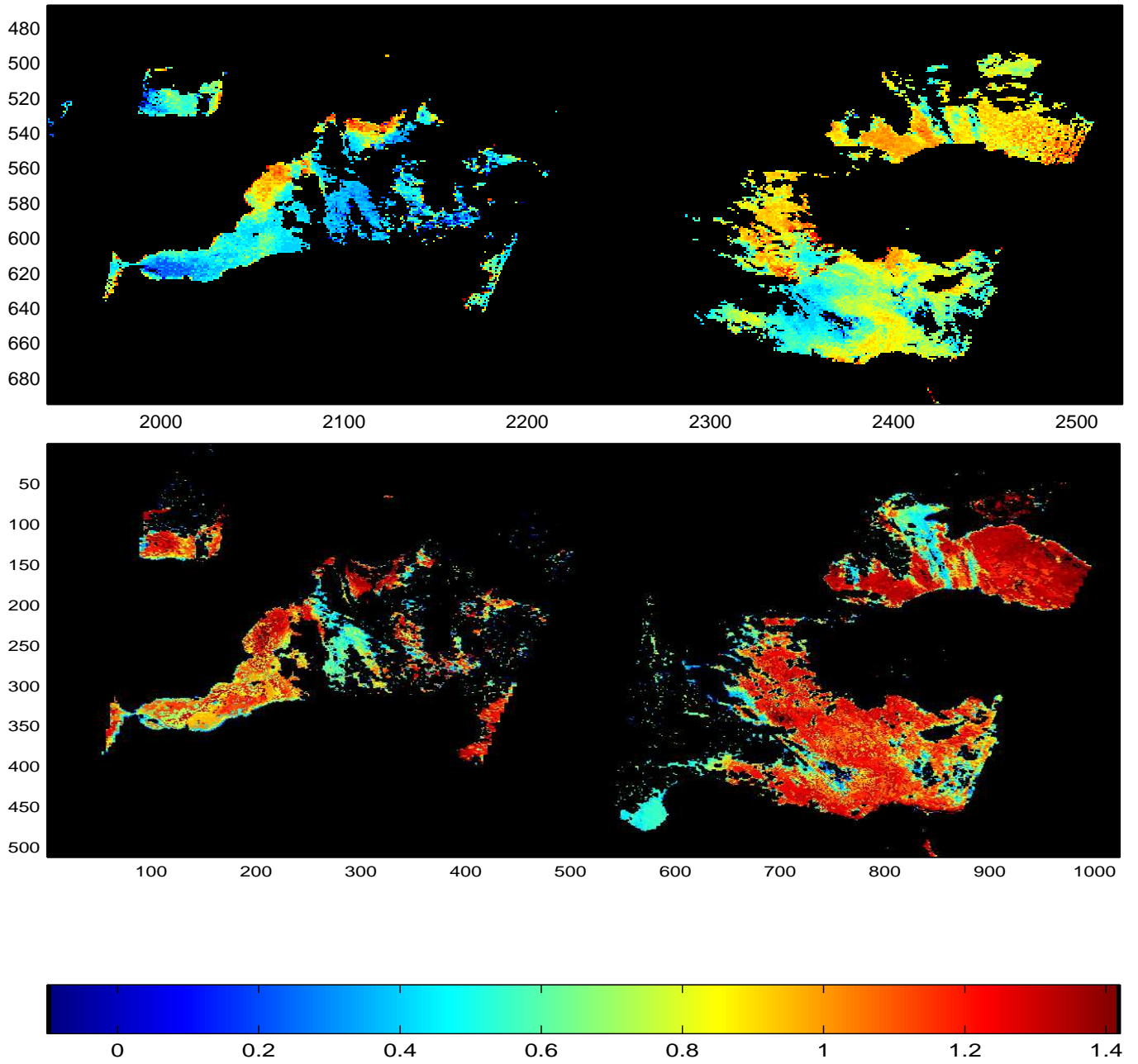


FIG. C.8 – Comparaison de α obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 9 avril 1999 (*jour 99*).

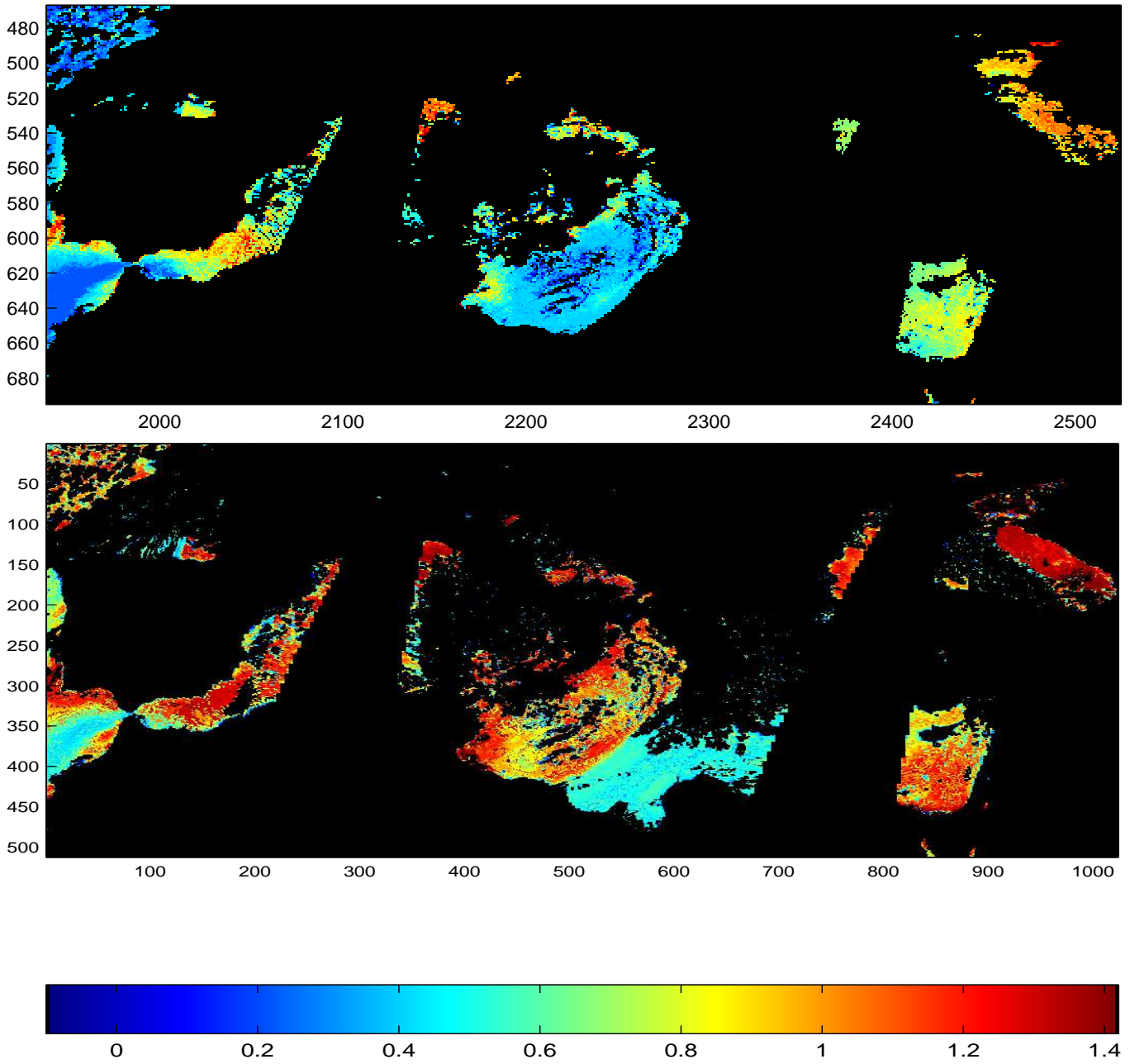


FIG. C.9 – Comparaison de α obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 10 avril 1999 (*jour 100*).

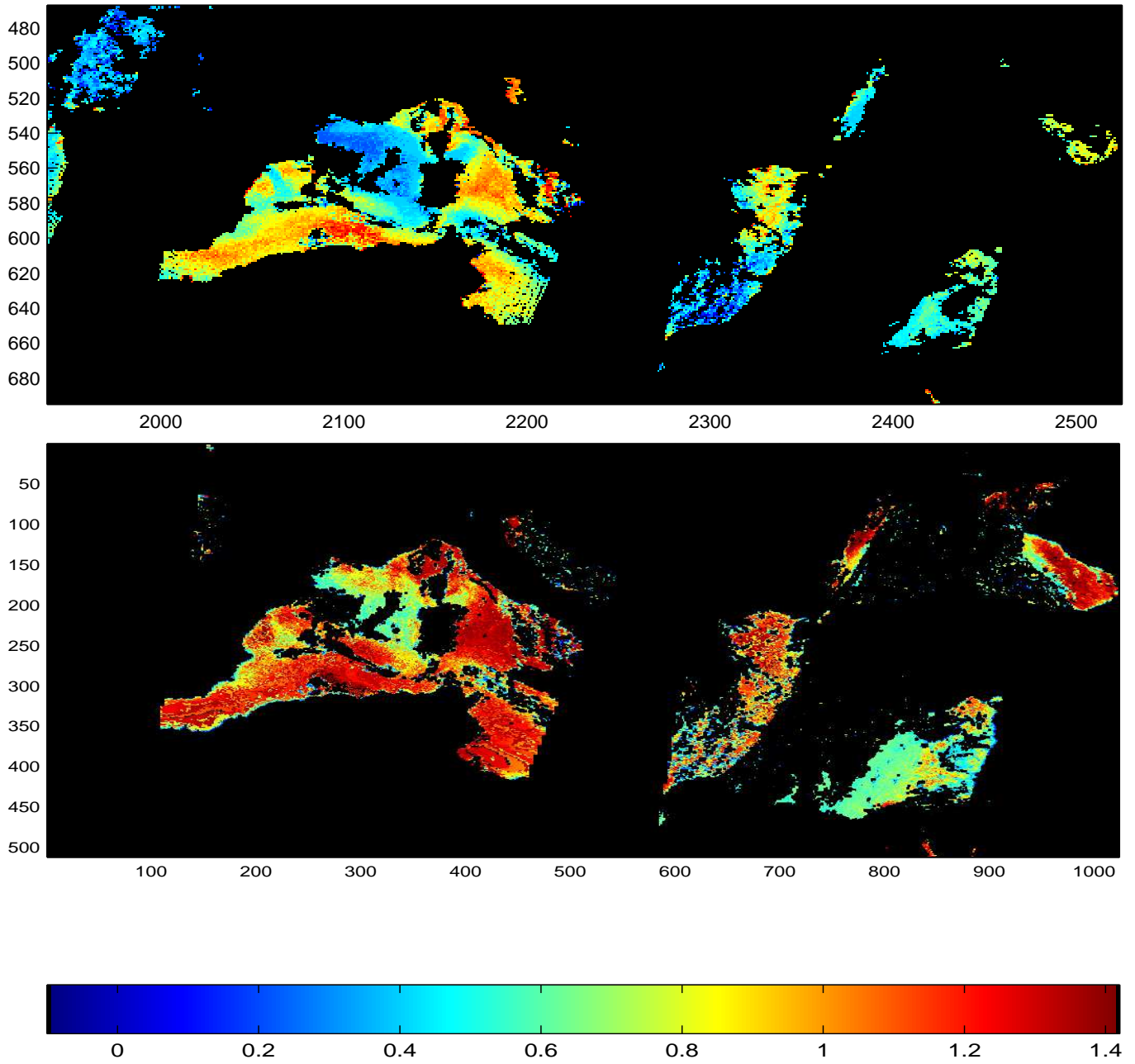


FIG. C.10 – Comparaison de α obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 11 avril 1999 (*jour 101*).

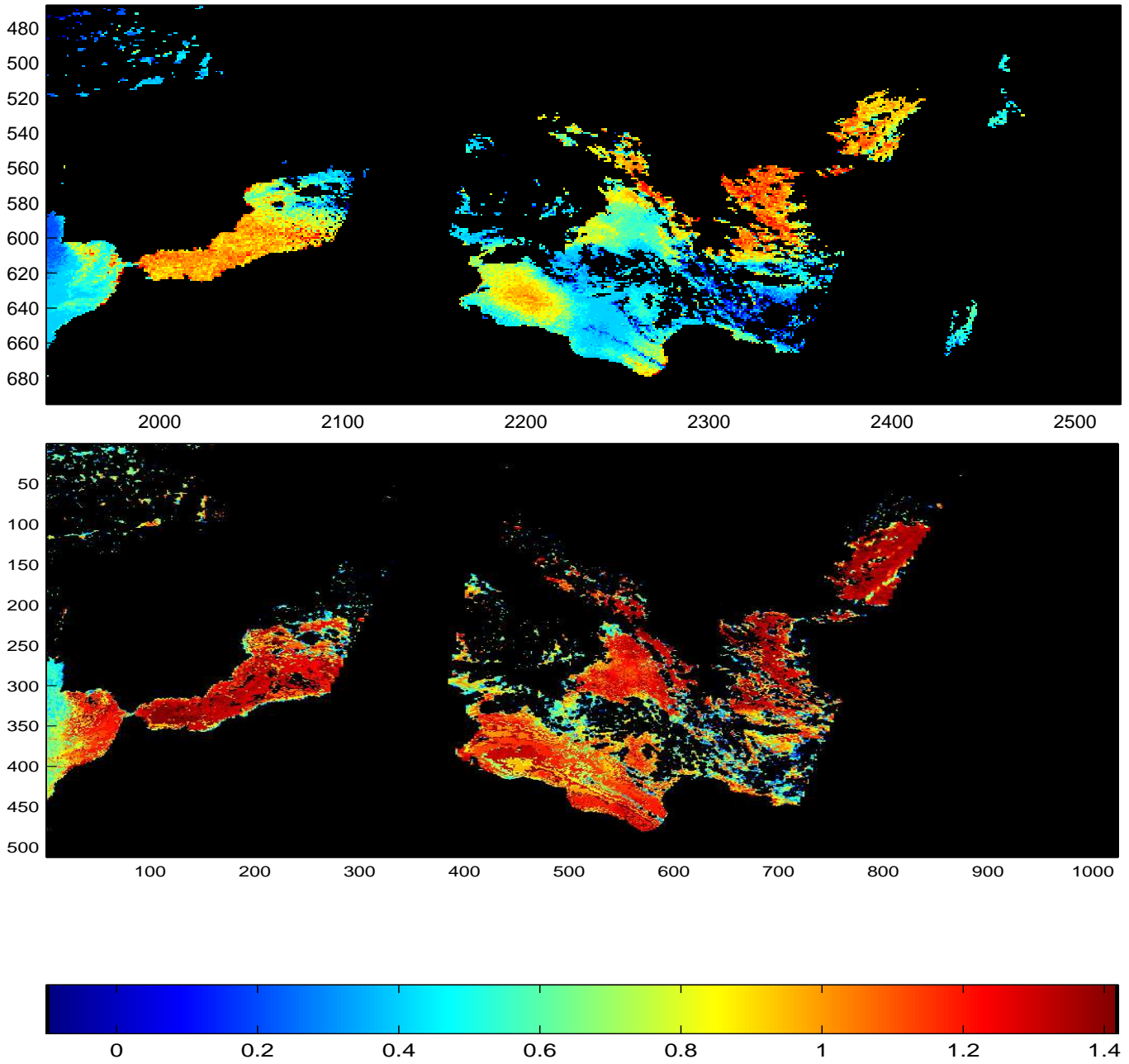


FIG. C.11 – Comparaison de α obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 12 avril 1999 (*jour 102*).

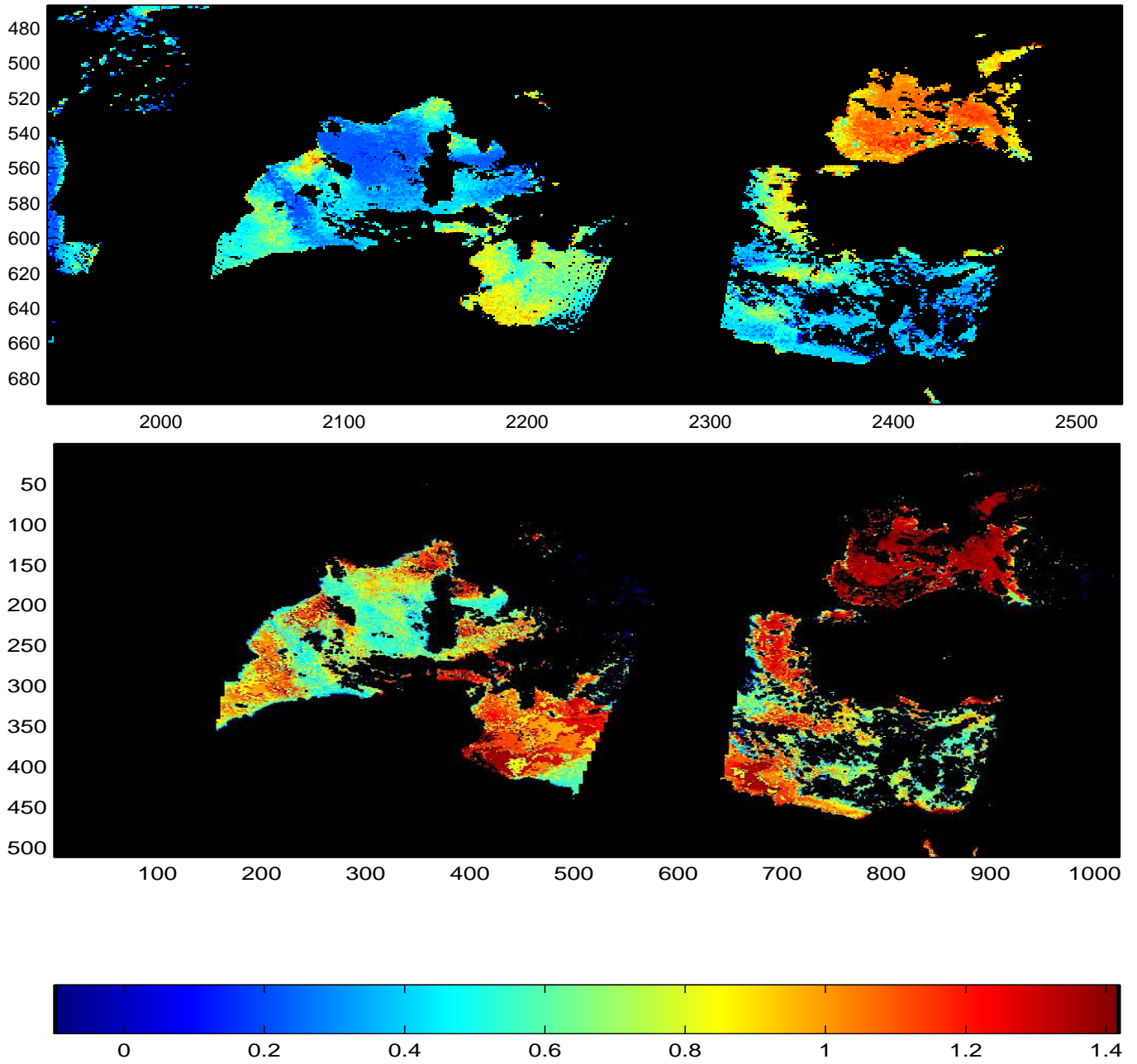


FIG. C.12 – Comparaison de α obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 13 avril 1999 (*jour 103*).

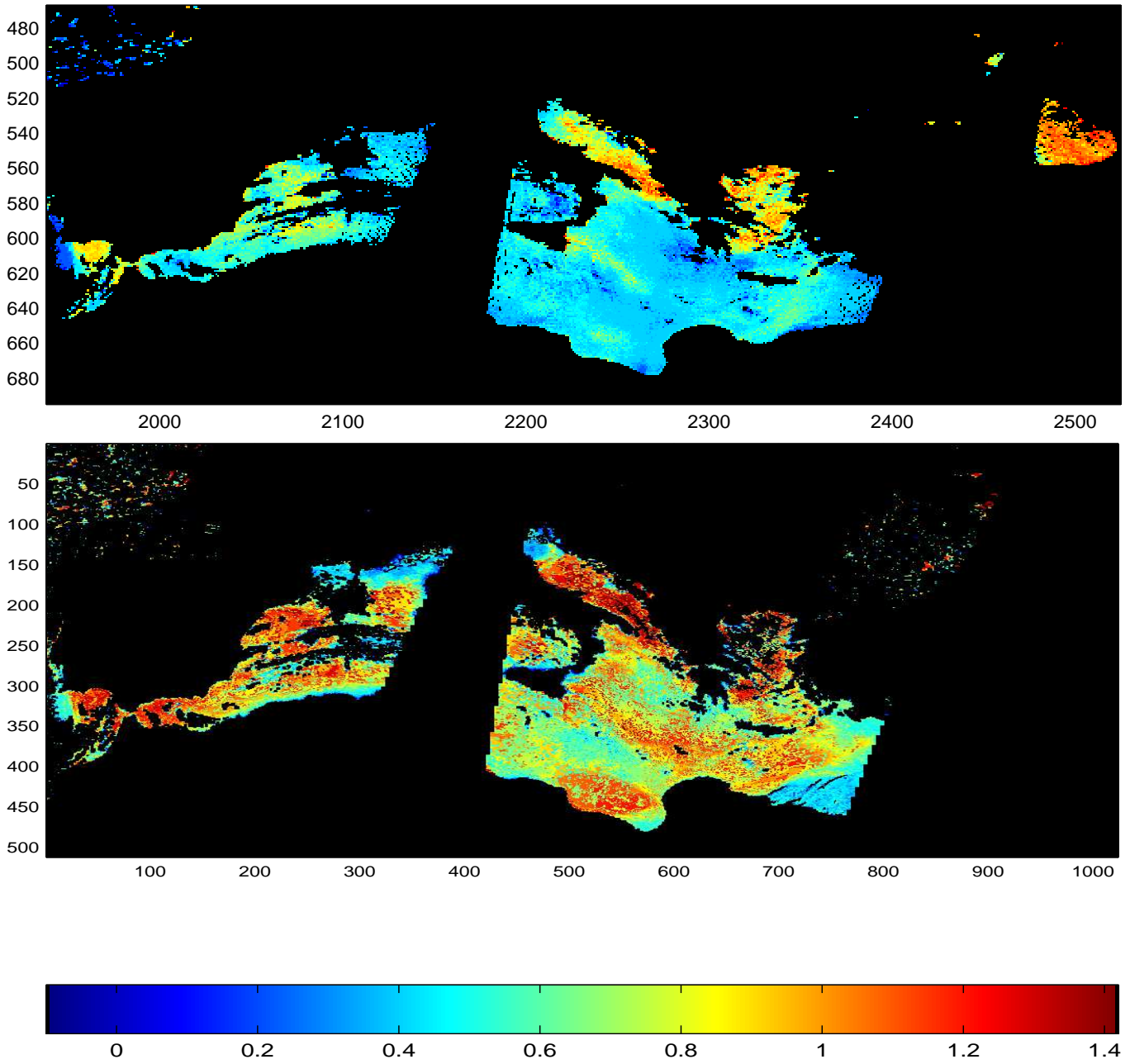


FIG. C.13 – Comparaison de α obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- α (figure du bas) pour le 14 avril 1999 (*jour 104*).

Annexe D

Cartes de τ obtenues par PMC- τ et par SeaWiFS

Jours complémentaires de la semaine du 26 juin au 4 juillet 1999 Les comparaisons de τ pour la huitaine entre le 26 juin et le 3 juillet 1999 sont présentés.

Semaine du 8 au 14 avril 1999 Les comparaisons de τ pour la huitaine entre le 8 au 14 avril sont présentés.

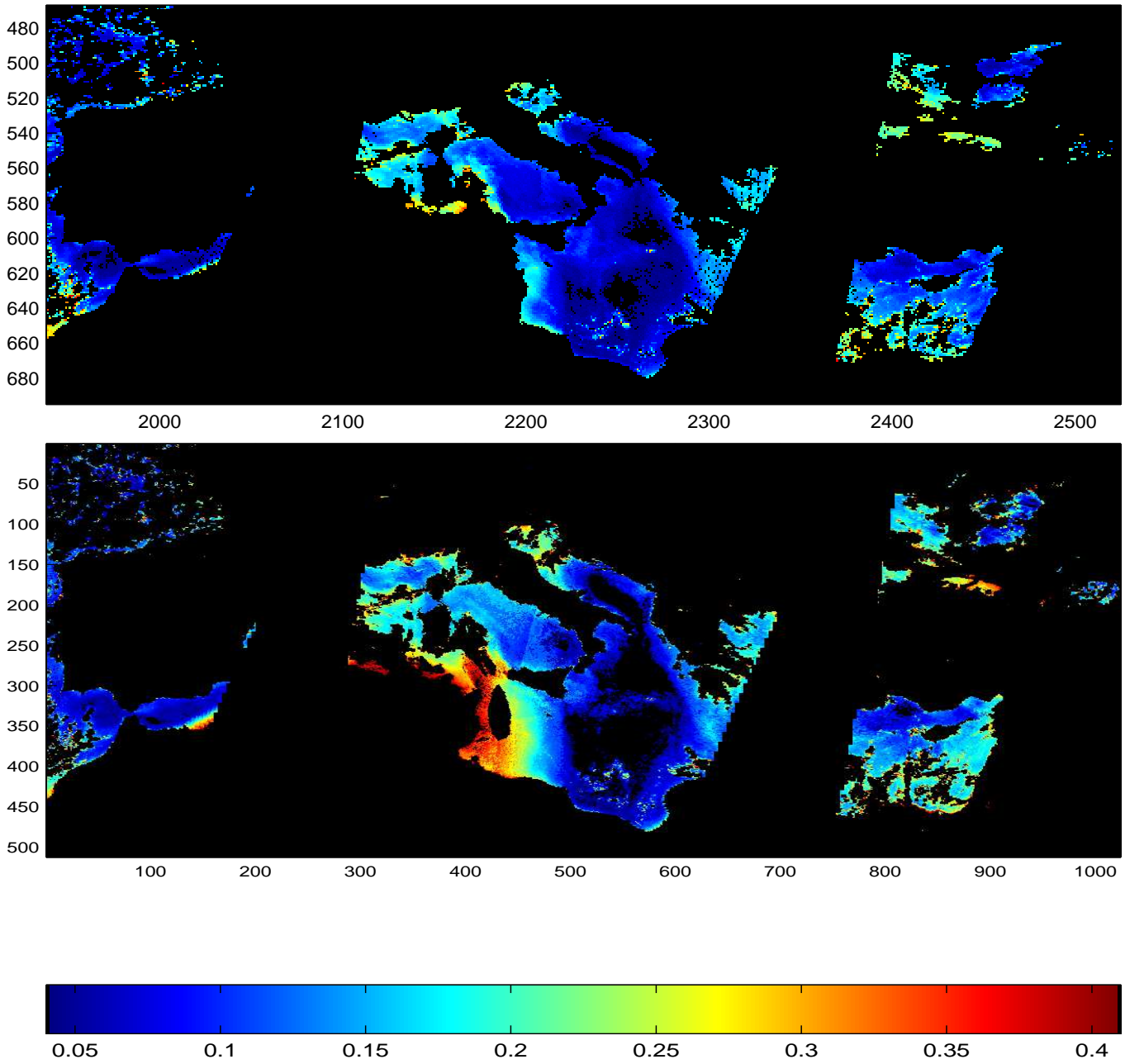


FIG. D.1 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 27 juin 1999 (*jour 178*).

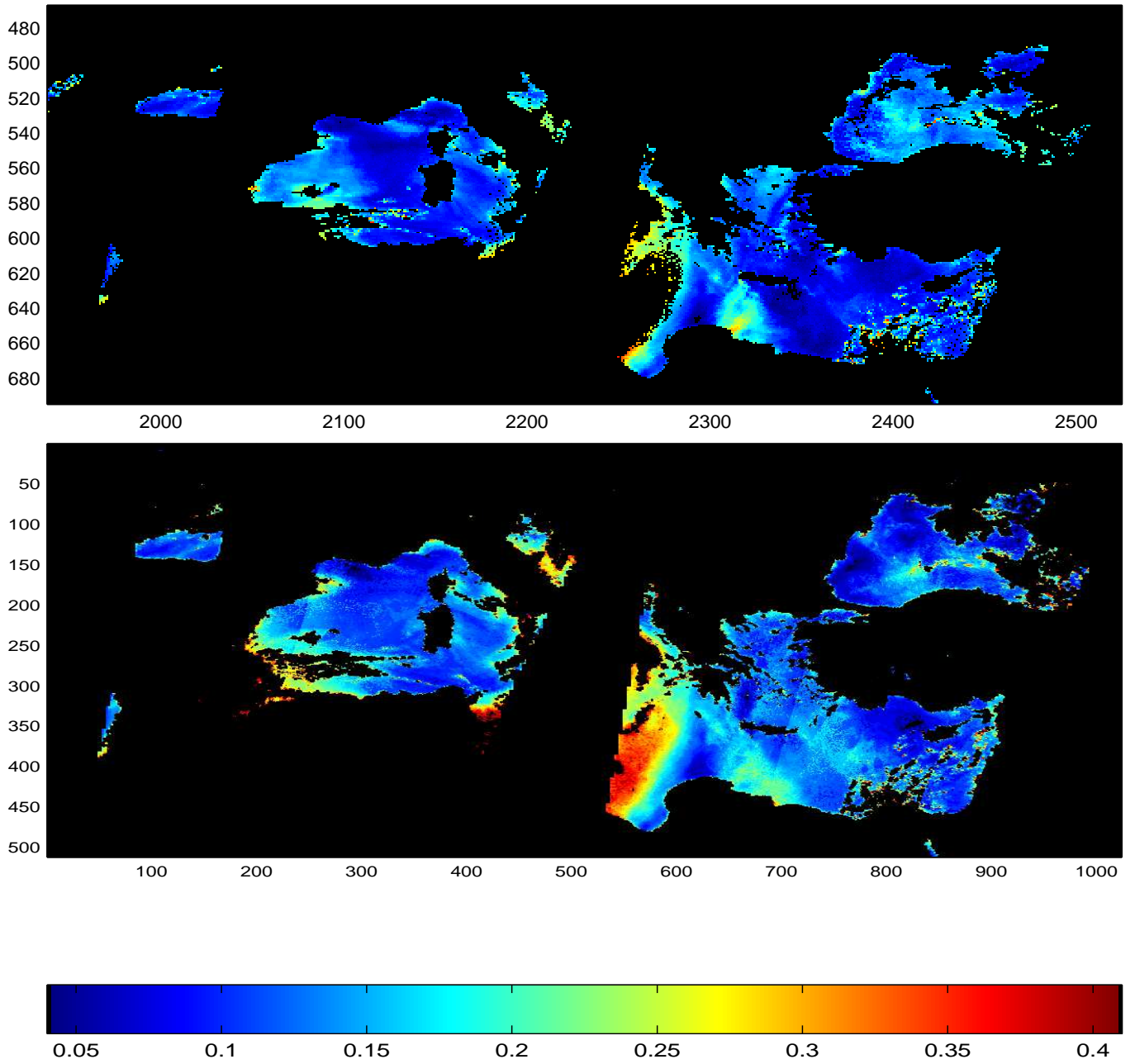


FIG. D.2 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 28 juin 1999 (*jour 179*).

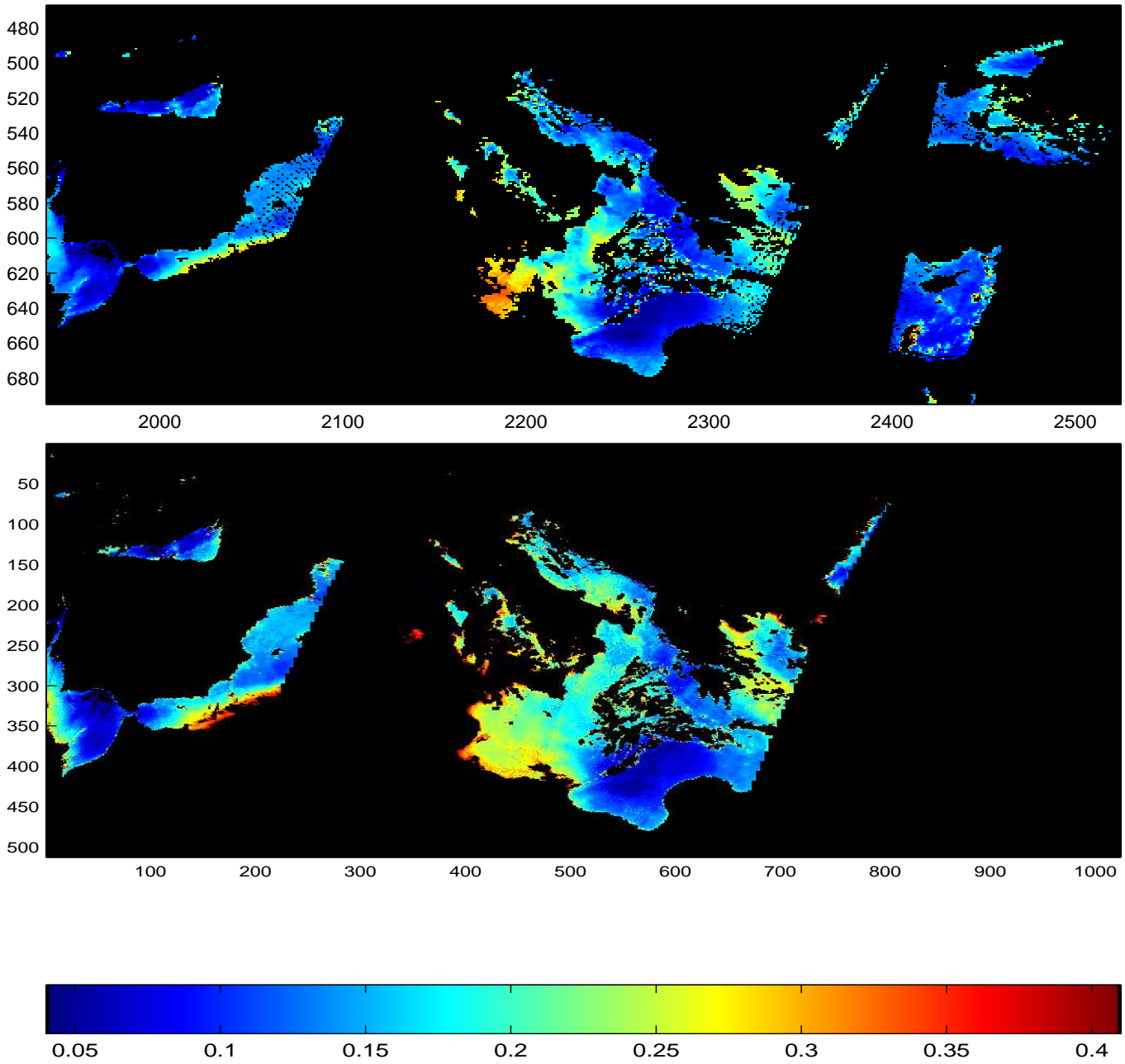


FIG. D.3 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 29 juin 1999 (*jour 180*).

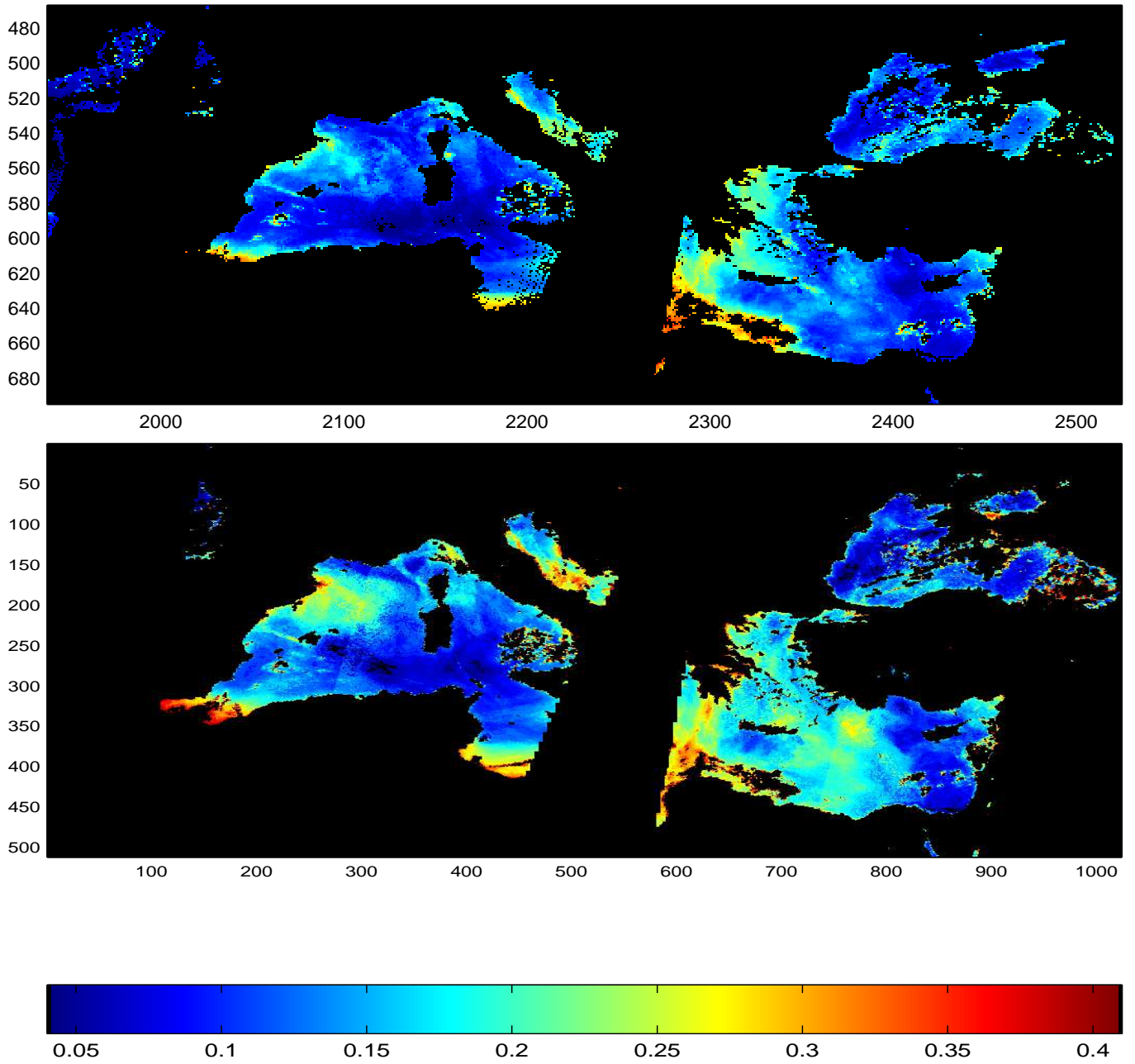


FIG. D.4 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 30 juin 1999 (*jour 181*).

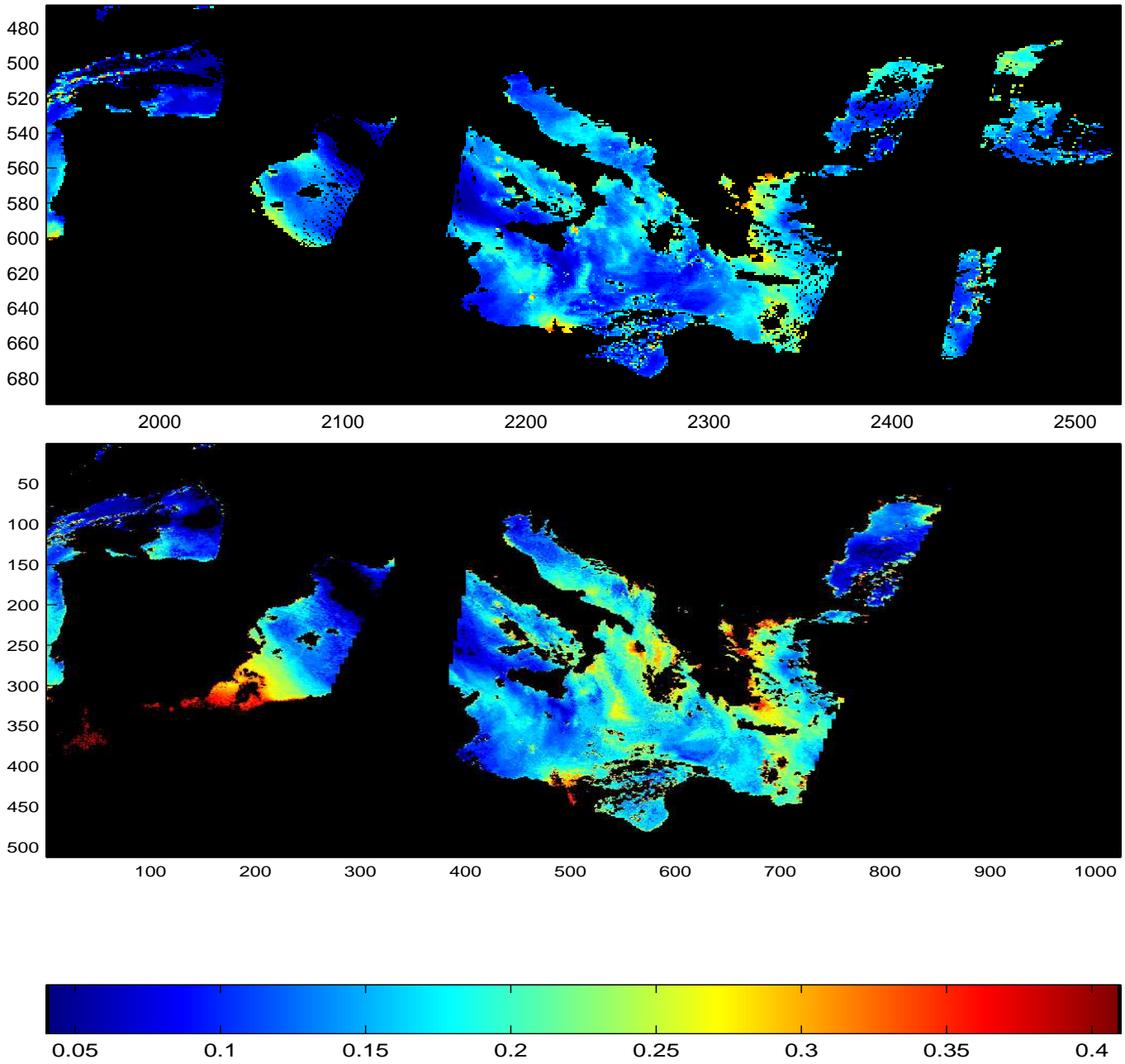


FIG. D.5 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 1er juillet 1999 (*jour 182*).

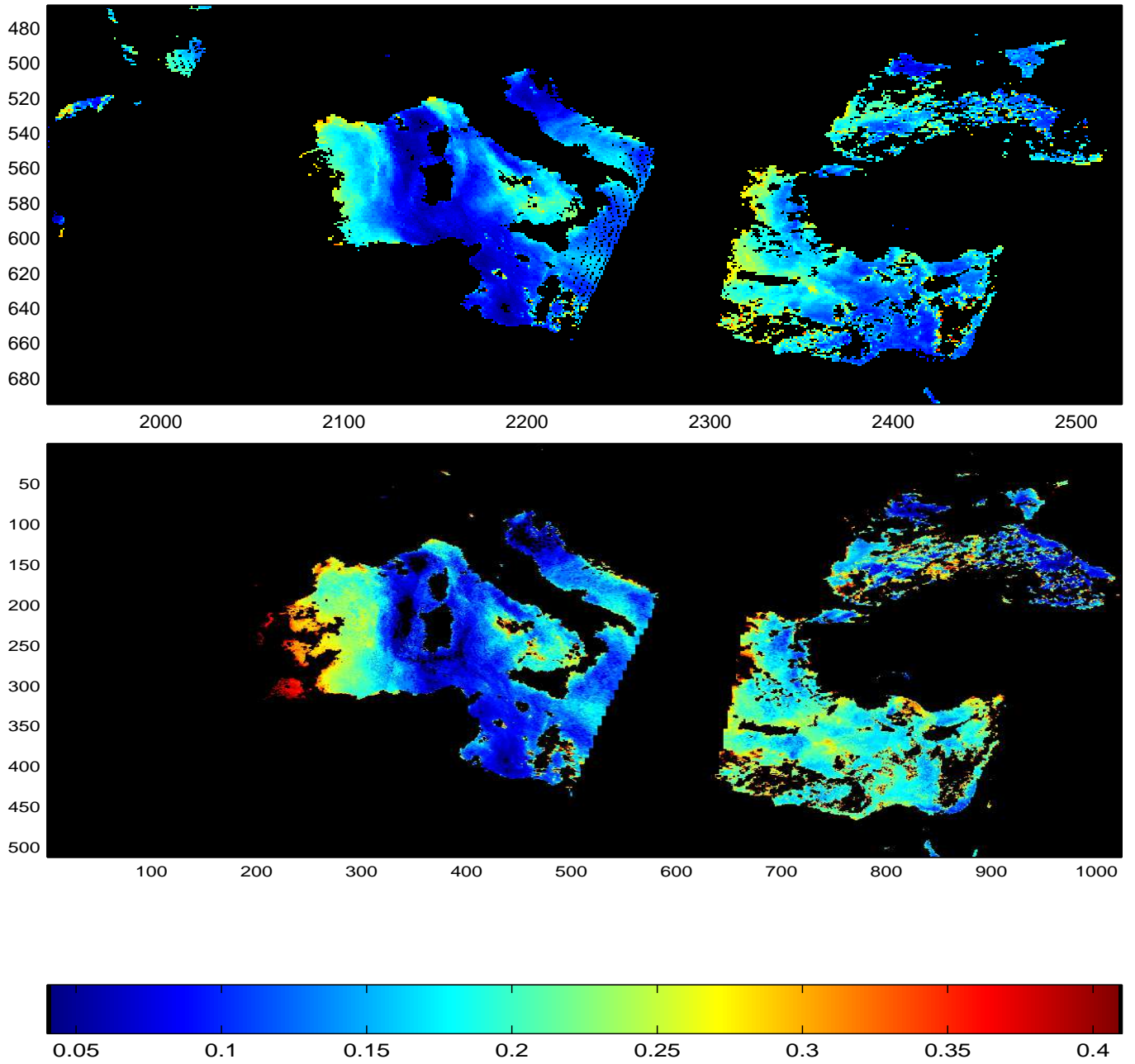


FIG. D.6 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 2 juillet 1999 (*jour 183*).

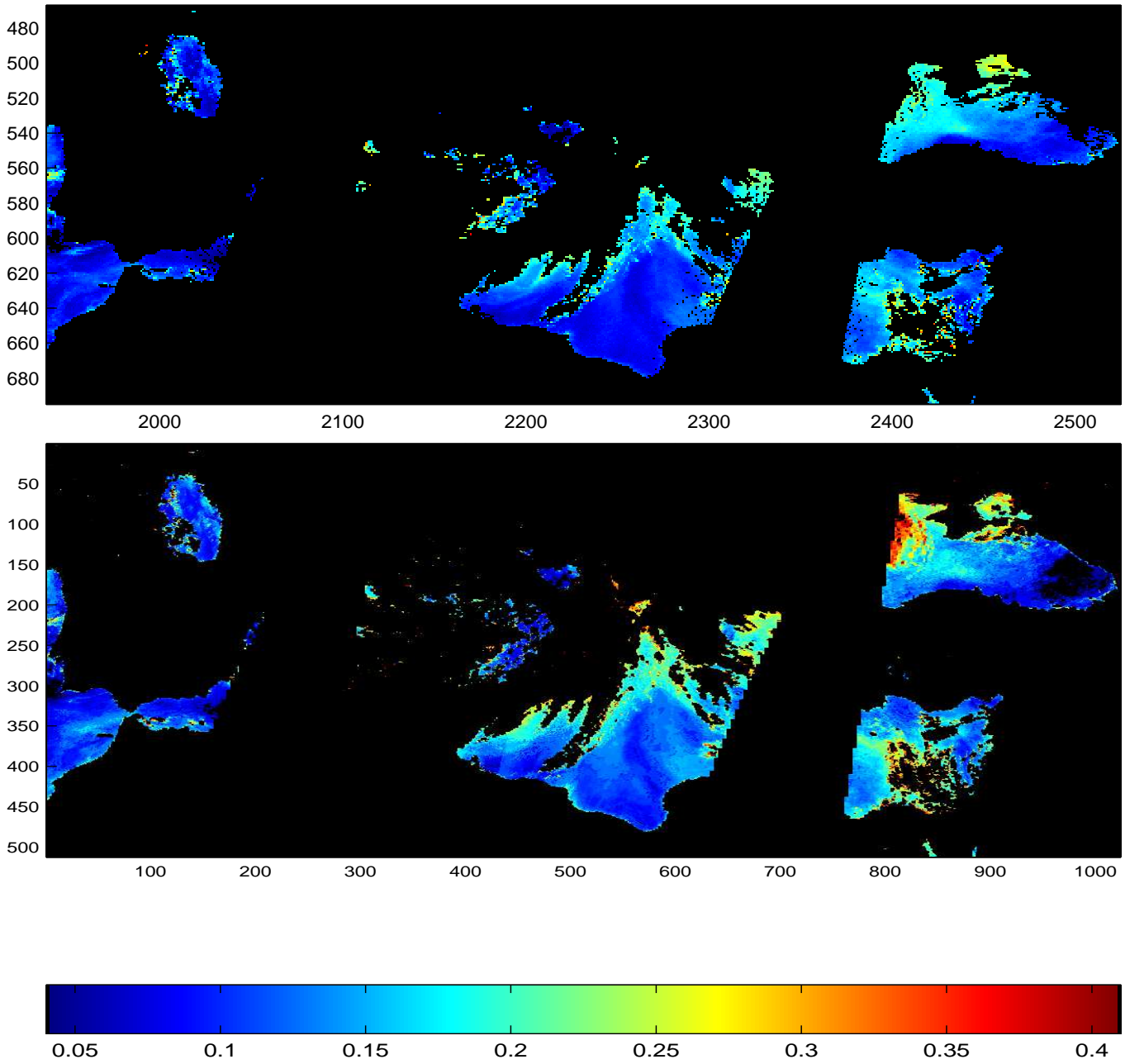


FIG. D.7 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 8 avril 1999 (*jour 98*).

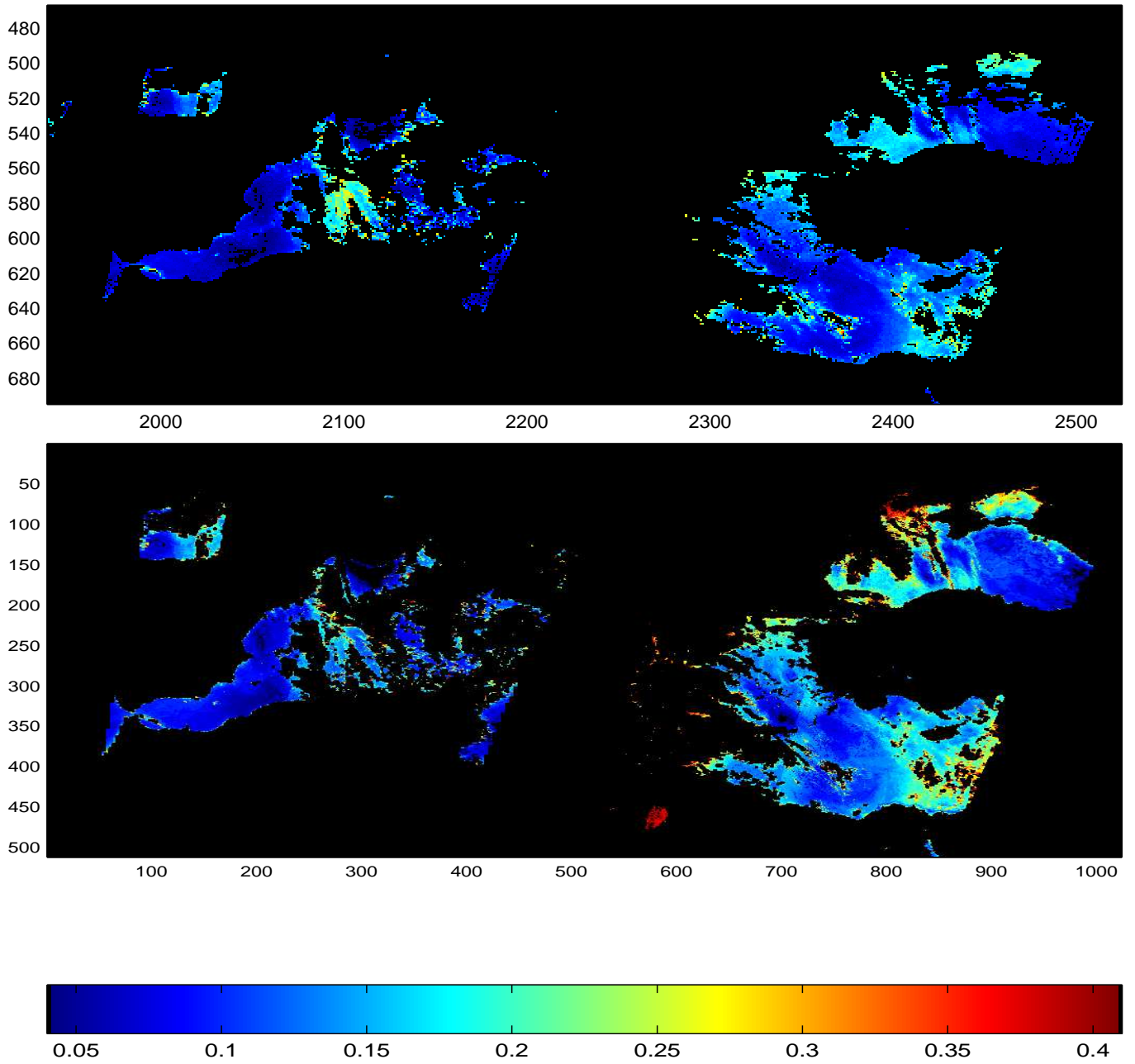


FIG. D.8 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 9 avril 1999 (*jour 99*).

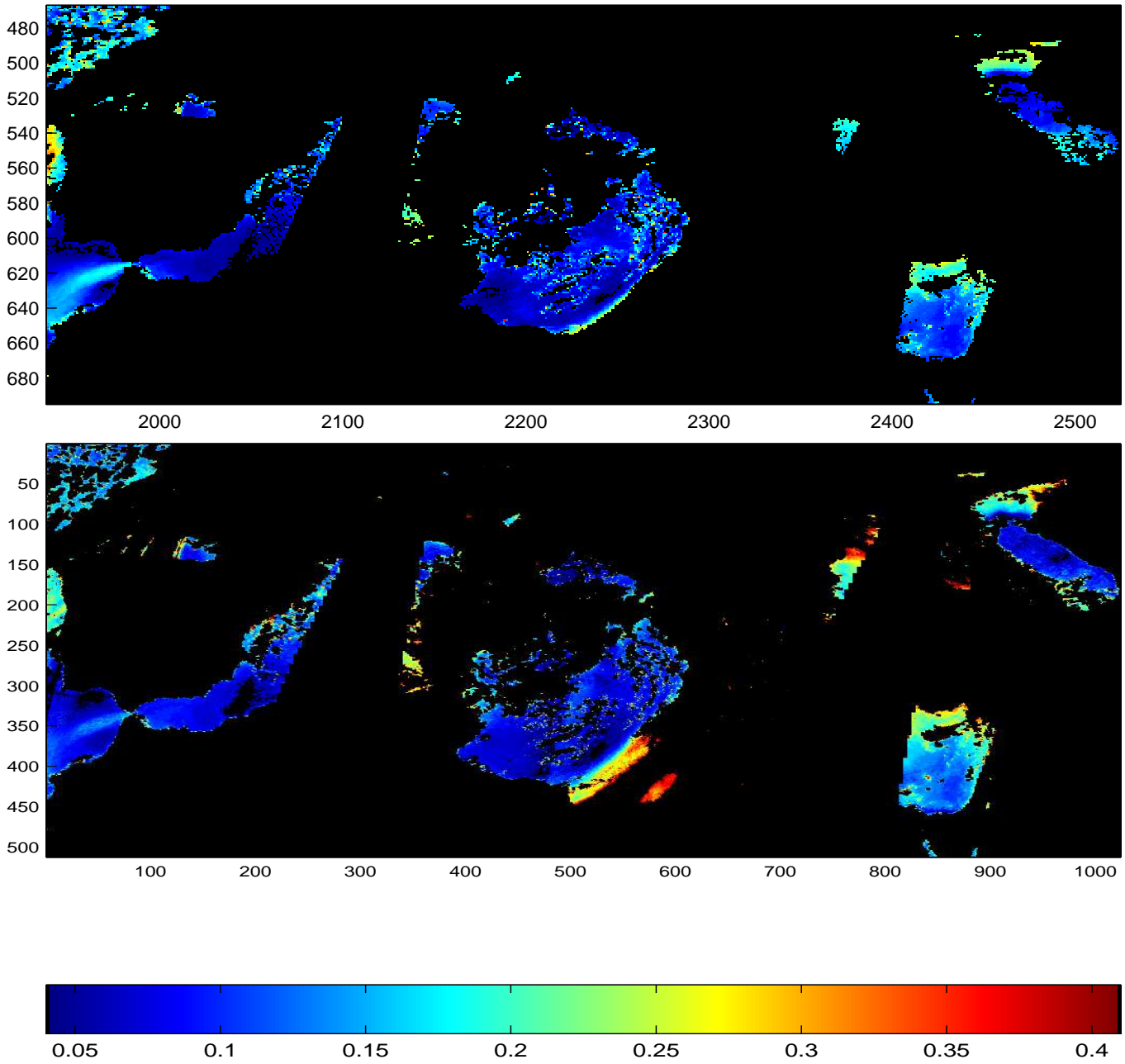


FIG. D.9 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 10 avril 1999 (*jour 100*).

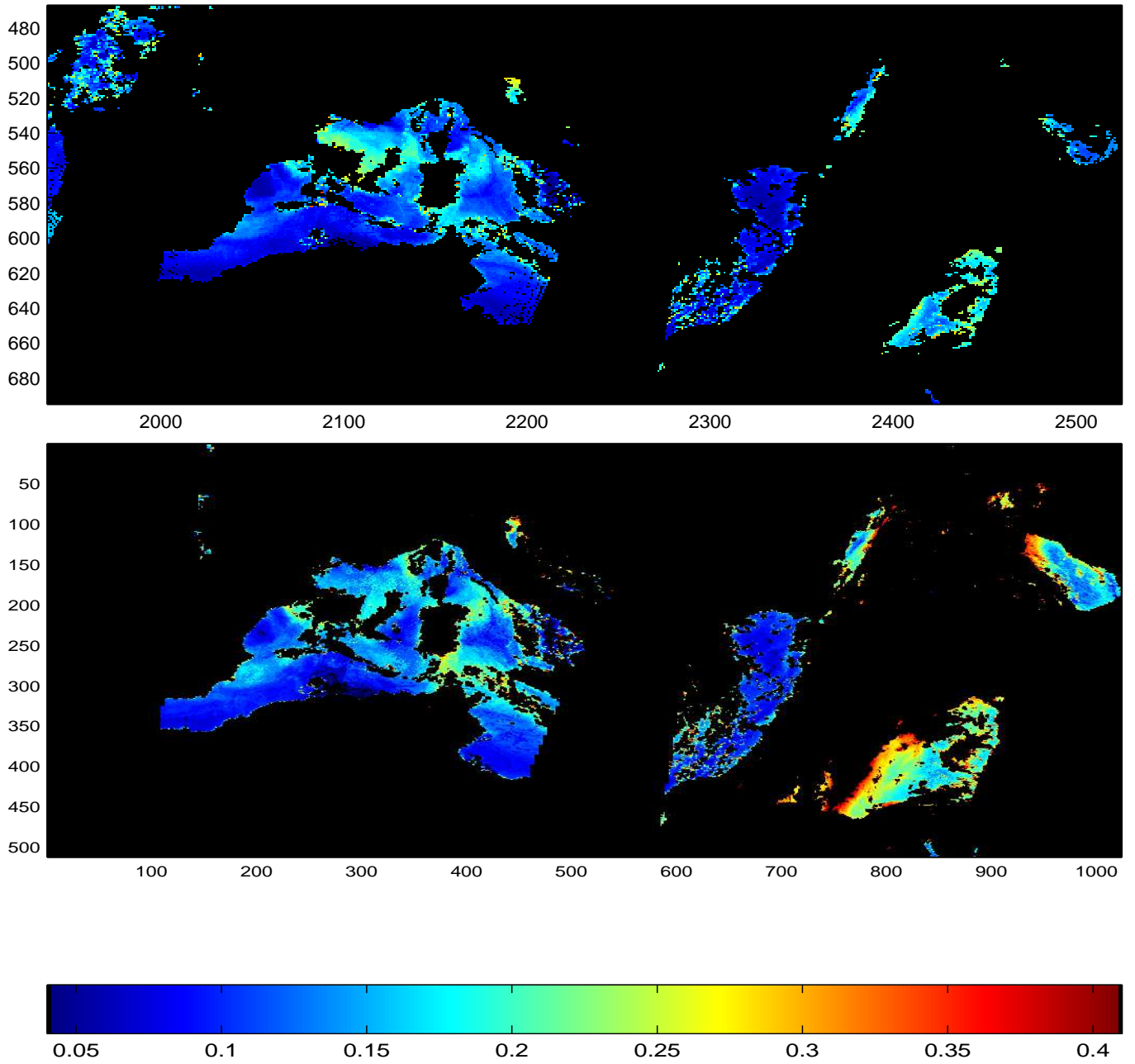


FIG. D.10 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 11 avril 1999 (*jour 101*).

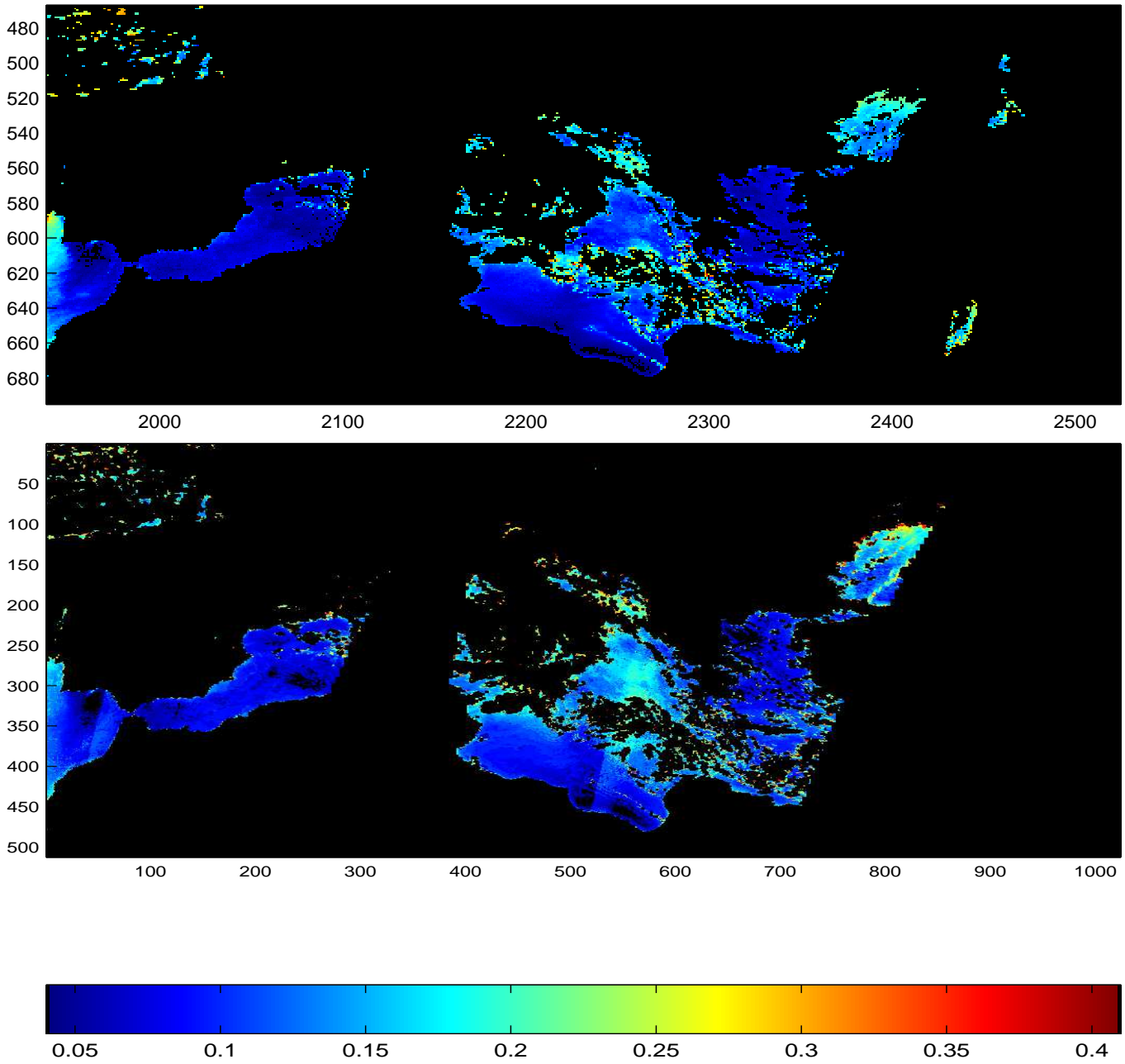


FIG. D.11 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 12 avril 1999 (*jour 102*).

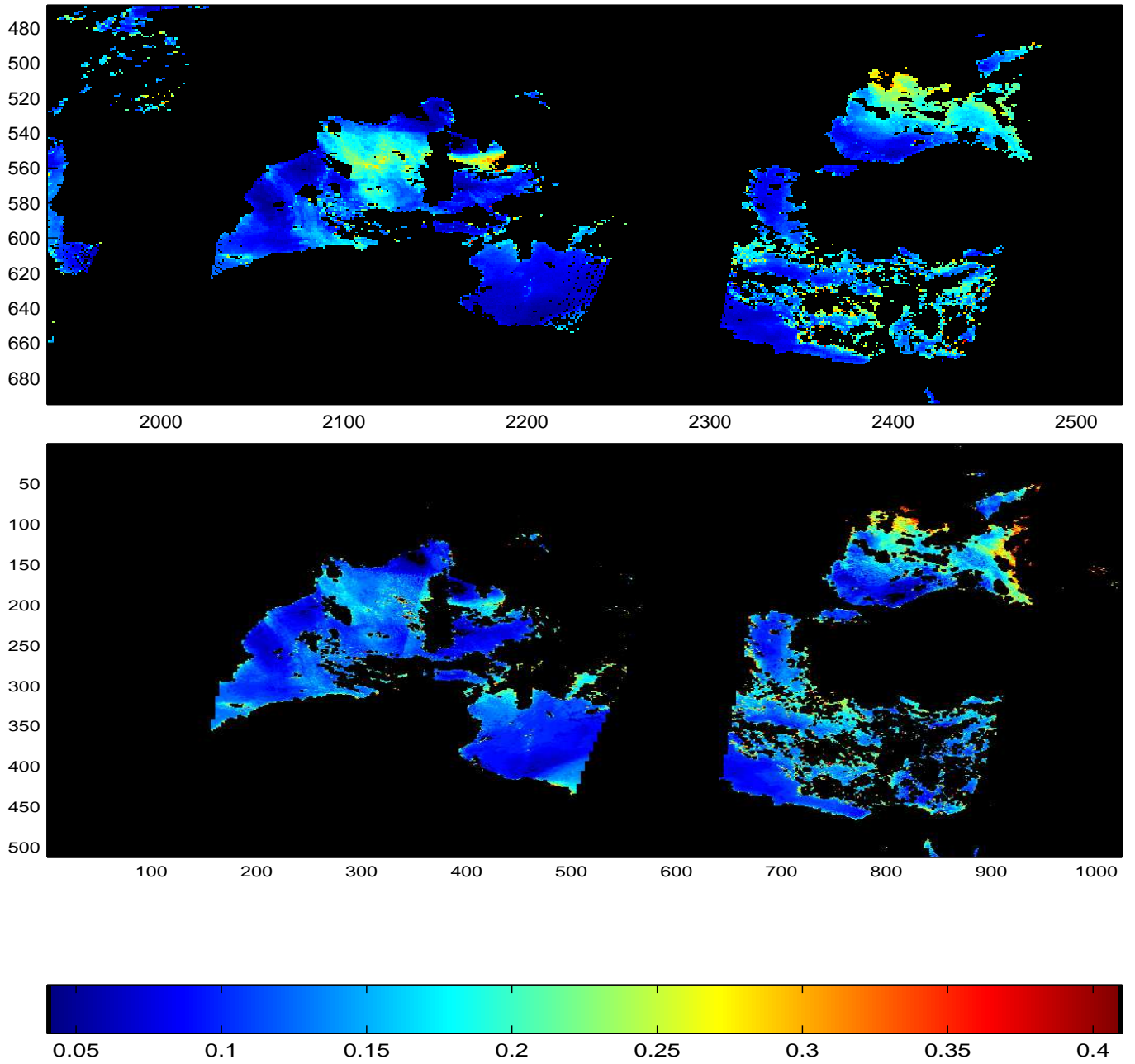


FIG. D.12 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 13 avril 1999 (*jour 103*).

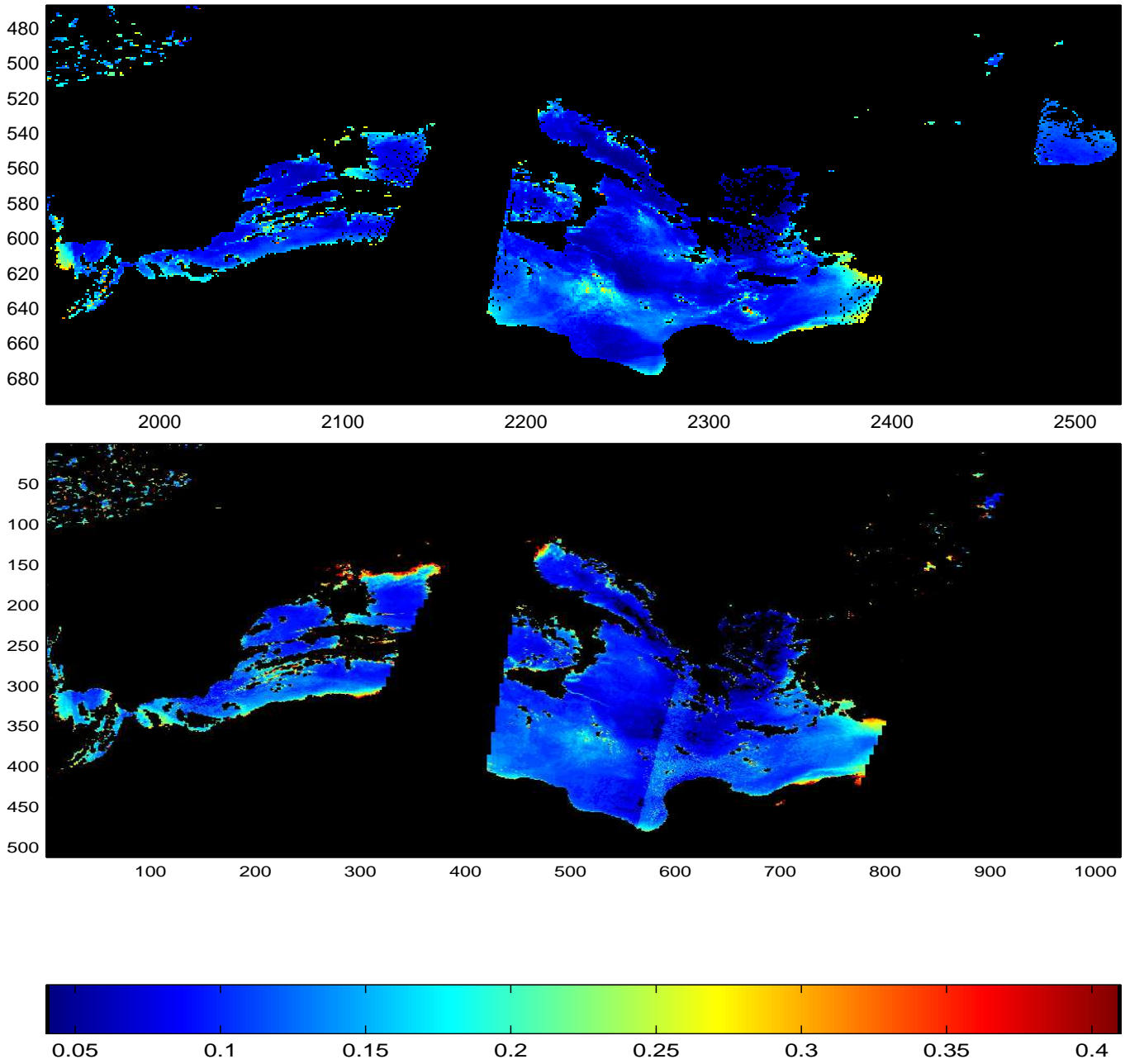


FIG. D.13 – Comparaison de τ obtenu par SeaWiFS (figure du haut) et par PMC- τ (figure du bas) pour le 14 avril 1999 (*jour 104*).

Annexe E

Comparaison AERONET et PMC pour deux sites AERONET de la Mer Méditerranée

Comparaison de Aeronet- α et PMC- α

Station de Kolimbari

JOUR MAI 1999	17	19	20	26
Aeronet- $\alpha(670, 870)$	0.451	0.303	0.335	1.945
PMC- $\alpha(443, 865)$	0.439	0.330	0.333	1.196

TAB. E.1 – Valeurs moyennes de $\alpha(443, 865)$ pour chaque jour de mesure de la station Kolimbari et retrouvées par le PMC inverseur.

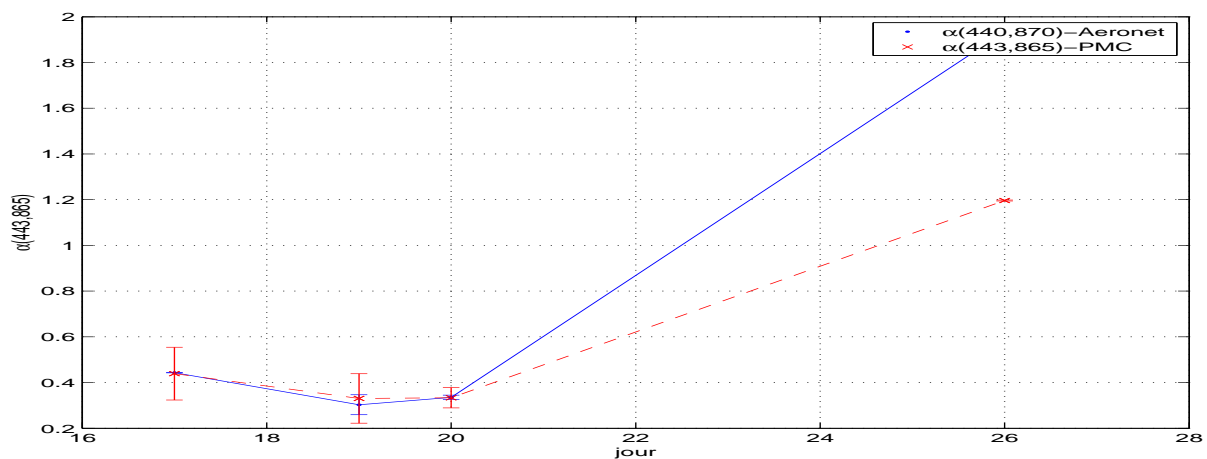


FIG. E.1 – Diagramme de diffusion de PMC- $\alpha(443, 865)$ en fonction AERONET- $\alpha(670, 865)$ pour le site de Kolimbari en mai 1999.

IMS-METU-ERDEMLI

Mai 2000

jour Mai	1	8	10	12	13
Aeronet- $\alpha(670, 870)$	1.119	1.740	1.299	1.218	1.396
PMC- $\alpha(443, 865)$	1.139	1.195	1.363	0.963	1.040

jour Mai	21	22	23	26	28	31
Aeronet- $\alpha(670, 870)$	1.606	1.740	1.665	1.499	1.508	1.605
PMC- $\alpha(443, 865)$	0.998	1.226	1.235	1.001	0.603	1.201

TAB. E.2 – Comparaison des valeurs de $\alpha(443, 865)$ obtenus pendant l'expérience Aeronet sur le site de Erdemli en mai 2000 et par inversion directe par PMC.

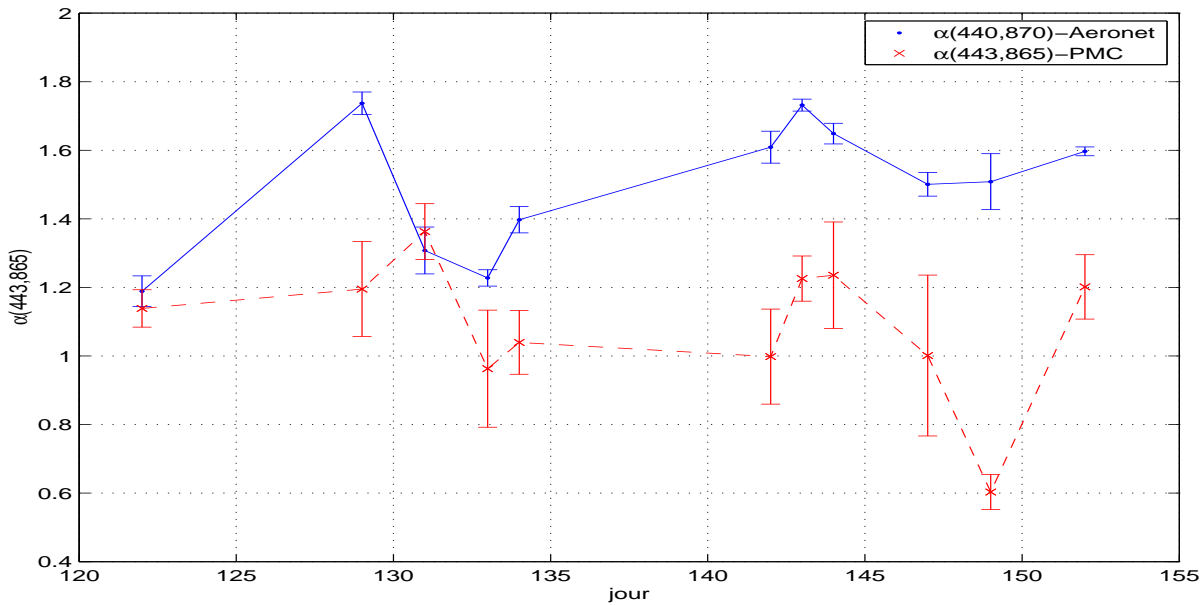


FIG. E.2 – Variation mensuelle de PMC- $\alpha(443, 865)$ et AERONET- $\alpha(440, 870)$ pour le site de Erdemli en mai 2000.

Août 2000

Comparaison de Aeronet- τ et PMC- τ

Station de Kolimbari

Station de Erdemli

Mai 2000

AOUT 2000

jour Août	2	4	6	7	8	15	16	17
Aeronet- $\alpha(440, 870)$	0.844	1.178	1.375	1.316	1.420	1.429	1.235	1.351
PMC- $\alpha(443, 865)$	0.652	0.763	0.905	0.891	0.823	1.165	0.771	1.156
jour Août	18	20	22	24	25	27	29	31
Aeronet- $\alpha(440, 870)$	1.468	1.553	1.310	1.361	1.560	1.703	1.487	1.569
PMC- $\alpha(443, 865)$	1.070	1.049	0.919	0.884	1.044	1.264	1.333	1.343

TAB. E.3 – Comparaison des valeurs de $\alpha(443, 865)$ obtenus pendant l'expérience Aeronet sur le site de Erdemli en août 2000 et par inversion directe par PMC.

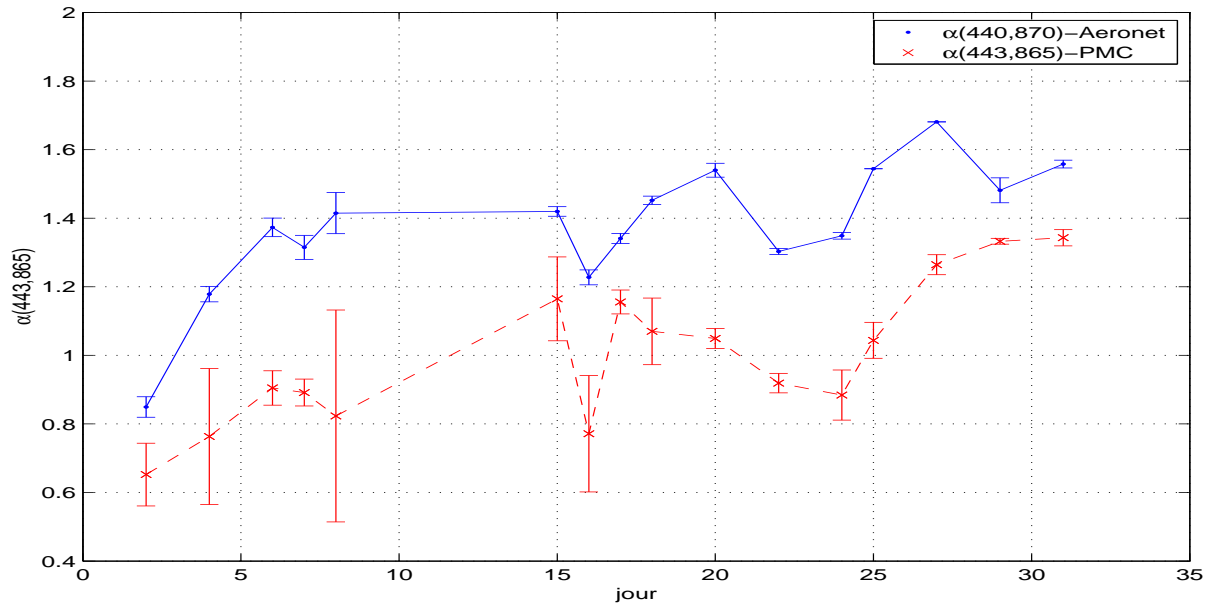


FIG. E.3 – Variation mensuelle de PMC- $\alpha(443, 865)$ et AERONET- $\alpha(440, 870)$ pour le site de Erdemli en août 2000.

JOUR	17	19	20	26
Aeronet- $\tau(870)$	0.259	0.376	0.353	0.044
PMC- $\tau(865)$	0.217	0.419	0.456	0.104

TAB. E.4 – Valeurs moyennes de $\tau(870)$ pour chaque jour de mesure de la station Kolimbari et retrouvées par le PMC inverseur.

jour Mai	1	8	10	12	13	
Aeronet- $\tau(870)$	0.109	0.064	0.052	0.074	0.138	
PMC- $\tau(865)$	0.137	0.095	0.065	0.099	0.171	
jour Mai	21	22	23	26	28	31
Aeronet- $\tau(870)$	0.074	0.101	0.192	0.058	0.098	0.120
PMC- $\tau(865)$	0.150	0.147	0.206	0.082	0.083	0.142

TAB. E.5 – Comparaison des valeurs de $\tau(865)$ obtenus pendant l'expérience Aeronet sur le site de Erdemli en mai 2000 et par inversion directe par PMC

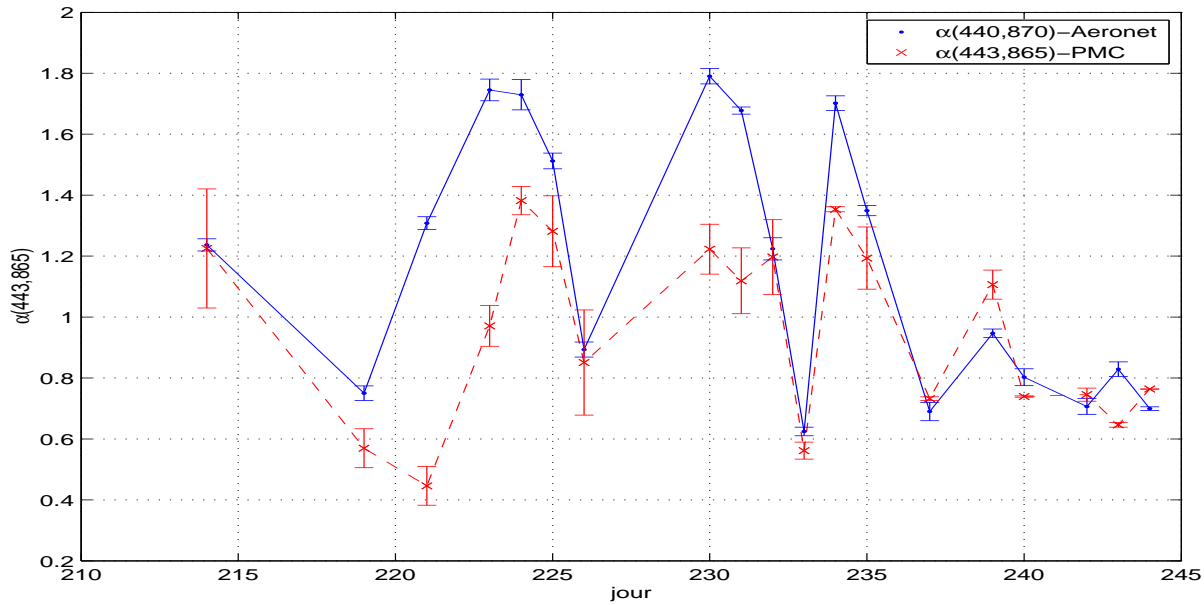


FIG. E.4 – Variation mensuelle de PMC- $\alpha(443, 865)$ et AERONET- $\alpha(440, 870)$ pour le site de Lampedusa en aout 2000.

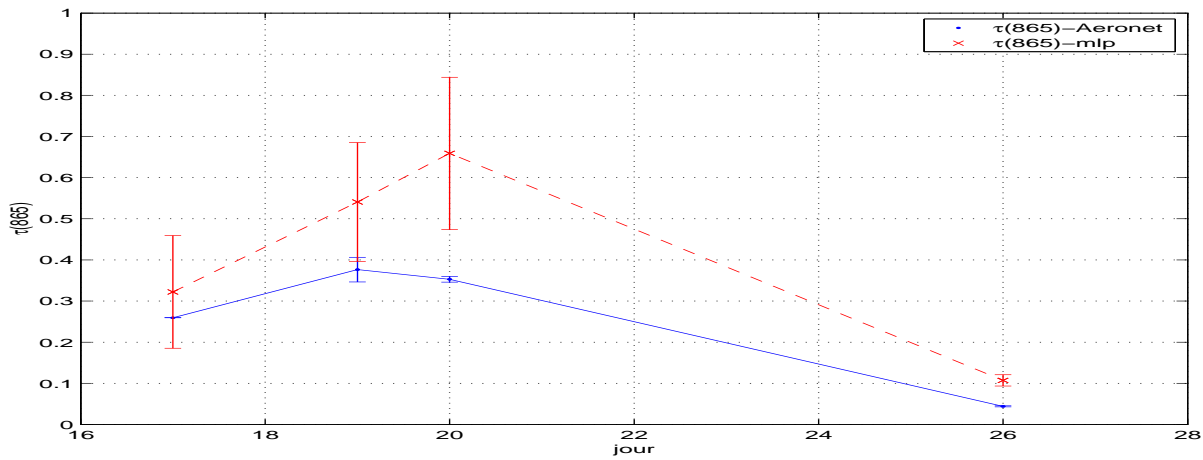


FIG. E.5 – Diagramme de diffusion de PMC- $\tau(865)$ en fonction AERONET- $\tau(865)$ pour le site de Kolimbari en mai 1999.

jour Août	2	4	6	7	8	15	16	17
Aeronet- $\tau(870)$	0.163	0.066	0.100	0.156	0.255	0.139	0.087	0.146
PMC- $\tau(865)$	0.222	0.102	0.117	0.160	0.193	0.173	0.129	0.142
jour Août	18	20	22	24	25	27	29	31
Aeronet- $\tau(870)$	0.203	0.214	0.181	0.367	0.259	0.276	0.079	0.083
PMC- $\tau(865)$	0.212	0.268	0.243	0.384	0.294	0.288	0.120	0.111

TAB. E.6 – Comparaison des valeurs de $\tau(865)$ obtenus pendant l'expérience Aeronet sur le site de Erdemli en août 2000 et par inversion directe par PMC.

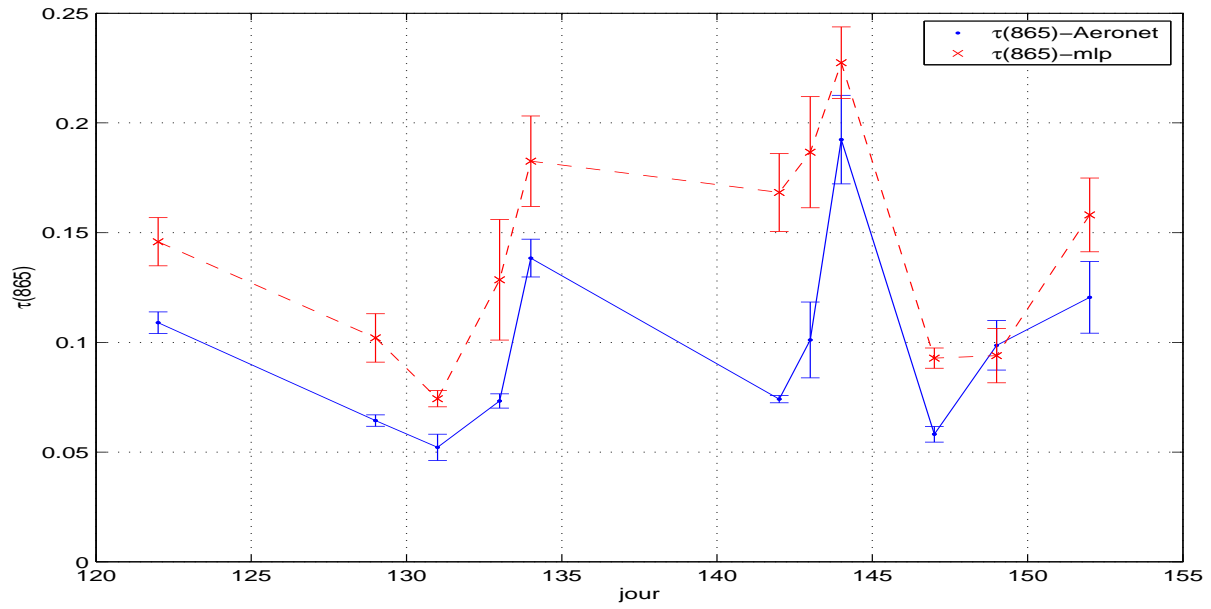


FIG. E.6 – Variation mensuelle de PMC- $\tau(865)$ et AERONET- $\tau(870)$ pour le site de Erdemli en mai 2000.

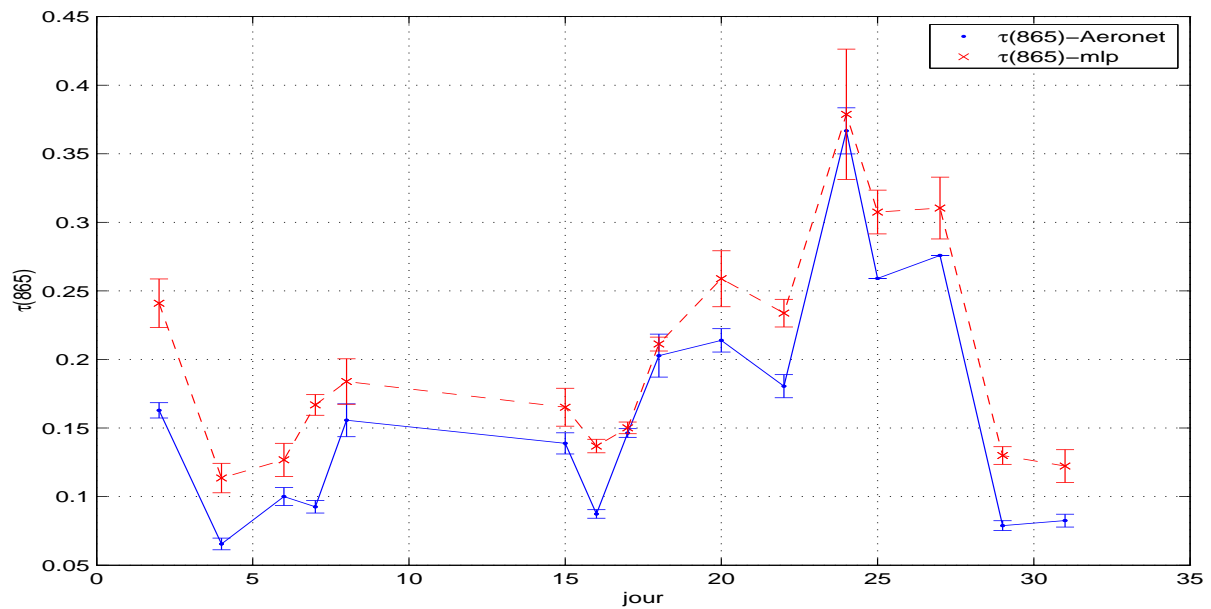


FIG. E.7 – Variation mensuelle de PMC- $\tau(865)$ et AERONET- $\tau(870)$ pour le site de Erdemli en aout 2000

Bibliographie

- [Aiken *et al.*, 1995] J. AIKEN, G.F. MOORE, C.C. TREES, S.B. HOOKER, and D.K. CLARK. The SeaWiFS CZCS-type pigment algorithm. SeaWiFS Technical report Series, S. B. Hooker and E. R. Firestone, Eds. 104566, NASA Tech. Memo, 1995.
- [Angström, 1964] A. ANGSTRÖM. The parameters of atmospheric turbidity. *Tellus*, 16 :64–75, 1964.
- [Antoine and Morel, 1999] D. ANTOINE and A. MOREL. A multiple scattering algorithm for atmospheric correction of remotely sensed ocean color (meris instrument) ; principle and implementation for atmospheres carrying various aerosols including absorbing ones. *Int. J. Remote Sensing*, 20(9) :1875–1916, 1999.
- [Antoine *et al.*, 1995] D. ANTOINE, A. MOREL, and J.-M. ANDRÉ. Algal pigment distribution and primary production in the eastern Mediterranean as derived from coastal zone color scanner observations. *J. Geophys. Res.*, 100(C8) :16,193–16,209, 1995.
- [Badran *et al.*, 2000] F. BADRAN, Y. STEPHAN, N. METOUI, and S. THIRIA. A general formulation on nonlinear least squares regression using multi-layered perceptrons. *IEEE transaction on neural networks*, 2 :303–313, 2000.
- [Badran and Thiria, 2002] F. BADRAN and S. THIRIA. *Les perceptrons Multicouches : de la régression non-linéaire aux problèmes inverses*, volume 12, pages 1–157. Eds J.P. Roselot and A. Bijaoui, 2002.
- [Bishop, 1995] C.M. BISHOP. *Neural networks for pattern recognition*. Oxford University Press, 1995.
- [Bricaud *et al.*, 1995] A. BRICAUD, M. BABIN, A. MOREL, and H. CLAUSTRE. Variability in the chlorophyll-specific absorption coefficients of natural phytoplankton : Analysis and parametrization. *J. Geophys. Res.*, 100(C7) :13,321–13,332, 1995.
- [Bricaud *et al.*, 2002] A. BRICAUD, E. BOSC, and D. ANTOINE. Algal biomass and sea surface temperature in the mediterranean basin intercomparison of data from various satellite sensors, and implications for primary production estimates. *Remote Sens. Environn.*, 81 :31,033–31,04163–178, 2002.
- [Bricaud *et al.*, 1998] A. BRICAUD, A. MOREL, M. BABIN, K. ALLALI, and H. CLAUSTRE. Variations of light absorption by suspended particles with chlorophylla concentration in oceanic (case 1) waters : Analysis and implications for bio-optical models. *J. Geophys. Res.*, 103(C13) :31,033–31,044, 1998.
- [Chomko and Gordon, 1998] R. CHOMKO and H.R. GORDON. Atmospheric correction of ocean color imagery : use of the Junge power-law aerosol size distribution with variable refractive index to handle aerosol absorption. *Appl. Opt.*, 37(24) :5560–5572, 1998.
- [Clark *et al.*, 1997] D.K. CLARK, H.R. GORDON, K.J. VOSS, Y. GE, W. BROENKOW, and C. TREES. Validation of atmospheric correction over the oceans. *J. Geophys. Res.*, 102(D14) :17209–17217, 1997.

- [Cox and Munk, 1954] C. COX and W. MUNK. Measurement of the roughness of the sea surface from photographs of the sun's glitter. *J. Optical Soc. America*, 44(11) :838–850, 1954.
- [Cun, 1987] Y. Le CUN. *Modèles connexionnistes de l'apprentissage*. Thèse de doctorat, University de Pierre et Marie Curie, Paris, France, 1987.
- [Cybenko, 1989] G. CYBENKO. Approximation by superposition of a sigmoidal function. *Math. Control Signal Systems*, 2 :303–313, 1989.
- [d'Almeida *et al.*, 1991] G. D'ALMEIDA, P. KOEPKE, and E.P. SHETTLE. *Atmospheric Aerosols - Global Climatology and Radiative Characteristics*. A. Deepak, 1991.
- [Deirmendjian, 1969] D. DEIRMENDJIAN. *Electromagnetic Scattering on Spherical Polydispersions*. Elsevier, 1969. 290 pp.
- [Deschamps *et al.*, 1994] P.Y. DESCHAMPS, F.M. BRÉON, M. LEROY, A. PODAIRE, A. BRICAUD, J.C DURIEZ, and G. SÈZE. The polder mission : instrument characteristics and scientific objectives. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(3) :598–615, 1994.
- [Deschamps *et al.*, 1983] P.Y. DESCHAMPS, M. HERMAN, and D. TANRE. Modélisation du rayonnement solaire réfléchi par l'atmosphère et la terre entre 0.35 et 4 microns. Technical Report 4093/80, ESA, janvier 1983.
- [Ding and Gordon, 1995] K. DING and H.R. GORDON. Analysis of the influence of 02 a-band absorption on atmospheric correction of ocean-color imagery. *Appl. Opt.*, 34(12) :2068–2080, 1995.
- [D'Ortenzio *et al.*, 2002] F. D'ORTENZIO, S. MARULLO, M. RAGNI, M. Ribera D'ALCALÀ, and R. SANTOLERI. Validation of empirical SeaWiFS algorithms for chlorophyll-a retrieval in the mediterranean sea : a case study for oligotrophic seas. *Remote Sens. Environ.*, 82 :79–94, 2002.
- [Dreyfus, 1998] G. DREYFUS. Les réseaux de neurones. *Mécanique industrielle et matériaux*, 51, 1998.
- [Dubovik *et al.*, 1998] O. DUBOVIK, B.N. HOLDEN, T.F ECK, A. SMIRNOV, Y.J. KAUFMAN, M.D. KING, D. TANRE, and I. SLUTSKER. Variability of absorption and optical properties of key aerosol types observed in worldwide locations. *J. Atmos. Sci.*, 21(3) :397–403, 1998.
- [Dubovik and King, 2000] O. DUBOVIK and M.D. KING. A flexible inversion algorithm for retrieval of aerosol optical properties from sun and sky radiance measurements. *J. Geophys. Res.*, 105 :20,673–20,696, 2000.
- [Dubovik *et al.*, 2000] O. DUBOVIK, A. SMIRNOV, B. N. HOLBEN, M. D. KING, Y.J. KAUFMAN, T.F. ECK, and I. SLUTSKER. Accuracy assessments of aerosol optical properties retrieved from AERONET sun and sky-radiance measurements. *J. Geophys. Res.*, 105 :9791–9806, 2000.
- [Fouquart, 2001] Y. FOUQUART. Radiative transfer in the Atmosphere. In *CNES Ecole d'été Interactions-Aerosols-Nuages-Rayonnement*, 2001.
- [Funahashi, 1989] K.I FUNAHASHI. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. *Neural Networks*, 2 :185–192, 1989.
- [Garver and Siegel, 1997] S.A. GARVER and D.A. SIEGEL. Inherent optical property inversion of ocean color spectra and its biogeochemical interpretation 1. time series from the sargasso sea. *J. Geophys. Res.*, 102(C8) :18,607–18,625, 1997.

- [Ghil and Malanotte-Rizolli, 1991] M. GHIL and P. MALANOTTE-RIZOLLI. Data assimilation in Meteorology and Oceanography. *Adv. in Geophysics*, 33 :141–266, 1991.
- [Gilbert and Lemaréchal, 1995] J.C. GILBERT and C. LEMARÉCHAL. The modules m1qn3 and n1qn3. Technical Report, INRIA, 1995.
- [Gitelson *et al.*, 1996] A. GITELSON, A. KARNIELI, N. GOLDMAN, Y.Z. YACOBI, and M. MAYO. Chlorophyll estimation in the Southeastern Mediterranean using CZCS images : adaptation of an algorithm and its validation. *J. Mar. Syst.*, 9 :283–290, 1996.
- [Gordon, 1997] H.R. GORDON. Atmospheric correction of ocean color imagery in the earth observing system era. *J. Geophys. Res.*, 102 :17,081–17,106, 1997.
- [Gordon *et al.*, 1988a] H.R. GORDON, J.W. BROWN, and R.H. EVANS. Exact Rayleigh Scattering Calculations for use with the Nimbus 7 Coastal Zone Color Scanner. *Appl. Opt.*, 27 :862/871, 1988.
- [Gordon *et al.*, 1988b] H.R. GORDON, O.B. BROWN, R.H. EVANS, J.W. BROWN, R.C. SMITH, K.S. BAKER, and D.K. CLARK. A semi-analytic radiance model of ocean color. *J. Geophys. Res.*, 93 :10,909–10,924, 1988.
- [Gordon *et al.*, 1983] H.R. GORDON, D.K. CLARK, J.W. BROWN, O.B. BROWN, R.H. EVANS, and W.W. BROENKOW. Phytoplankton pigment concentrations in the middle atlantic bight : Comparison between ship determinations and Coastal Zone Color Scanner. *J. Geophys. Res.*, 22 :20–36, 1983.
- [Gordon *et al.*, 1980] H.R. GORDON, D.K. CLARK, J.L. MUELLER, and W.A. HOVIS. Phytoplankton pigments derived from the nimbus-7 czcs : Initial comparisons with surface measurements. *Science*, 210 :63–66, 1980.
- [Gordon *et al.*, 1997] H.R. GORDON, T. DU, and T. ZHANG. Remote sensing of ocean color and aerosol properties : resolving issue of aerosol absorption. *Appl. Opt.*, 36 :8670–8684, 1997.
- [Gordon and Morel, 1983] H.R. GORDON and A. MOREL. *Remote Assessment of Ocean Color for Interpretation of Satellite Visible Imagery*. Springer Verlag, 1983. 114 pp.
- [Gordon and Wang, 1992a] H.R. GORDON and M. WANG. Surface-roughness considerations for atmospheric correction of ocean color sensors. I : The rayleigh-scattering component. *Appl. Opt.*, 31 :4247–4260, 1992.
- [Gordon and Wang, 1992b] H.R. GORDON and M. WANG. Surface-roughness considerations for atmospheric correction of ocean color sensors. II : Error of the retrieved water-leaving radiance. *Appl. Opt.*, 31 :4261–4267, 1992.
- [Gordon and Wang, 1994a] H.R. GORDON and M. WANG. Influence of oceanic whitecaps on atmospheric correction of ocean-color sensors. *Appl. Opt.*, 33 :7754–7763, 1994.
- [Gordon and Wang, 1994b] H.R. GORDON and M. WANG. Retrieval of water-leaving radiance and aerosol optical thockness over the oceans with SeaWiFS : a preliminary algorithm. *Appl. Opt.*, 33 :443–452, 1994.
- [Gross, 2001] L. GROSS. *Inversion des mesures satellitales de la couleur de l’océan à l’aide de réseaux de neurones*. Thèse de doctorat, Université de Versailles-Saint-Quentin, Versailles, France, 2001.
- [Gross *et al.*, 2000] L. GROSS, S. THIRIA, R. FROUIN, and G.M. MITCHELL. Artificial neural networks for modeling the transfer function between marine reflectance and phytoplankton pigemnt concentration. *J. Geophys. Res.*, 105C :3483–3495, 2000.

- [Haykin, 1996] S. HAYKIN. *Neural Networks : a comprehensive foundation*. Prentice Hall, 1996.
- [Holben *et al.*, 1998] H.B. HOLBEN, T.F.ECK, I.SLUTSKER, D.TANRE, J.P.BUIS, A.SETZER, E.VERMOTE, J.A.REAGAN, Y.KAUFMAN, T.NAKAJIMA, F.LAVENU, I.JANKOWIAK, and A.SMIRNOV. AERONET- a federated instrument network and data archive for aerosol characterization. *Remote Sens. Environ.*, 66 :1–16, 1998.
- [Hooker *et al.*, 2000] S.B. HOOKER, E.R. FIRESTONE, C.R. MCCLAIN, E.J. AINSWORTH, R.A. BARNES, R.E. EPLEE, F.S. PATT, W.D. ROBINSON, M. WANG, and S.W. BAILEY. The SeaWiFS Atmospheric Correction Algorithm Updates. SeaWiFS Postlaunch Calibration and Validation Analyses, Part 1, Eds.S.B. Hooker and E.R. Firestone 2000-206892, NASA, 2000.
- [Hopfield, 1982] J.J. HOPFIELD. Neural Networks and physical systems with emergent collective computational properties. In *Proc. of the National Academy of Science of the USA*, volume 79, 1982.
- [Hopfield, 1984] J.J. HOPFIELD. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-states neurons. In *Proc. of the National Academy of Science of the USA*, volume 81, 1984.
- [Hornik *et al.*, 1989] K. HORNIK, M. STINCHCOMB, and F.E. MULLER-KARGER. Multilayered feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2 :359–366, 1989.
- [Hovis *et al.*, 1980] W.A. HOVIS, D.K. CLARK, F. ANDERSON, R.W. AUSTIN, E.T. BAKER, D. BALL, H.R. GORDON, L. MUELLER, S.Z. EL SAYED, B. STURM, R.C. WRIGLEY, and C.S. YENTSH. Coastal zone color scanner : system description and initial imagery. *Science*, 210 :60–63, 1980.
- [Jordan and Rumelhart, 1992] M. JORDAN and D. RUMELHART. Forward models : Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive Science*, 16 :307–354, 1992.
- [Junge, 1958] C. JUNGE. Atmospheric chemistry. *Adv. Geophys*, 4 :1–108, 1958.
- [King *et al.*, 1999] M.D. KING, Y.J. KAUFMAN, D. TANRÉ, and T. NAKAJIMA. Remote sensing of tropospheric aerosols from space : past, present and future. *Bull. American Meteor. Soc.*, 11 :2229–2259, 1999.
- [Kohonen, 1984] T. KOHONEN. Self-organization and associative memory. In SPRINGER-VERLAG, editor, *Springer Series in Information Science*, volume 8, Berlin, 1984.
- [Lippman, 1987] R.P. LIPPMAN. An introduction to computing with neural nets. *ASSP magazine*, pages 4–22, April 1987.
- [Martiny, 2002] N. MARTINY. *Validation des corrections atmosphériques : application au capteur SeaWiFS en milieu côtier*. Thèse de doctorat, Université du littoral, Wimereux, France, 2002.
- [McClain *et al.*, 1992] C. R. MCCLAIN, W.E. ESAIAS, W. BARNES, B. GUENTHER, D. ENDRES, S. HOOKER, G. MITCHELL, and R. BARNES. Seawifs calibration and validation plan. Technical Report NASA Technical Memorandum 2000-206892, Volume 3, pp 1-41, 1992.
- [McCulloch and Pitts, 1943] W.S. MCCULLOCH and W. PITTS. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 :115–133, 1943.

- [Morel and André, 1991] A. MOREL and J.-M. ANDRÉ. Pigment distribution and primary production in the western mediterranean as derived and modeled from Coastal Zone Color Scanner observations. *J. Geophys. Res.*, 96 :12,685–12,698, 1991.
- [Morel and Gentili, 1991] A. MOREL and B. GENTILI. Diffuse reflectance of oceanic waters : its dependance on sun angle as influenced by the molecular scattering contribution. *Appl. Opt.*, 30 :4427–4438, 1991.
- [Morel and Gentili, 1993] A. MOREL and B. GENTILI. Diffuse reflectance of oceanic waters. ii. bidirectional aspects. *Appl. Opt.*, 32(33) :6864–6879, 1993.
- [Morel and Gentili, 1996] A. MOREL and B. GENTILI. Diffuse reflectance of oceanic waters. iii. implication of bidirectinality for the remote-sensing problem. *Appl. Opt.*, 35(24) :4850–4862, 1996.
- [Morel and Prieur, 1977] A. MOREL and L. PRIEUR. Analysis of variations in ocean color. *Limnology and Oceanography*, 22 :709–722, 1977.
- [Moulin, 1997] C. MOULIN. *Transport atmosphérique des poussières africaines sur la Méditerranée et l'Atlantique : climatologie satellitale à partir des images Meteosat VIS (1983-1994) et relations avec le climat*. Thèse de doctorat, Université de Paris 6, Paris, France, 1997.
- [Moulin *et al.*, 2001a] C. MOULIN, H.R. GORDON, V.F. BANZON, and R.H. EVANS. Assessment of saharan dust absorption in the visible from SeaWiFS imagery. *J. Geophys. Res.*, 106D :18239–18250, 2001.
- [Moulin *et al.*, 2001b] C. MOULIN, H.R. GORDON, R.M. CHOMKO, V.F. BANZON, and R.H. EVANS. Atmospheric correction of ocean color imagery through thick layers of saharan dust. *Geophys. Res. Lett.*, 28 :5–8, 2001.
- [Nakajima *et al.*, 2001] T NAKAJIMA, G. TONNA, R. RAO, P. BOI, Y.J. KAUFMAN, and B.N. HOLBEN. Use of sky brightness measurements from ground for remote sensing of particulate polydispersions. *Appl. Opt.*, 35 :2672–2686, 2001.
- [Niang *et al.*, 2003] A. NIANG, L. GROSS, S. THIRIA, F. BADRAN, and C. MOULIN. Automatic neural classification of ocean colour reflectance spectra at the top of the atmosphere with introduction of expert knowledge. *Remote Sens. Environ.*, 86(2) :257–271, 2003.
- [O'Reilly *et al.*, 2000] J.E. O'REILLY, S. MARITONERA, D.A. SIEGEL, M.C. O'BRIEN, D. TOOLE, B.G. MITCHELL, M. KAHRU, F.P. CHAVEZ, P. STRUTTON, G.F. COTA, S.B. HOOKER, C.R. MCCLAIN, K.L. CARDER, F. MÜLLER-KARGER, L. HARDING, A. MAGNUSON, D. PHINNEY, G.F. MOORE, J. AIKEN, K.R. ARRIGO, R. LETELIER, and M. CUIVER. Ocean color chlorophyll a algorithms for SeaWiFS, OC2 and OC4 : Version 4. SeaWiFS Postlaunch Technical Report Series, S. B. Hooker and E. R. Firestone, Eds. NASA Technical Memorandum 2000-206892, Volume 10, pp 9-23, SeaWiFS Technical Report Series, Part 2, 2000.
- [O'Reilly *et al.*, 1998] J.E. O'REILLY, S. MARITORENA, B.G. MITCHELL, D.A. SIEGEL, K.L. CARDER, S.A. GARVER, M. KAHRU, and C. MCCLAIN. Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS. *J. Geophys. Res.*, 103 :24,937–24,953, 1998.
- [Patt *et al.*, 2002] F.S. PATT, R.E. EPLEE, B.A. FRANZ, and W.D. ROBINSON. Seawifs Operational Archive Product Specifications. Technical Report Version 4.1, 92 pages, SeaWiFS Project, 2002.
- [Pioggio and Girosi, 1990] T. PIOGGIO and F. GIROSI. Networks for approximation and learning. In *Proc. IEEE*, volume 78, pages 1481–1497, 1990.

- [Richaume, 2000] P. et al. RICHAUME. Neural network wind retrieval from ers-1 scatterometer data. *J. Geophys. Res.*, C4 :8737–8751, 2000.
- [Rosenblatt, 1958] F. ROSENBLATT. The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65 :386–408, 1958.
- [Rumelhart *et al.*, 1986] D.E. RUMELHART, G.E. HINTON, and R.J. WILLIAMS. *Parallel Distributed Processing*. MIT Press, 1986.
- [Schwindling *et al.*, 1998] M. SCHWINDLING, P.Y. DESCHAMPS, and R. FROUIN. Verification of aerosol models for satellite ocean color remote sensing. *J. Geophys. Res.*, 103 :24,919–24,935, 1998.
- [Shettle and Fenn, 1979] E.P. SHETTLE and R.W. FENN. Models of the atmospheric aerosols and their optical properties. *AGARD Opt. Propagation in the Atmosphere 16 p (SEE N76-29815 20-46)*, May 1979.
- [Siegel *et al.*, 2000] D.A. SIEGEL, M. WANG, S. MARITORENA, and W. ROBINSON. Atmospheric correction of satellite ocean color imagery : the black pixel assumption. *Appl. Opt.*, 39(21) :3582–3591, 2000.
- [Smirnov *et al.*, 2000] A. SMIRNOV, B.N. HOLBEN, T.F. ECK, O. DUBOVIK, and I. SLUTSKER. Cloud screening and quality control algorithms for the AERONET database. *Rem. Sens. Env.*, 73 :337–349, 2000.
- [Smirnov *et al.*, 2002] A. SMIRNOV, B.N. HOLBEN, Y.J. KAUFMAN, O. DUBOVIK, T.F. ECK, I. SLUTSKER, C. PIETRAS, and R. HALTHORE. Optical properties of atmospheric aerosol in maritime environments. *J. Atmos. Sci.*, pages 501–523, 2002.
- [Sontag, 1992] E.D. SONTAG. Feedback stabilization using a two-hidden-layer nets. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 3(6) :981–990, 1992.
- [Stephan, 1996] Y. STEPHAN. *Approches neuronales de l'inversion. Application à la Tomographie Acoustique Océanique*. Thèse de doctorat, CNAM, 1996.
- [Talagrand, 1986] O. TALAGRAND. *Application of optimal control to meteorological problems*. Elsevier, 1986.
- [Talagrand and Courtier, 1986] O. TALAGRAND and P. COURTIER. Les équations adjointes, application à la modélisation numérique. In *Atelier Modélisation de l'Atmosphère*. Direction de la Météorologie, 1986.
- [Talagrand and Courtier, 1987] O. TALAGRAND and P. COURTIER. Variational assimilation of meteorological observations with the adjoint vorticity equation. I : Theory. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 113 :1311–1328, 1987.
- [Tanii *et al.*, 1990] J. TANII, T. MACHIDA, H. AYADA, Y. KATSUYAMA, J. ISHIDA, N. IWASAKI, Y. TANGE, Y. MIYACHI, and R. SATO. Ocean color and temperature scanner for adeos. *Proc. SPIE*, 1490 :200–206, 1990.
- [Tanre *et al.*, 1997] D. TANRE, C. DEROO, P. DUHAUT, M. HERMAN, J. MORCRETTE, J. PERBOS, and P.Y. DESCHAMPS. Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum : 5s code. *Int. J. Remote Sens.*, 11 :659–668, 1997.
- [Tarantola, 1987] A. TARANTOLA. *Inverse Problem Theory : Methods for Data Fitting and Model Parameter Estimation*. Elsevier, 1987.
- [Thiria *et al.*, 1993] S. THIRIA, C. MEJIA, F. BADRAN, and M. CREPON. A neural network approach for modeling nonlinear transfer functions : application for wind retrieval from spaceborne scatterometer data. *J. Geophys. Res.*, 98(C12) :22,827–22,841, 1993.

- [van de Hulst, 1980] H.C. van de HULST. *Multiple Light Scattering*. Academic, 1980. 739 pp.
- [Vidussi *et al.*, 2001] F. VIDUSSI, H. CLAUSTRE, B.B. MANCA, A. LUCHANDTA, and J-C. MARTY. Phytoplankton pigment distribution in relation to upper thermocline circulation on the eastern mediterranean sea dureing winter. *J. Geophys. Res.*, 106(C9) :19,939–19,956, 2001.
- [Wang, 1991] M. WANG. *Atmospheric correction of the second generation ocean color sensors*. Thèse de doctorat, Université de Miami, Coral Gables, Floride, USA, 1991.
- [Wang, 1999] M. WANG. Atmospheric corection of ocean color sensors : computing atmospheric diffuse transmittance. *Appl. Opt.*, 38(3) :451–455, 1999.
- [Wang and Bailey, 2001] M. WANG and S.W. BAILEY. Correction of the sun glint contamination on the SeaWiFS ocean and atmosphere products. *Appl. Opt.*, 40(27) :4790–4798, 2001.
- [Wang and Gordon, 1994] M. WANG and H.R. GORDON. Estimating aerosol optical properties over the oceans with the multiangle imaging spectroradiometer : some preliminary studies. *Appl. Opt.*, 33 :4042–4057, 1994.
- [White, 1990] H. WHITE. Connectionnist Non-parametric Regression : Multi-Layer Feedforward can learn arbitrary maappings. *Neural Networks*, 3 :535–549, 1990.
- [Widrow and Hoff, 1960] B. WIDROW and M.E. HOFF. Adaptative switching circuits. In *Proc. IRE WESCON Convention Record*, pages 96–104, 1960.
- [Widrow and Lehs, 1990] B. WIDROW and M.A. LEHS. 30 years of adaptive neural networks perceptron, madaline, and back-propagation. In *Proc. IEEE*, volume 78, pages 1415–1442, 1990.