



HAL
open science

Etude de la complémentarité et de la fusion des images qui seront fournies par les futurs capteurs satellitaires OLCI/Sentinel 3 et FCI/Meteosat Troisième Génération

Cécile Peschoud

► To cite this version:

Cécile Peschoud. Etude de la complémentarité et de la fusion des images qui seront fournies par les futurs capteurs satellitaires OLCI/Sentinel 3 et FCI/Meteosat Troisième Génération. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Toulon, 2016. Français. NNT : 2016TOUL0012 . tel-01525049

HAL Id: tel-01525049

<https://theses.hal.science/tel-01525049>

Submitted on 19 May 2017

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.



Laboratoire des Sciences
de l'Information et
des Systèmes



Région
PACA



ÉCOLE DOCTORALE MER ET SCIENCES

Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes

THÈSE

présentée par :

Cécile PESCHOU

Soutenue le 17 octobre 2016 à l'Université de Toulon

pour obtenir le grade de Docteur en Automatique, signal, productique, robotique

**Etude de la complémentarité et de la fusion des images qui
seront fournies par les futurs capteurs satellitaires
OLCI/Sentinel 3 et FCI/Meteosat Troisième Génération**

THÈSE dirigée par :

Audrey MINGHELLI

Maître de conférences, HDR,
Université de Toulon

JURY :

Eric MOREAU

Professeur
Université de Toulon

(Président)

Malik CHAMI

Professeur
Université de Pierre et Marie Curie

(Rapporteur)

Philippe BLANC

Professeur
MINES ParisTech

(Rapporteur)

Sandrine MATHIEU

Ingénieur
Thales Alenia Space

(Examineur)

Remerciements

Je tiens à adresser mes plus grands remerciements à ma directrice de thèse Audrey Minghelli pour tous ses précieux conseils et son grand investissement tout au long de ces trois années. J'ai énormément apprécié sa rigueur et sa disponibilité. Merci à Manchun Lei qui m'a également consacré du temps et qui était d'une aide précieuse pour mes travaux, je garderai de très bons souvenirs de nos discussions animées. Merci à Sandrine Mathieu, ma correspondante industrielle chez Thales Alenia Space, pour le temps qu'elle m'a consacré et sa disponibilité.

Je remercie la région Provence-Alpes-Côte d'Azur et Thales Alenia Space pour le financement de cette thèse.

Je remercie les membres du jury et particulièrement Malik Chami et Philippe Blanc qui ont accepté de rapporter ma thèse et qui m'ont énormément apporté par leur analyse et leurs conseils.

Je remercie Eric Moreau pour son accueil au sein de l'équipe Silm du LSIS ainsi que toute l'équipe : Nadège, Sylvain, Cyril, Xavier, Vincente et Frédéric et Thanh phuong, pour la bonne ambiance notamment lors des nombreux repas passés ensemble.

Un grand merci à tous les doctorants et post-doctorants du LSIS qui ont énormément contribué à cette bonne ambiance au labo. Kheir-eddine, Vincent Martin, Vincent Marie, Vincent Roger (vive les chocolaines dans les poches), Jean-Philip pour sa gentillesse et tous les moments passés à s'occuper de Janna et également Xuan, d'une grande gentillesse, merci pour tout, Emilien qui était de bons conseils et qui a également contribué au bien être de Janna, Victor le hipster en herbe qui avait les tee-shirts les plus classes du labo, Rémi avec qui j'ai beaucoup échangé sur des sujets plus ou moins sérieux, surtout ne change pas, garde ta spontanéité et bon courage pour la suite, Diogone qui amenait toujours avec lui sa bonne humeur et qui nous a bien fait rire, Amine, toujours là pour rendre service, merci pour tout, Ikhlef qui est là pour discuter et faire rire avec ses blagues, Giang que j'ai énormément appréciée pour sa grande gentillesse, son soutien et pour tout ce qu'elle m'a appris sur la cuisine vietnamienne. Un

énorme merci à Ouazna avec qui j'ai beaucoup partagé, lors de balades le week-end ou de soirées à se changer les idées et qui nous a tant de fois cuisiné de bons plats. Merci à Gwendoline que j'ai rencontrée grâce aux doctoriades et avec qui j'ai passé énormément de temps, merci pour tout ce que tu m'as apporté durant ces années de thèse, pour toutes les discussions, pour les moments où on est allé nager et courir ensemble, toujours motivée ! Ça n'aurait pas été pareil sans toi. Merci également à tous les stagiaires, doctorants et post-doctorants du MIO et de l'Imath que j'ai croisés, Floriane, Suzanne, Elodie, Stéphane, Bruno, Jenna, Thomas...

Merci également à tous mes amis qui m'aidaient à décompresser à chaque fois que je rentrais dans le Sud-Ouest, Nicolas, Martin, Guillaume, Stéphanie, Vincent, Marie, Olivier, Caroline, Hugo, Jean-François, Claire, Anaïs, Renaud, Jonathan, les anciens stagiaires de Thales qui étaient toujours présents à l'arrivée des beaux jours pour profiter de la plage et avec qui j'ai passé de bons moments, Christelle, Florian, Aurélie, Albin, Angel et mes parisiennes du Sud-Ouest préférées, qui suivent ma scolarité depuis le tout début, Cécile et Léa.

Je tiens également à remercier des personnes que j'ai croisées durant mon parcours et qui ont contribué à ce que j'arrive jusqu'ici et notamment Messieurs Castelan et Hosseini. J'ai une pensée toute particulière pour Monsieur Marcou qui a su me transmettre le goût des mathématiques.

Enfin, je tiens à remercier profondément ma famille à qui je dois tout, elle a toujours été très proche de moi, merci pour tout le soutien que vous m'avez apporté, je suis consciente de la chance que j'ai d'être si bien entourée. Et un immense merci à mon copain qui m'a également toujours soutenue et épaulée. Grâce à toi je garderai un merveilleux souvenir de ces trois années dans cette belle région.

Table des matières

Introduction	9
Chapitre 1 Observation de la couleur de l'eau.....	13
1.1. Applications de la télédétection dans l'environnement marin :	13
1.1.1. Des enjeux environnementaux	13
1.1.2. Des enjeux économiques	19
1.1.3. Caractéristiques des phénomènes observables par télédétection	21
1.2. Optique marine.....	22
1.2.1. La composition de l'eau.....	22
1.2.2. Les propriétés optiques inhérentes.....	23
1.2.3. Les propriétés optiques apparentes	28
1.2.4. Influence de la composition de l'eau sur la réflectance	30
1.2.5. Influence de l'atmosphère sur le signal mesuré.....	31
1.3. Paramètres des capteurs d'observation	33
1.3.1. Orbitographie	33
1.3.2. Résolution temporelle.....	35
1.3.3. Résolution spatiale	35
1.3.4. Résolution spectrale.....	36
1.3.5. Rapport signal sur bruit	37
1.3.6. Résolution radiométrique.....	38
1.4. Images satellites disponibles pour l'observation des océans.....	38
1.4.1. Les capteurs héliosynchrones dédiés à la couleur de l'eau	38
1.4.2. Les capteurs héliosynchrones à haute résolution spatiale	41
1.4.3. Les capteurs hyperspectraux	41
1.4.4. Les capteurs géostationnaires.....	41
1.5. Les futurs capteurs OLCI (Sentinel-3) et FCI (Météosat Troisième Génération).....	43
1.5.1. Le capteur LEO OLCI (Sentinel-3).....	43
1.5.2. Le capteur GEO FCI (Météosat Troisième Génération).....	44
1.6. Recours à la fusion	45
1.7. Ce qu'il faut retenir	46
Chapitre 2 Analyse de sensibilité des capteurs OLCI et FCI à la couleur de l'océan.....	48
2.1. Introduction à l'analyse de sensibilité.....	48
2.2. Méthodologie générale	49
2.3. Simulation de la luminance mesurée par les capteurs.....	51
2.3.1. Modélisation de la réflectance de surface.....	51

2.3.2.	Modélisation de l'atmosphère.....	55
2.3.3.	Prise en compte des caractéristiques du capteur	56
2.3.4.	Simulations.....	58
2.4.	Inversion de la luminance mesurée par les capteurs pour estimer la composition de l'eau.....	62
2.4.1.	Correction atmosphérique	62
2.4.2.	Filtrage du bruit de FCI.....	62
2.4.3.	Méthodes d'estimation de la composition de l'eau.....	63
2.4.4.	Validation par comparaison avec la composition de départ	70
2.5.	Description des cas test.....	71
2.5.1.	Cas 1 : distribution de la chl	71
2.5.2.	Cas 2 : distribution de la chl, des MES et du CDOM.....	72
2.6.	Résultats.....	72
2.6.1.	Cas 1.....	72
2.6.2.	Cas 2.....	76
2.7.	Synthèse des résultats	81
2.8.	Complémentarité des capteurs OLCI et FCI d'un point de vue spectral, radiométrique et temporel	82
2.9.	Ce qu'il faut retenir	82
Chapitre 3	Méthodologie générale et simulation des images.....	85
3.1.	Méthodologie générale	85
3.2.	Etat de l'art	86
3.2.1.	Simulation par « dégradation » spatiale et spectrale	86
3.2.2.	Simulation par modélisation des paysages.....	87
3.2.3.	Choix de l'approche.....	89
3.3.	Méthodologie de simulation d'images.....	89
3.3.1.	Date et zone de simulation des images	90
3.3.2.	Modélisation des cartes de paysages.....	91
3.3.3.	Modélisation du transfert radiatif dans l'eau.....	95
3.3.4.	Modélisation du transfert atmosphérique.....	98
3.3.5.	Prise en compte des caractéristiques des capteurs.....	98
3.3.6.	Simulation des images de référence pour la validation	100
3.4.	Prétraitement des images.....	100
3.4.1.	Filtrage	100
3.4.2.	Inversion du transfert atmosphérique	101
3.5.	Résultats.....	101
3.5.1.	Images FCI simulées.....	101
3.5.2.	Images OLCI simulées	102
3.5.3.	Images de référence simulées.....	103
3.5.4.	Comparaison entre les images OLCI et FCI simulées	104
3.6.	Ce qu'il faut retenir	106

Chapitre 4	Fusion des images OLCI et FCI	107
4.1.	Etat de l'art sur les méthodes de fusion d'images	107
4.1.1.	Méthodes de fusion avec images synchrones	107
4.1.2.	Méthodes de fusion avec images asynchrones	110
4.2.	Méthodes de fusion	112
4.2.1.	Méthode SSTF	112
4.2.2.	Méthode STARFM	113
4.3.	Prétraitements des images	114
4.3.1.	Association des bandes FCI aux bandes OLCI	114
4.3.2.	Sur-échantillonnage des images FCI	115
4.4.	Méthodes de validation	116
4.4.1.	Validation avec des images de référence	116
4.4.2.	Validation avec les cartes d'hydrosols utilisées en entrée des simulations	117
4.5.	Résultats	118
4.5.1.	Produits de fusion	118
4.5.2.	Validation des produits de fusion	119
4.6.	Discussion	131
4.7.	Ce qu'il faut retenir	133
Chapitre 5	Fusion des cartes de composition de l'eau	135
5.1.	Etat de l'art	135
5.2.	Méthodologie générale	137
5.3.	Méthodes	138
5.3.1.	Estimation de la composition de l'eau à partir des images simulées	138
5.3.2.	Prétraitements des cartes d'hydrosols	139
5.3.3.	Méthodes de fusion des cartes d'hydrosols	139
5.3.4.	Méthode de validation des produits de fusion	140
5.4.	Résultats	142
5.4.1.	Cartes d'hydrosols estimées	142
5.4.2.	Produits de fusion	143
5.4.3.	Validation des produits de fusion	149
5.4.4.	Comparaison des démarches fusion / estimation et estimation / fusion	156
5.5.	Discussions	157
5.6.	Ce qu'il faut retenir	160
Conclusion et Perspectives		162
Bibliographie		166

Table des figures.....177

Table des tableaux183

Publications.....185

**Article publié en 2016 dans IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth
Observations and Remote Sensing187**

Introduction

Cette thèse a été réalisée à l'Université de Toulon au Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes (LSIS) sur une durée de 3 ans. Elle a été cofinancée par la région Provence-Alpes-Côte-d'Azur (PACA) et le groupe Thales Alenia Space, premier constructeur en Europe de satellites et un acteur majeur dans le domaine de l'infrastructure orbitale. Dans le domaine de la couleur de l'eau, Thales Alenia Space a développé pour l'Agence Spatiale Européenne (ESA) le capteur MERIS qui était embarqué sur ENVISAT et son successeur OLCI dont le premier modèle a été embarqué sur Sentinel-3 le 16 février 2016. Depuis 1977, Aérospatiale, devenu Alcatel Space puis Thalès Alenia Space a conçu les capteurs des satellites METEOSAT, comme SEVIRI embarqué sur Meteosat Seconde Génération (MSG) et FCI (*Flexible Combined Imager*) qui sera embarqué sur la Troisième Génération des satellites Météosat (MTG) pour Eumetsat.

Le laboratoire LSIS, créé en janvier 2002, est une unité mixte de recherche (UMR 7296) commune aux trois universités marseillaises, l'Université de Toulon, l'ENSAM d'Aix-en-Provence et au CNRS (Institut National des Sciences de l'Informatique et ses Interactions - INSII). Il fédère actuellement près de 200 chercheurs, enseignants-chercheurs et doctorants. Les activités de recherche du laboratoire recouvrent plusieurs domaines de l'Informatique, de l'Automatique et de l'Image.

La télédétection dédiée à la couleur de l'eau a fortement diversifié ses applications depuis le premier capteur CZCS lancé en 1978. Historiquement, elle a d'abord permis d'étudier la répartition spatiale et la dynamique saisonnière à l'échelle planétaire du phytoplancton, premier élément de la chaîne alimentaire marine, et acteur important dans l'absorption du CO₂ de l'atmosphère et de la production d'oxygène.

Les zones côtières ont des problématiques spécifiques qui méritaient aussi d'être étudiées par télédétection. En effet, constitués d'une mosaïque d'écosystèmes terrestres et aquatiques, les littoraux sont aussi les régions du monde les plus peuplées. La pollution, l'érosion et la surpêche

peuvent donc menacer les écosystèmes et les activités économiques des zones côtières (tourisme, aquaculture, pêche). Pour toutes ces applications, de fines résolutions spatiale, spectrale et temporelle sont requises.

Grâce aux progrès réalisés dans le domaine des instruments optiques, la télédétection dédiée à la couleur de l'eau a pu étendre ses applications aux problématiques des zones côtières. En effet, depuis le lancement de CZCS, d'autres capteurs tels que SeaWiFS, MODIS, MERIS et VIIRS ont été lancés avec des caractéristiques toujours meilleures (nombre de bandes spectrales, qualité radiométrique, résolution spatiale) permettant ainsi d'améliorer la qualité des analyses de couleur de l'eau et les échelles spatiales d'étude. Toutefois, comme tous ces capteurs sont localisés sur des orbites basses (LEO pour *Low Earth Orbit*), leurs résolutions temporelles restent limitées, au mieux à 1 jour, sous réserve de ciel clair.

Les capteurs géostationnaires (GEO) fournissant plusieurs images par jour, sont les seuls capteurs ayant une résolution temporelle adaptée aux zones côtières. Le capteur multispectral GOCI (*Geostationary Ocean Color Imager*, par l'agence spatiale Coréenne) dédié à la couleur de l'eau, rassemble à la fois l'information spatiale, spectrale et temporelle requise mais ne couvre malheureusement pas l'Europe. D'autres capteurs à bord de satellites géostationnaires observent l'Europe comme SEVIRI, de la famille des satellites météorologiques Météosat ou le futur capteur FCI mais leurs résolutions spectrales et spatiales ainsi que leurs sensibilités restent souvent limitées pour l'observation de la couleur de l'eau.

Pour réunir à la fois la bonne résolution spectrale, spatiale et radiométrique des capteurs LEO et la résolution temporelle des capteurs GEO, nous souhaitons évaluer la complémentarité de ces deux types de capteur, ainsi que mettre au point une méthode de fusion d'images provenant de ces différents capteurs.

Dans ce manuscrit, après une introduction sur les applications de la télédétection dans le domaine de la couleur de l'eau (Chapitre 1), nous allons analyser la sensibilité des deux capteurs à la couleur de l'eau (Chapitre 2) puis nous allons nous intéresser à la fusion des images qui seraient acquises par ces deux types de capteurs.

De nombreuses méthodes de fusion ont été développées pour réunir les meilleures caractéristiques de différents capteurs. La plupart des méthodes de fusion existantes sont dédiées soit à la fusion d'images multispectrales et panchromatiques synchrones (Thomas *et al.*, 2008), soit à la fusion d'images hyperspectrales et panchromatiques synchrones. D'autres auteurs ont développé des méthodes visant à fusionner des images multispectrales synchrones (Huang *et al.*, 2014a; Minghelli-Roman *et al.*, 2001; Zhukov *et al.*, 1999; Zurita-Milla *et al.*, 2008), mais peu d'auteurs ont traité la fusion d'images acquises non simultanément. La méthode de fusion STARFM (Feng Gao *et al.*, 2006) prend par exemple en compte les variations temporelles du paysage qui peuvent apparaître entre les acquisitions de 2 capteurs multispectraux. Vanhellemont *et al.* (2014) ont développé une méthode de fusion appliquée aux capteurs MODIS et SEVIRI pour associer la haute résolution spatiale du premier à la haute résolution temporelle du second mais cette fusion est réalisée que sur une seule bande des deux capteurs. C'est à ce type de méthodes que nous allons nous intéresser dans cette thèse.

Nous allons pour cela proposer, valider et comparer des méthodes de fusion d'images provenant d'un capteur LEO multispectral et d'un capteur GEO multispectral pour obtenir l'image qui serait acquise par un capteur ayant les caractéristiques spatiales du capteur LEO et les résolutions spectrales et temporelles du capteur GEO. L'objectif au final, est de fournir un indicateur de qualité de l'eau détaillé spatialement (grâce à la résolution spatiale du capteur LEO) et le mieux rafraîchi possible (grâce à la haute répétitivité temporelle du capteur GEO).

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la fusion d'images multispectrales qui seront fournies par OLCI, successeur de MERIS sur Sentinel-3 (LEO), avec des images multispectrales qui seront fournies par FCI sur Météosat Troisième Génération (GEO). OLCI, fournit 21 bandes spectrales à une résolution spatiale de 300 m et une répétitivité temporelle de 3 jours (Verrelst *et al.*, 2012) alors que FCI fournira 5 bandes spectrales dont 3 dans le visible, à 1 km de résolution, avec une répétitivité temporelle de 10 min (Ouaknine *et al.*, 2013).

Comme les capteurs OLCI et FCI n'étaient pas encore lancés au moment de la réalisation de cette thèse, nous devons simuler leurs images (Chapitre 3). Pour cela nous avons recours à la simulation par utilisation de modèles biologiques et sédimentaires couplés à un modèle hydrodynamique pour fournir des cartes de chlorophylle, matières en suspension et matières organiques dissoutes toutes les 10 min. Des modèles de transfert radiatifs sont également

utilisés pour simuler la réflectance au niveau de la surface de l'eau et au niveau des capteurs, enfin les modèles de capteurs (résolutions spectrale, spatiale et radiométrique) sont finalement utilisés pour générer les images. Les images de référence qui seraient acquises par le capteur ayant les caractéristiques spatiales et spectrales du capteur héliosynchrone et la résolution temporelle du capteur géosynchrone sont également générées afin d'évaluer les performances des méthodes de fusion.

Enfin, les différentes méthodes de fusions sont comparées et validées (Chapitres 4 et 5) et des recommandations sont proposées sur la méthode de fusion la plus adaptée, en fonction des caractéristiques du paysage et des paramètres à estimer.

Chapitre 1 Observation de la couleur de l'eau

Ce chapitre vise dans un premier temps, à présenter les différentes applications de la télédétection dans le domaine de la couleur de l'eau. On s'intéresse ensuite aux grandeurs que l'on peut mesurer grâce aux images satellites en décrivant les propriétés de l'optique marine, puis nous définissons les caractéristiques des capteurs. Nous présentons ensuite les capteurs passés, actuels et futurs dédiés à la couleur de l'eau et plus précisément les deux futurs capteurs auxquels nous allons nous intéresser dans notre étude, à savoir OLCI (Sentinel-3) et FCI (Météosat Troisième Génération). Pour finir, nous présentons les motivations qui ont fait l'objet de cette thèse pour fusionner des images provenant d'un satellite LEO et d'un satellite GEO.

1.1. Applications de la télédétection dans l'environnement marin :

La télédétection de la couleur de l'eau est un domaine de recherche assez récent, puisqu'il a vu le jour il y a environ 40 ans, avec le lancement du capteur *Coastal Zone Color Scanner* (CZCS) sur le satellite *Nimbus 7* en 1978, dont le but principal était l'observation des océans pour accéder à une compréhension globale de l'environnement marin (Antoine, 1998). Depuis, les progrès effectués dans le domaine des instruments optiques ont permis d'étudier de nouvelles problématiques en zones côtières, qui sont des eaux plus complexes en terme de composition et qui nécessitent des observations à petite échelle, une bonne sensibilité et une fréquence d'acquisition élevée.

1.1.1. Des enjeux environnementaux

Le phytoplancton, acteur fondamental dans l'écosystème terrestre

Le phytoplancton est l'ensemble des organismes unicellulaires se trouvant dans l'eau. Ces végétaux vivants, également appelés microalgues sont très diversifiés, puisqu'il existe 4000 espèces au niveau mondial. Certaines de ces espèces de plancton sont dites autotrophes, c'est à dire qu'elles fabriquent leur propre matière organique.

Le phytoplancton est le plancton végétal, c'est-à-dire l'ensemble des organismes végétaux vivant en suspension dans l'eau. Il s'agit plus précisément de l'ensemble des espèces de planctons autotrophes vis-à-vis du carbone..

Historiquement, l'observation et le suivi du phytoplancton représente une application majeure dans le domaine de la couleur de l'eau. Cet intérêt s'explique par le rôle fondamental que le phytoplancton joue dans l'écosystème marin. Etant à la base de la chaîne alimentaire océanique, il est à l'origine de la majeure partie de la vie marine (Figure 1) (Antoine, 1998).

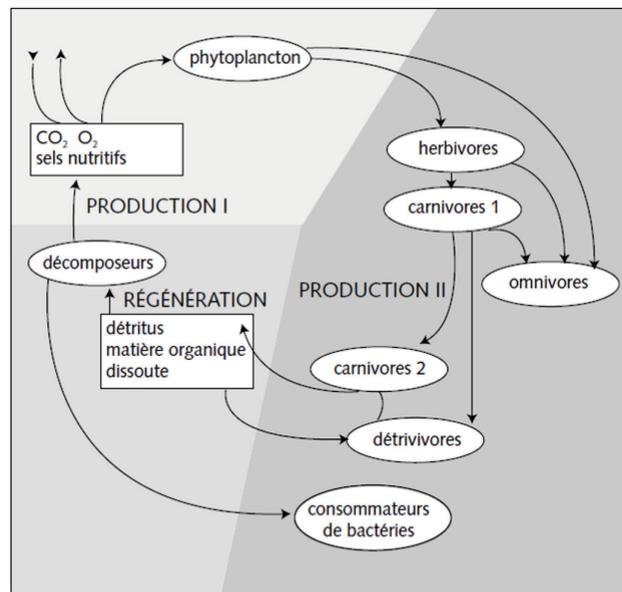


Figure 1 : Représentation schématique du cycle de la matière dans l'océan, avec le double rôle du phytoplancton : base de la chaîne alimentaire et régulateur des flux de gaz carbonique et d'oxygène (Antoine, 1998)

Son étude à l'échelle planétaire permet donc de mieux comprendre et prédire l'évolution de l'écosystème marin. La concentration en phytoplancton se mesure indirectement grâce à la chlorophylle a qui le compose en partie (Figure 2).

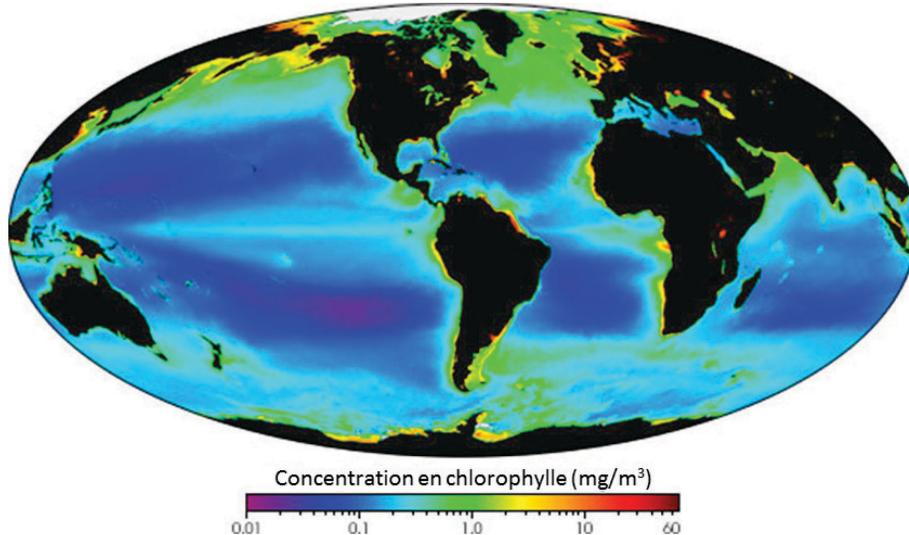


Figure 2 : Concentration moyenne en chlorophylle du 15 septembre 1997 au 1 janvier 2004 à partir des observations SeaWiFS (NASA) (source : <http://earthobservatory.nasa.gov>)

On constate sur cette figure que les concentrations en chlorophylle sont plus élevées près des côtes (remontées d'eaux profondes contenant des nutriments) comme c'est le cas sur la côte Ouest de l'Afrique et dans les eaux fortement éclairées par le soleil et froides (sans thermocline empêchant la remontée des nutriments) comme c'est le cas en Arctique.

La télédétection multispectrale permet également de classifier les différentes variétés d'espèces phytoplanctoniques (diatomées, dinoflagellés ou encore des cyanobactéries) afin d'étudier leur répartition et leur variabilité saisonnière (Alvain *et al.*, 2008, 2005).

De plus, en présence de lumière et par le processus de la photosynthèse, le phytoplancton permet la transformation du dioxyde de carbone présent dans l'atmosphère en carbone organique et il permet aussi la production d'oxygène. Même s'il ne représente que 1 à 2% de la biomasse de la biosphère, il est responsable de 45% de l'activité photosynthétique sur Terre (Falkowski, 1994; Field *et al.*, 1998). Il produit ainsi plus de la moitié de l'oxygène terrestre et sans lui la vie sur Terre telle qu'on la connaît ne serait pas possible. De plus, en captant le CO₂

que nous rejetons dans l'atmosphère, il joue un rôle primordial dans le cycle du carbone et les changements climatiques de notre planète.

A ce propos, le 7^{ème} rapport IOCCG (2008) a montré grâce aux données satellitaires de la couleur de l'eau acquises sur une période de plus 30 ans, une diminution globale du phytoplancton et de la production primaire dans les eaux du large mais le rapport de causalité sur le réchauffement climatique ne peut pour l'instant être conclu compte tenu de la limitation des données satellitaires dans le temps. Le dernier rapport IOCCG (2015) traite de la couleur de l'eau des mers polaires et évoque l'impact du changement climatique observé dans l'océan Arctique. Il est possible que la couverture de glace disparaisse en grande partie d'ici la fin du siècle (Holland *et al.*, 2008; Serreze *et al.*, 2007) et selon Wang and Overland (2012), peut être beaucoup plus tôt. Des répercussions quant à la production de phytoplancton ont également pu être observées par Kahru and Mitchell (2010) qui ont remarqué que le pic annuel de phytoplancton est atteint plus tôt qu'avant dans l'océan Arctique et Ardyna *et al.* (2014) ont observé une augmentation du nombre de blooms phytoplanctoniques en automne dans l'océan Arctique par rapport à ce qui était habituellement observé.

Le suivi de la qualité de l'eau en zones côtières

D'autres applications de la couleur de l'eau concernent le suivi de proliférations d'algues toxiques appelées « red tide » (pour marée rouge) à cause de la couleur qu'elles donnent à l'eau. Ces algues peuvent avoir un effet très néfaste sur l'environnement marin et également affecter la santé de la population lorsqu'elle apparaît en zones côtières. L'économie locale peut aussi être touchée puisque la pêche et l'aquaculture sont rendues impossibles (Kahru *et al.*, 2005, 2004). Ces algues toxiques prolifèrent de manière importante lors de changements de conditions locales (température, absence de vent, présence de nutriments...). Grâce aux observations des satellites, les zones à risque peuvent être identifiées et les conditions favorisant leur développement (pollution, flux de sédiments...) peuvent être mises en évidence.

Les zones côtières représentent environ 5% de la surface terrestre. Elles sont constituées d'une multitude d'écosystèmes terrestres et aquatiques qui présentent un intérêt écologique

exceptionnel de par leur diversité, et un intérêt économique certain (Moksness *et al.*, 2009). C'est dans ces zones côtières marines qu'en raison de l'intensité de la photosynthèse (lumière et sels nutritifs abondants) la vie marine est la plus intense et s'y concentre.

Mais comme ces zones sont actives économiquement, elles sont aussi les plus peuplées et donc menacées par la pollution des eaux rejetées par le continent (agglomérations, usines, fleuves). Ces eaux charrient jusqu'à la mer, huiles usagées, déchets ménagers, germes bactériens, matières organiques, engrais, métaux lourds, pesticides, herbicides... Ces substances provoquent une altération de la qualité de l'eau de mer conduisant à des effets néfastes sur l'exploitation des ressources vivantes (pêche, aquaculture) (Kahru *et al.*, 2005, 2004), sur la santé humaine (produits insalubres, plages et eaux de baignade polluées), sur l'économie touristique, et sur la faune et la flore marine, conduisant à des communautés marines moins diversifiées (Burke *et al.*, 2000).

Si la télédétection ne permet pas de détecter des pollutions chimiques car celles-ci n'ont pas d'influence sur la couleur de l'eau, elle peut produire des indicateurs par l'observation de blooms algaux comme c'est le cas à l'embouchure de la rivière Yangtze en Chine (Figure 3).



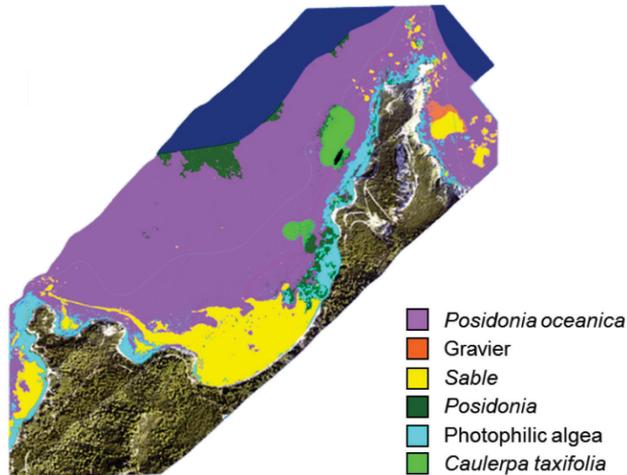
Figure 3 : Image MERIS (Envisat) montrant des panaches à l'embouchure de la rivière Yangtze (Chine), acquise le 15 mars 2008 (Crédit : Agence Spatiale Européenne)

On peut également observer une augmentation de la concentration d'une ou plusieurs espèces de phytoplanctons donnant ainsi naissance à une floraison d'algues au large de l'estuaire de la Gironde (Figure 4).



**Figure 4 : Image MERIS montrant une floraison d'algues au large de l'estuaire de la Gironde
(Crédit : Agence Spatiale Européenne)**

En zones côtières, lorsque la résolution spatiale est assez fine et la sensibilité du capteur suffisante, la télédétection peut permettre d'estimer la bathymétrie (Jay and Guillaume, 2014) et cartographier les fonds marins pour le suivi d'écosystèmes marins. La Figure 5 présente une cartographie des fonds au large de l'île de Porquerolles à partir d'une image aérienne CASI en 2000 (Figure 5).



**Figure 5 : Cartographie des fonds marins
à partir d'une image aérienne CASI sur l'île de Porquerolles
(carte obtenue par Audrey Minghelli, non publiée)**

1.1.2. Des enjeux économiques

Les images satellitaires de la couleur de l'eau peuvent également être utilisées à des fins économiques. La cartographie du phytoplancton, associée à des cartes de températures de la mer (SST pour l'anglais *Sea Surface Temperature*), peut donner un indicateur sur la présence de poisson (Figure 6 inspirée de Christensen and Pauly, 1993) et ainsi fournir des informations utiles aux pêcheurs. L'Inde a par exemple développé un système permettant de définir des zones de pêches potentielles (PFZ pour *Potential Fishing Zone*), utilisé par 6 millions de pêcheurs.

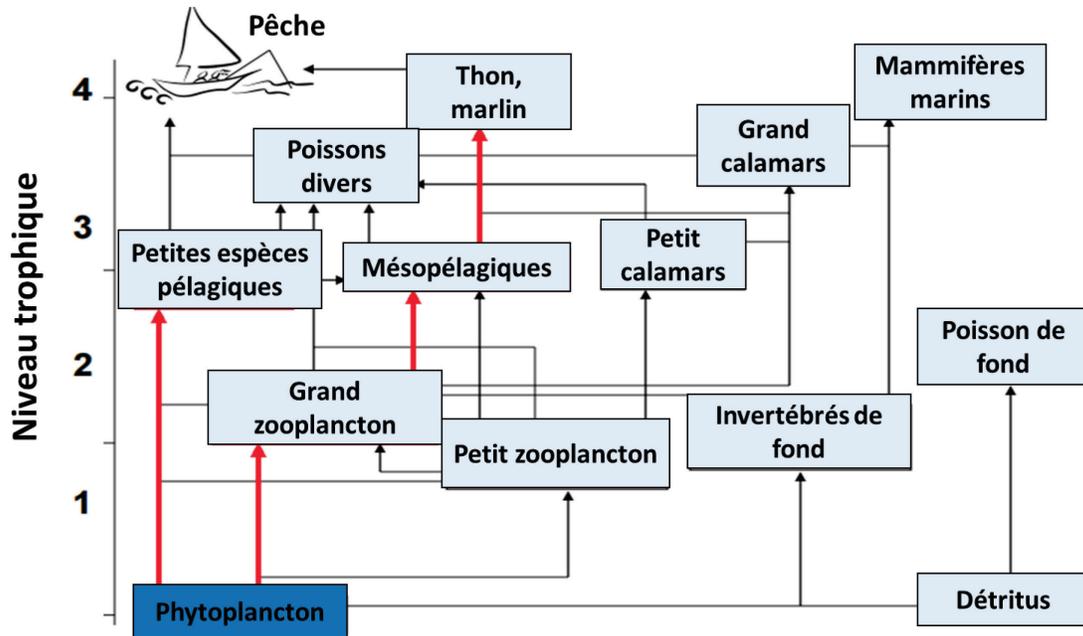


Figure 6 : Diagramme des groupes de flux inspiré de Christensen and Pauly, 1993

Ce type d'informations peut également être utile pour l'évaluation et la gestion des stocks de poissons, qui constituent à la fois une activité commerciale et une préoccupation environnementale. Au cours de ces dernières années, avec l'arrivée de nouvelles techniques de pêches intensives, les ressources halieutiques ont été surexploitées, voire épuisées, mettant en danger la biodiversité marine. Les images satellitaires, en complément de modèles développés notamment à l'aide de données in-situ, sont ici un moyen d'aider à la surveillance et à la gestion de ces stocks. Ces images ont entre autre été utilisées pour étudier les conditions de vie de certaines espèces marines. Par exemple, des relations directes ou indirectes entre le mouvement de certaines espèces telles que les baleines, les dauphins, les manchots, les tortues, et la présence de phytoplancton ont été observées à partir d'images satellitaires.

D'autres applications importantes, à la fois dans la vie quotidienne et pour l'économie mondiale, telles que les activités maritimes et portuaires, ont parfois recourt aux images satellites de l'océan. Dans le domaine de l'énergie fossile (pétrole et gaz) par exemple, les images peuvent permettre de suivre l'état de la mer qui pourrait affecter des opérations en cours (Roffer *et al.*, 2006) et en cas d'accident, de suivre l'étendue des dégâts et surveiller les répercussions sur l'écosystème par la suite.

Les voies maritimes à l'intérieur des terres sont également surveillées. La profondeur ou la forme de ces canaux pouvant être modifiées avec le transport de sédiments. Les déplacements de matières en suspension sont donc suivis aux abords des canaux et des ports maritimes (Hesselmans and Nipius, 2001; Ruddick *et al.*, 2003). Les apports de matières en suspension à la mer sont aussi analysés par la télédétection aux embouchures des fleuves.

Dans le cadre d'applications militaires, telles que le déminage, la topographie des fonds marins a besoin d'être connues. Weidemann *et al.* (2004) décrivent de quelle manière la couleur de l'eau a été utilisée pour fournir des informations sur la clarté de l'eau et aider au déminage durant les hostilités au moyen orient. L'étude de la colonne d'eau et des fonds peut également être utile pour surveiller les ports maritimes.

1.1.3. **Caractéristiques des phénomènes observables par télédétection**

Concernant l'étude du phytoplancton, celui-ci contient de la chlorophylle qui influe sur la couleur de l'eau. Son étude va donc nécessiter des capteurs sensibles à différentes longueurs d'ondes (Peters *et al.*, 2002). La discrimination des différentes variétés d'espèces phytoplanctoniques est également réalisée grâce à leur couleur (Alvain *et al.*, 2005). D'autre part, les eaux du large sont souvent sombres ce qui signifie que les capteurs doivent être sensibles à de faibles signaux. De plus la présence de phytoplancton est souvent observée à de larges échelles spatiales pour comprendre sa répartition à l'échelle mondiale (Alvain *et al.*, 2008). Enfin, Kheireddine (2014) a montré qu'il existait une variabilité diurne du phytoplancton. En effet, ce phénomène est dû à la croissance du phytoplancton lors de la photosynthèse le jour et au broutage du phytoplancton la nuit par le zooplancton. Ce phénomène peut être suivi par télédétection à condition d'acquérir plusieurs images par jour pour pouvoir suivre le phénomène.

En zones côtières, les phénomènes observables sont souvent très localisés (bloom algues, émissaires côtiers, déplacement de bancs de sable) et nécessitent donc de pouvoir les observer avec une résolution spatiale assez fine (Lorthiois, 2012; Vanhellefont and Ruddick, 2015). De plus, les eaux côtières sont des eaux complexes car leur couleur dépend de différents

paramètres (présence de chlorophylle, matières minérales en suspension, matières organiques dissoutes, bathymétrie, fond) ce qui nécessite de pouvoir les observer dans différentes longueurs d'onde, avec des capteurs sensibles à la couleur de l'eau (Burke *et al.*, 2000). Enfin, la forte dynamique des phénomènes nécessite des capteurs qui repassent souvent sur la même zone pour pouvoir les suivre dans le temps (Choi *et al.*, 2012).

1.2. Optique marine

Dans ce paragraphe, nous allons décrire les paramètres qui influent sur la couleur de l'eau et qui peuvent donc être mesurés par des capteurs satellitaires.

1.2.1. La composition de l'eau

L'eau de mer est composée d'eau pure, de sels, d'organismes microscopiques comme le zooplancton, le phytoplancton, des bactéries et des virus, auxquels peuvent s'ajouter des matières en suspension non algales ou des matières organiques dissoutes issues de la décomposition des matières vivantes, également appelées substances jaunes ou *CDOM* (pour l'anglais *Colored Dissolved Organic Matters*). Mais les seuls éléments qui influent sur sa couleur sont la chlorophylle du phytoplancton, les matières en suspension non algales et les matières organiques dissoutes, appelés aussi hydrosols (IOCCG, 2000).

Les eaux du large, que l'on appelle aussi « eaux du Cas 1 », représentent environ 95% des océans, contiennent principalement du phytoplancton. La couleur verte du phytoplancton vient de sa teneur en chlorophylle *a* qui est le pigment commun à tous les organismes photosynthétiques (Morel, 1988 ; Bricaud *et al.*, 1998 ; Morel et Maritorena, 2001). Les eaux du large contiennent aussi des matières organiques dissoutes résultant de la décomposition du phytoplancton. Leur concentration est alors fortement liée à celle de la chlorophylle. On dit que la concentration du *CDOM* covarie avec celle de la chlorophylle.

Les eaux côtières, que l'on appelle aussi « eaux du Cas 2 », qui représentent 5% de la surface des océans, sont plus complexes car elles peuvent contenir : du phytoplancton, des matières en

suspension inorganiques et des matières organiques dissoutes dont les concentrations peuvent varier de manière indépendante (Bricaud *et al.*, 1995; Bowers *et al.*, 1996). Une multitude de combinaisons sont donc possibles lorsqu'on cherche à déterminer la composition de l'eau.

Les matières en suspension sont formées de particules inorganiques, d'origine fluviale ou côtière, lorsque les vagues ou le courant ramène les sédiments du fond à la surface.

Les matières organiques dissoutes colorées (*CDOM*) peuvent se former localement, quand elles résultent de la décomposition du phytoplancton en zones côtières, ou peuvent provenir de régions lointaines, quand les rivières traversent des régions boisées, avec des sols riches en matières organiques, et les transportent jusqu'à leur embouchure.

Dans les zones côtières, le fond peut aussi avoir une influence sur la couleur de l'eau. Cela dépend de la transparence de l'eau mais aussi de la profondeur. La réflectance de surface (ρ_s) a schématiquement été décrite par Maritorena *et al.* (1994) (équation (1.1.)).

$$\rho_s(\lambda) = [\rho_f(\lambda) - \rho_e(\lambda)] e^{-2k_d(\lambda)z} + \rho_e(\lambda) \quad (1.1.)$$

où ρ_s est la réflectance de surface de l'eau, ρ_f est la réflectance du fond, ρ_e est la réflectance de surface de l'eau où la profondeur est infinie, k_d représente l'atténuation diffuse de l'eau et z la profondeur du fond. Quand z tend vers l'infini, ρ_s tend vers la réflectance de surface de l'eau où la profondeur est infinie.

1.2.2. **Les propriétés optiques inhérentes**

Pour comprendre comment la composition de l'eau influe sur sa couleur, qui est elle-même mesurée par les satellites, il est nécessaire de s'intéresser aux propriétés optiques inhérentes (*IOP* pour *Inherent Optical Properties*) de chacun des composants influant sur la couleur de l'eau.

Les *IOP* représentent l'ensemble des propriétés d'absorption ($a(\lambda)$), de diffusion ($b(\lambda)$) et d'atténuation ($c(\lambda)$) des photons lumineux incidents par les constituants de l'eau.

L'atténuation $c(\lambda)$ (m^{-1}) traduit la perte d'énergie lumineuse à travers la colonne d'eau. Cette perte peut avoir deux origines : soit l'énergie du photon a été utilisée, c'est ce qu'on appelle le phénomène d'absorption $a(\lambda)$ (m^{-1}) soit l'onde incidente a été déviée, c'est ce qu'on appelle la diffusion $b(\lambda)$ (m^{-1}). Au final l'atténuation est la somme de l'absorption et de la diffusion (1.2.).

$$c(\lambda) = a(\lambda) + b(\lambda) \quad (1.2.)$$

Ce phénomène est schématisé Figure 7 (Lei, 2011) avec $\Phi_i(\lambda)$ représentant le faisceau de photons lumineux incidents. $\Phi_a(\lambda)$ représente la partie de l'énergie qui a été absorbée, $\Phi_d(\lambda)$ représente la proportion du faisceau diffusée et enfin $\Phi_t(\lambda)$ le faisceau transmis dans la même direction. Au final, le flux incident est égal à la somme du flux absorbé, diffusé et transmis (1.3.).

$$\Phi_i(\lambda) = \Phi_a(\lambda) + \Phi_d(\lambda) + \Phi_t(\lambda) \quad (W \cdot nm^{-1}) \quad (1.3.)$$

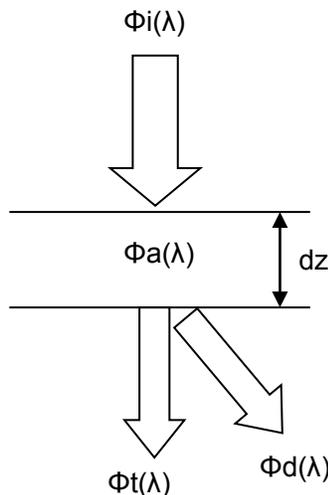


Figure 7 : Propagation du rayonnement dans l'eau (Source : Lei, 2011)

Les coefficients d'absorption, de diffusion et d'atténuation varient en fonction de la longueur d'onde. Pope et Fry, (1997) ont mesuré l'absorption de l'eau entre 380 et 700 nm (Figure 8). La diffusion de l'eau pure a elle été mesurée par Morel (1974) (Figure 8). Cette figure montre que

l'eau absorbe davantage les longueurs d'onde du rouge comparées à celles du vert et surtout du bleu. Cela montre aussi que l'eau diffuse davantage les longueurs d'onde du bleu que celles du vert ou du rouge, d'où sa couleur bleue. On remarque également qu'au-delà de 700 nm l'eau de mer pure ne diffuse plus la lumière incidente (la majorité ayant été absorbée). C'est la raison pour laquelle on ne mesure pas la couleur de l'eau dans le rouge et le proche infrarouge.

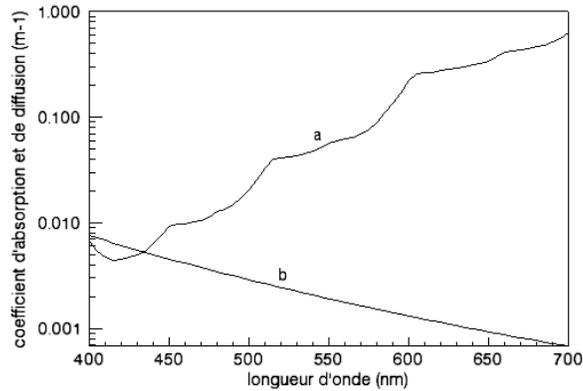


Figure 8 : Coefficient d'absorption (a) (Pope et Fry, 1997) et de diffusion (b) (Morel, 1974) de l'eau de mer pure

Le spectre de l'eau pure étant invariant, c'est donc la composition de l'eau (paragraphe 1.2.1) qui va influencer sur sa couleur (Figure 9).

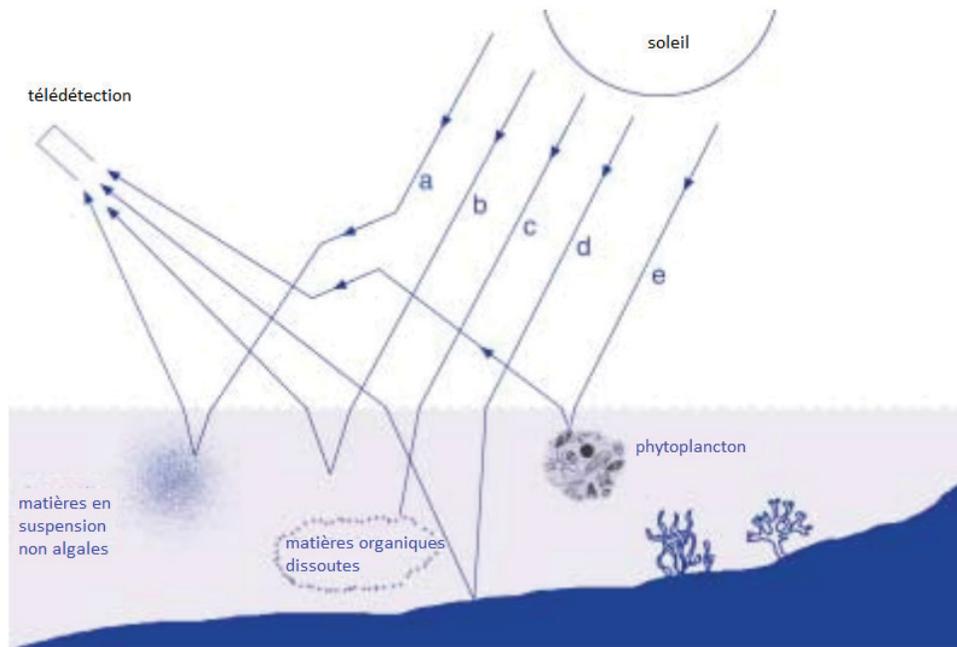


Figure 9 : Différents facteurs influant sur les rayonnements ascendants. (a) diffusion par les matières en suspension ; (b) diffusion par les molécules d'eau ; (c) absorption par les matières organiques dissoutes ; (d) réflexion par le fond et (e) diffusion par le phytoplancton (Source : rapport 3 IOCCG)

Si l'eau contient du phytoplancton (*phy*), des matières minérales en suspension (*NAP* pour *non-algal particles*), et des matières organiques dissoutes (*CDOM*), le coefficient d'absorption total a va être modifié. En effet, les *IOP* sont additives et dépendent de la concentration de chaque hydrosol (1.4.).

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_{phy}(\lambda) + a_{NAP}(\lambda) + a_{CDOM}(\lambda) \quad (1.4.)$$

Sur la Figure 10, nous avons tracé les coefficients d'absorption dans le cas où la concentration en chlorophylle est égale à 8 mg/m^3 , les matières en suspension $0,1 \text{ g/m}^3$ et les matières organiques dissoutes $0,3 \text{ m}^{-1}$. On remarque que le phytoplancton et les matières organiques dissoutes absorbent les longueurs d'onde correspondant au bleu et modifient ainsi le spectre d'absorption total.

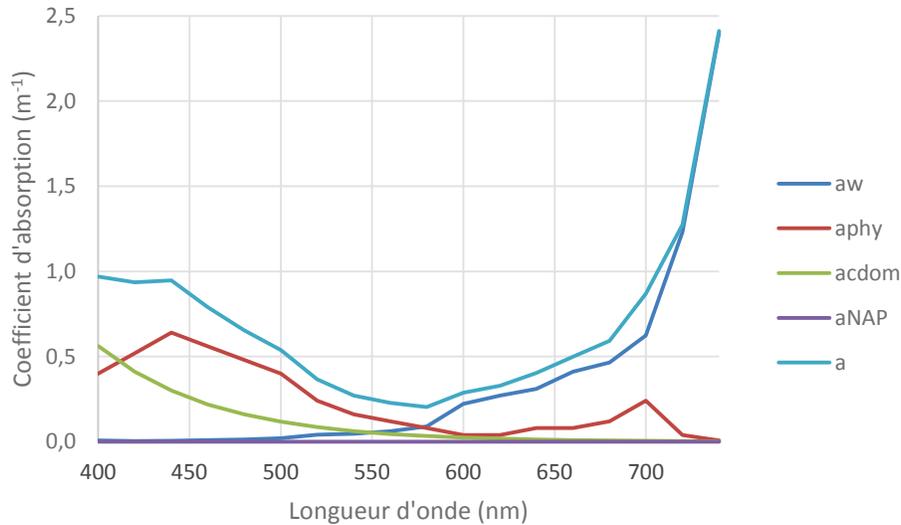


Figure 10 : Coefficients d'absorption de l'eau pure (a_w), du phytoplancton (a_{phy}), des matières organiques dissoutes (a_{cdom}), des particules non algales (a_{nap}) et total (a)

Concernant la diffusion, une grande partie de la lumière est diffusée par les particules vers l'avant (c'est la diffusion avant: b_f), l'autre, beaucoup plus faible (en moyenne 2%), est diffusée par les particules vers l'arrière (c'est la diffusion arrière ou rétrodiffusion: b_b). Le coefficient de rétrodiffusion résulte également de la somme des différents hydrosols (1.5.).

$$b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda) + b_{bphy}(\lambda) + b_{bNAP}(\lambda) \quad (1.5.)$$

La Figure 11 (avec les mêmes concentrations que la Figure 10) montre que la forme du coefficient total b_b reste celle du coefficient de rétrodiffusion de l'eau pure b_{bw} , les hydrosols ajoutent seulement une composante continue au spectre. Le CDOM ne joue pas de rôle dans le phénomène de rétrodiffusion.

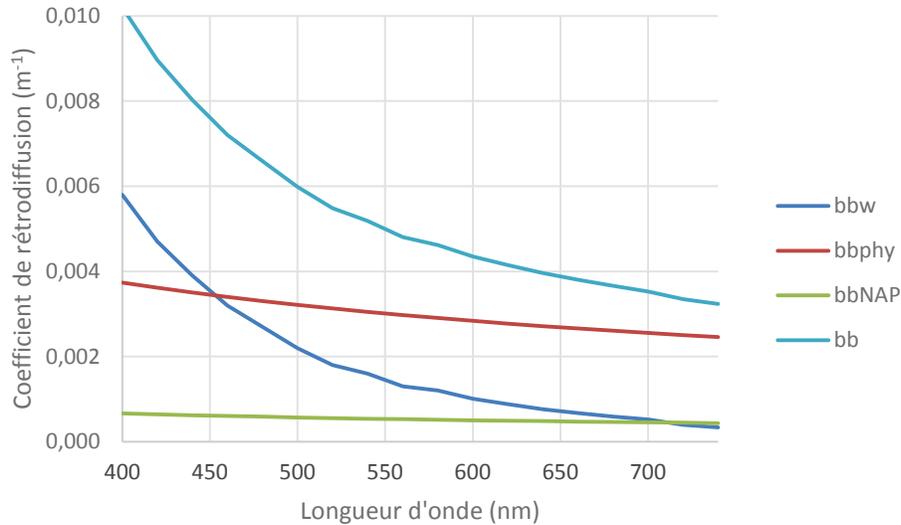


Figure 11 : Coefficient de rétrodiffusion de l'eau pure (b_{bw}), du phytoplancton (b_{bphy}), des particules non algales (b_{bNAP}) et total (b_b)

1.2.3. Les propriétés optiques apparentes

Les propriétés optiques apparentes (*AOP* pour *Optical Apparent Properties*) sont directement liées aux *IOP* qui sont elles-mêmes dépendantes des constituants présents dans l'eau, et des conditions d'éclaircements (structure géométrique du champ lumineux). Les *AOP* sont déterminées à partir des mesures de quantités radiométriques telles que l'éclairement et la luminance.

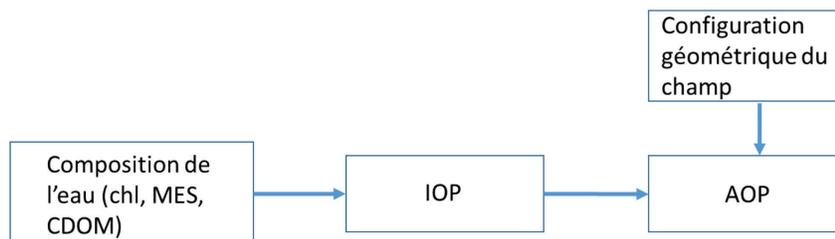


Figure 12 : Relation entre la composition de l'eau, les IOP, les AOP et la structure du champ radiatif

La luminance, notée $L(\theta, \varphi, \lambda)$ ($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}\cdot\text{nm}^{-1}$), permet de mesurer le flux radiatif par unité d'angle solide ($d\Omega$) et par unité d'aire (Figure 13). La direction de mesure est signifiée par les termes θ et φ (θ est l'angle zénithal et φ l'angle azimutal). La luminance est le paramètre

fondamental permettant de décrire le champ radiatif. Elle peut être mesurée dans toutes les directions de l'espace ainsi qu'à différentes profondeurs dans l'eau. Son intégration selon certaines directions permet de calculer les AOP, comme la réflectance par exemple.

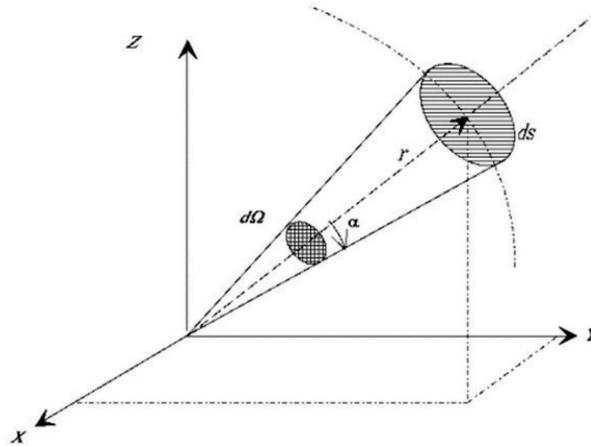


Figure 13 : Angle solide

L'éclairement descendant E_d ($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{nm}^{-1}$) et ascendant E_u ($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{nm}^{-1}$) à une profondeur z , représentent respectivement la somme des luminances $(\theta, \varphi, \lambda, z)$ atteignant le dessus ou le dessous d'une surface plane.

La réflectance diffuse (notée R , sans unité) est définie comme le rapport entre l'éclairement ascendant et l'éclairement descendant :

$$R(\lambda) = \frac{E_u(0^-, \lambda)}{E_d(0^-, \lambda)} \text{ (Sans dimension)} \quad (1.6.)$$

Le terme "couleur de l'océan" décrit les variations spectrales de la réflectance diffuse des couches océaniques supérieures, noté $R(\lambda)$ (Antoine, 1998).

Lors de mesures directionnelles effectuées dans le cadre de la télédétection par un capteur satellisé, on ne parle plus de réflectance mais de « remote sensing reflectance » définie par :

$$R_{rs}(0^+, \theta, \varphi, \lambda) = \frac{L_w(\theta, \varphi, \lambda)}{E_d(0^+, \lambda)} \quad (1.7.)$$

avec $L_w(\theta, \varphi, \lambda)$, la luminance sortante juste au-dessus de l'interface et dans la direction (θ, φ) et $E_d(0+, \lambda)$, l'éclairement descendant juste au-dessus de la surface.

1.2.4. Influence de la composition de l'eau sur la réflectance

À l'aide du modèle de Lee *et al.* (1998, 1999), qui décrit la réflectance de télédétection en fonction de la concentration des hydrosols et des conditions géométriques, on peut visualiser l'influence des composants de l'eau comme la chlorophylle (*chl*), les matières minérales en suspension (*MES*) et la matière organique dissoute (*CDOM*) sur sa réflectance de surface.

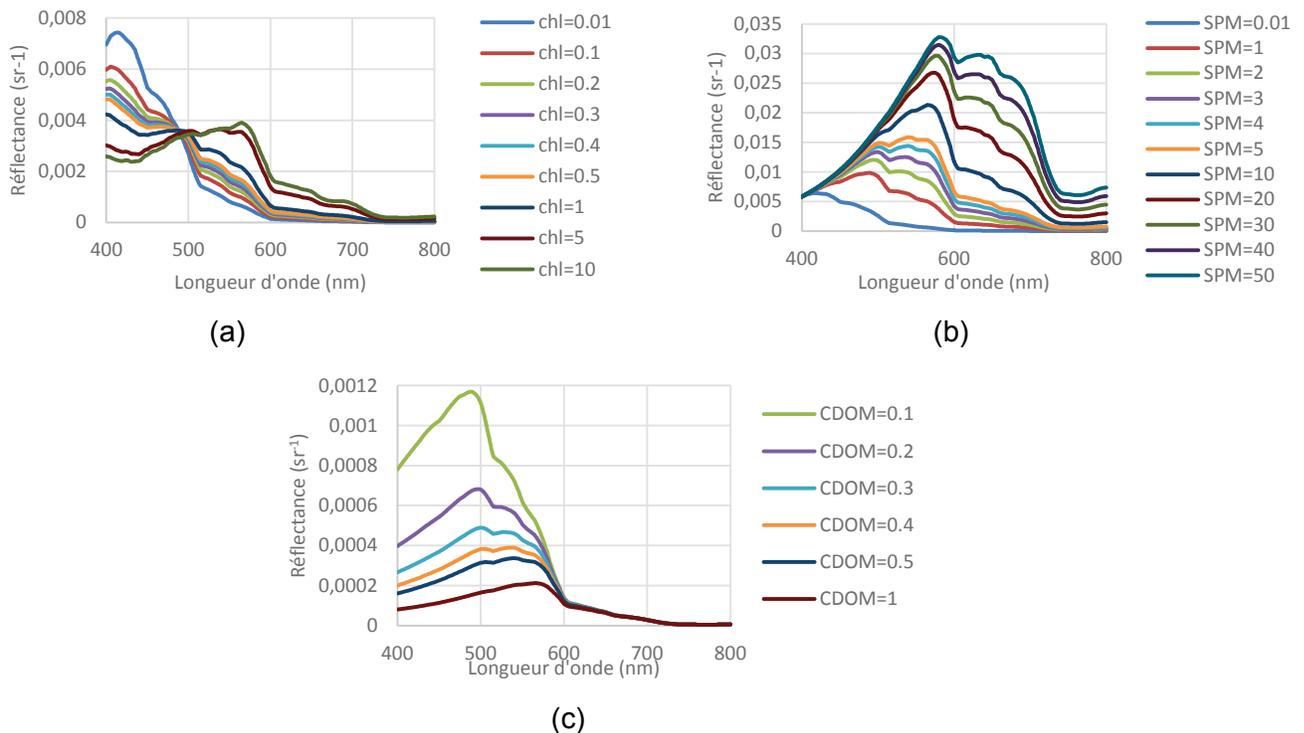


Figure 14 : Variation de la réflectance R (sr^{-1}) en fonction de (a) la concentration en chlorophylle (en mg/m^3), (b) des matières en suspension (en g/m^3), et (c) des substances jaunes (en m^{-1}).

La Figure 14.a montre que, lorsque la concentration en chlorophylle augmente dans l'eau, la réflectance diminue dans le bleu (400 à 450 nm) et un pic apparaît dans le vert (550 à 600 nm),

ce qui est dû à une forte absorption des rayons dans le bleu par des pigments contenus dans le phytoplancton (Antoine *et al.*, 1996).

La Figure 14.b montre que lorsque la teneur en matières en suspension augmente, la réflectance croît sur tout le spectre, car les particules minérales produisent une rétrodiffusion de la lumière (Doxaran *et al.*, 2002).

La décomposition des végétaux entraîne la présence de *CDOM* en concentration élevée dans les eaux où les apports d'eau douce sont importants, ce qui est généralement le cas dans les lacs. La présence de *CDOM* a pour effet d'absorber les longueurs d'onde dans le bleu. La Figure 14.c montre que plus la présence en *CDOM* est forte et plus la réflectance est atténuée sur tout le spectre, c'est la raison pour laquelle les eaux des lacs sont sombres (Bricaud *et al.*, 1981).

1.2.5. **Influence de l'atmosphère sur le signal mesuré**

Lorsque les photons traversent l'atmosphère dans le sens descendant (du soleil vers la surface terrestre) ou ascendant (de la surface terrestre vers le capteur), ils interagissent avec les constituants de l'atmosphère, c'est-à-dire les gaz et les aérosols. Le signal est ainsi atténué par les phénomènes d'absorption et de diffusion (Preisendorfer, 1976).

Cette atténuation est entraînée par la réflexion (34%) et l'absorption (19%) des photons par l'atmosphère qui causent 53% de la perte du rayonnement. 23% du rayonnement restant change de direction par diffusion atmosphérique et seulement 24% est transmis vers la surface terrestre (Figure 15).

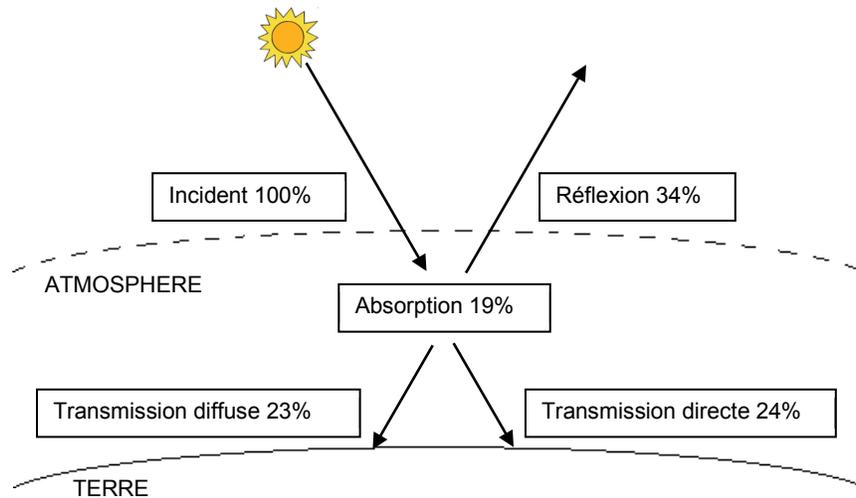


Figure 15 : Répartition du rayonnement incident solaire à travers l'atmosphère (Preisendorfer, 1976)

Les pourcentages représentés Figure 15 correspondent à une moyenne sur le visible, mais en réalité l'absorption et la diffusion dépendent de la longueur d'onde du signal.

Figure 16, on observe les différences entre l'éclairement solaire en haut de l'atmosphère (TOA pour *Top Of Atmosphere*) et à la surface terrestre (BOA pour *Bottom Of Atmosphere*) dues à l'absorption, la réflexion et la diffusion dans l'atmosphère.

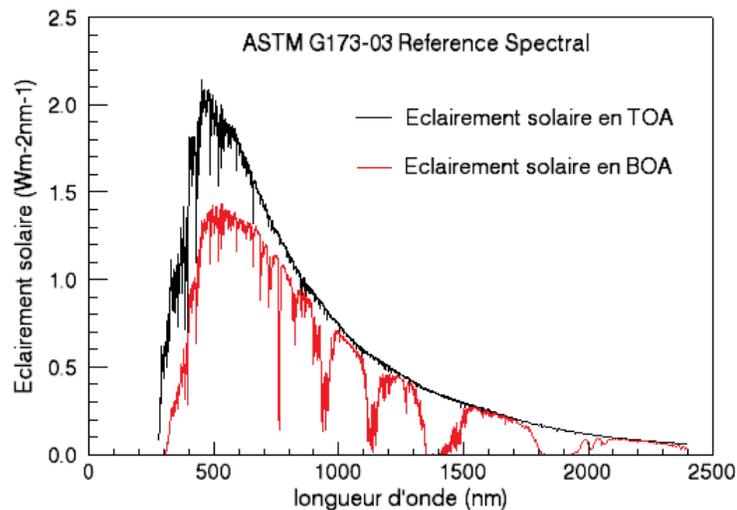


Figure 16 : Éclairement solaire en haut de l'atmosphère (TOA) en noir et en bas de l'atmosphère (BOA) en rouge (spectres obtenus par l'ASTM ; American Society for Testing and Materials)

Etant données ces interactions de la lumière avec l'atmosphère, la luminance mesurée par le capteur ne provient pas seulement de la surface marine, mais résulte d'une somme de luminances et d'un coefficient de transmission diffuse atmosphérique. D'après Antoine (1998), la luminance reçue par un capteur en haut de l'atmosphère (L_{TOA}), peut se décomposer comme suit :

$$L_{TOA} = L_R + L_A + L_{RA} + L_G + L_F + tL_W \quad (1.8.)$$

où L_R est la contribution de la diffusion par les molécules de l'air (diffusion Rayleigh), L_A est la contribution de la diffusion par les aérosols, L_{RA} est la contribution par les diffusions couplées molécules-aérosols. On définit la somme de ces trois luminances comme la luminance du trajet atmosphérique $L_p (= L_R + L_A + L_{RA})$ (IOCCG, 2010), qui est la luminance due à la diffusion atmosphérique et à la réflexion directe de la surface. L_G est la réflexion spéculaire à la surface de l'océan et est non nulle quand la géométrie de l'observation est favorable au sunglint. L_F est la luminance générée par l'écume de mer. t est la transmission diffuse de l'atmosphère.

1.3. Paramètres des capteurs d'observation

Pour observer les océans, on a le plus souvent eu recours à des capteurs héliosynchrones, mais depuis peu, on s'intéresse également aux capteurs géostationnaires pour leur haute répétitivité temporelle. Pour expliquer les différences qu'il existe entre les capteurs, nous allons présenter quelques notions d'orbitographie, puis les caractéristiques qui définissent chaque capteur (résolutions spatiale, spectrale, temporelle, SNR, etc...).

1.3.1. Orbitographie

Le choix de l'orbite sur laquelle est positionné un satellite est important puisqu'il va influencer sur les détails spatiaux que vont contenir les images et sur la durée entre 2 passages sur une même zone.

Les satellites en orbite héliosynchrone appelés également orbite basse (*LEO* pour l'anglais *Low Earth Orbit*) se situent à une altitude pouvant aller de 700 à 2400 km sur une orbite circulaire fixe, passant quasiment par les pôles, avec une période de révolution d'environ 1h30. La rotation de la terre permet un balayage global au bout d'un certain temps. Cette orbite est intéressante pour les satellites qui acquièrent des mesures dans le visible car l'altitude et l'inclinaison peuvent être choisies de manière à ce que l'angle entre le plan de l'orbite et la direction du soleil ne varie pas. Une même zone est donc toujours observée par le capteur à la même heure locale (voir Figure 17). L'altitude restant constante, on peut observer l'évolution d'une même zone dans le temps. Mais la répétitivité temporelle reste limitée à 1 jour sous condition de ciel clair, sauf dans les zones de fortes latitudes où la période de revisite est plus faible compte tenu du recouvrement des zones balayées (voir Figure 18).

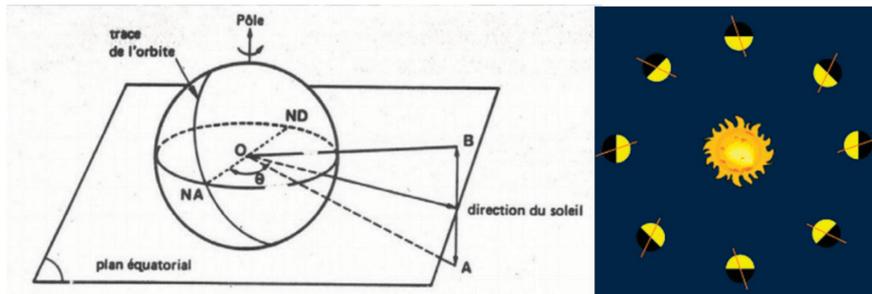


Figure 17 : Orbite héliosynchrone (Crédit pour l'image de droite : Philippe Labrot, d'après un schéma de l'atlas de géographie de l'espace de Fernand Verger)



Figure 18 : Balayage de la surface du globe par un satellite héliosynchrone (Source : Tutoriel du [Centre Canadien de Télédétection](#))

Les satellites géostationnaires se situent sur une orbite circulaire à haute altitude (36 000 km) et à cette distance, leur période de révolution est la même que celle de la Terre, d'où le terme géosynchrone. Le satellite est donc en permanence en face de la même zone terrestre et permet ainsi d'observer une même zone de façon continue (voir Figure 19). Les capteurs à bord de ces satellites ne peuvent visualiser que 42% de la surface terrestre mais en contrepartie, ils fournissent des images avec une répétitivité très élevée (quelques minutes entre 2 images). Leur utilisation est donc particulièrement favorable au suivi de phénomènes à forte dynamique.

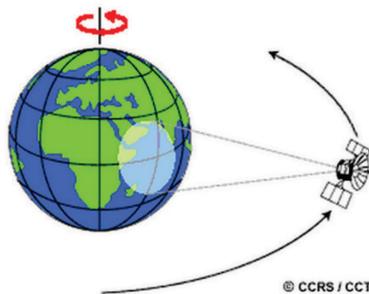


Figure 19 : Orbite d'un satellite géostationnaire
(Source : Tutoriel du [Centre Canadien de Télédétection](#))

1.3.2. Résolution temporelle

La résolution temporelle d'un capteur est définie par la durée entre deux observations d'une même zone. Elle est liée à l'orbite de la plateforme qui détermine sa fréquence de passage au-dessus d'un même point du globe. On parle aussi parfois de répétitivité temporelle. Elle est bien meilleure pour les satellites géostationnaires que pour les satellites héliosynchrones.

1.3.3. Résolution spatiale

La taille du pixel représente en largeur et en longueur, la surface d'un détecteur projetée au sol qui correspond à un pixel de l'image. Elle dépend principalement de deux facteurs : la distance entre le capteur et la surface (altitude) et de l'angle solide des détecteurs. L'altitude dépend de la plateforme et est considérée comme étant fixe dans le cas d'une plateforme satellite classique et variable dans le cas d'une plateforme aérienne. L'altitude C et l'angle solide d'un détecteur (d'angle sommet A) permettent de déterminer le pas d'échantillonnage B (1.9.) de la surface observée pour chaque pixel de l'image (Figure 20).

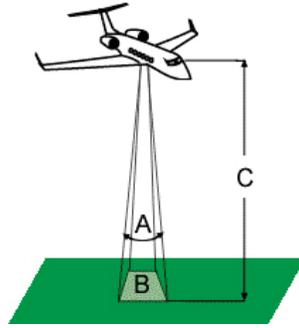


Figure 20: Grandeurs physiques déterminant la résolution spatiale.

(A : angle sommet correspondant à l'angle solide d'un détecteur ;

B : pas d'échantillonnage ; C : altitude du couple capteur/plateforme)

(Source : Tutoriel du [Centre Canadien de Télédétection](#))

$$B = 2 \cdot C \cdot \tan\left(\frac{A}{2}\right) \quad (1.9.)$$

La résolution spatiale ou le pouvoir séparateur, représente la distance minimale entre deux objets au sol pour laquelle ces deux mêmes objets sont distincts dans l'image. Cette mesure prend en compte la qualité d'intégration de l'information spatiale par l'instrument. Cette qualité est mesurée par la fonction de transfert de modulation (*FTM*) de l'instrument (réponse du système optique à une source ponctuelle). Si celle-ci est satisfaisante, l'image est très nette et il est possible de distinguer deux objets espacés d'une distance inférieure à la taille du pixel. Au contraire, si la *FTM* est peu satisfaisante, un flou dans l'image va apparaître. Un mélange de l'information provenant des pixels voisins est à l'origine de ce flou. Par abus de langage, la résolution spatiale prend souvent le sens de pas d'échantillonnage (Thomas, 2006).

1.3.4. Résolution spectrale

La résolution spectrale d'une image de télédétection est, par abus de langage, associée à plusieurs notions. En effet, la résolution spectrale définit à la fois le nombre de bandes spectrales, leur position et leur largeur respective. La largeur de bande est intimement liée à la résolution spatiale car toutes deux déterminent la quantité d'énergie qui parvient au détecteur. Une résolution spatiale fine, associée à des bandes spectrales fines, implique donc une quantité d'énergie mesurée faible et donc une sensibilité accrue au bruit (diminution du rapport signal sur

bruit) ainsi qu'un pouvoir discriminant de l'information réduit. On différencie généralement les capteurs possédant un nombre réduit de bandes spectrales, appelés capteurs multispectraux (4-40 bandes environ), et les capteurs possédant un nombre important de bandes spectrales, appelés capteurs hyperspectraux (>50 bandes).

Certains capteurs multispectraux utilisent un jeu de filtres pour décomposer le rayonnement incident alors que les capteurs super et hyperspectraux utilisent des réseaux capables de décomposer le spectre de façon quasi-continue (Lillesand *et al.*, 2004).

Certains capteurs proposent souvent, en complément d'un jeu de bandes fines, une bande très large appelée « bande panchromatique ». La largeur importante de cette bande permet d'obtenir une résolution spatiale plus fine que celle des bandes multispectrales. Le choix des bandes spectrales et de leur largeur est important car la discrimination entre différentes surfaces ou l'estimation de certains paramètres ne peut se faire qu'à certaines longueurs d'onde.

1.3.5. **Rapport signal sur bruit**

De nombreux phénomènes viennent perturber la mesure et sont à l'origine de différents bruits. Le bruit photonique par exemple est lié à l'arrivée aléatoire des photons sur le capteur. Le nombre de photons collectés en un temps T suit une loi de Poisson. Les différentes composantes électroniques du capteur sont chacune à l'origine d'une ou plusieurs sources de bruit comme le bruit thermique qui est dû à la chaleur de l'appareil et qui varie avec le temps d'utilisation, entraînant de légères variations dans le signal mesuré.

Le rapport signal sur bruit (SNR pour *Signal-to-Noise Ratio*) représente l'importance des bruits de mesure du capteur par rapport au signal. Ce rapport dépend donc entre autre de l'amplitude du signal et peut en conséquence varier en fonction de la longueur d'onde. Plus ce rapport est faible et plus l'information contenue dans l'image diffère de la scène observée par le capteur.

1.3.6. Résolution radiométrique

La quantification d'une image de télédétection est la quantité de mémoire utilisée pour coder les informations. Elle est exprimée en bits et correspond au nombre de bits utilisés pour coder la luminance de chaque bande spectrale pour chaque pixel. Le nombre maximal de valeurs de luminance différentes est donc égal à 2^n avec n égal à ce nombre de bits. Coder l'information sur un faible nombre de bits réduit donc les possibilités de discrimination de l'information. Pour des applications liées à la couleur de l'eau, il est important que les images soient codées sur plus de 10 bits pour permettre de mesurer des nuances de réflectance très faible.

1.4. Images satellites disponibles pour l'observation des océans

1.4.1. Les capteurs héliosynchrones dédiés à la couleur de l'eau

Le premier capteur dédié à l'observation de la couleur de l'océan a été CZCS (*Coastal Zone Color Scanner*), embarqué sur le satellite Nimbus-7 et lancé en 1978 comme mission expérimentale. Le capteur a été conçu pour fonctionner pendant un an mais il est resté en service jusqu'à 1986. CZCS était un radiomètre multi-bandes de 6 canaux, à une résolution spatiale de 800 mètres. Les données de CZCS ont été principalement utilisées pour cartographier la concentration en chlorophylle dans les eaux du Cas 1 (Hovis, 1981).

Après CZCS, il y a eu 10 ans d'absence de capteur « couleur de l'eau » jusqu'au lancement du satellite IRS-P3 (Indien) en 1996 (Smith, 1978) avec le capteur MOS (*Modular Optoelectronic Scanner*) développé par l'Etablissement de Recherche Aérospatiale Allemande (DLR). Un mois après, une copie de MOS a été lancée pour la mission PRIRODA (Russe) (Zimmermann *et al.*, 1993) qui a installé le capteur MOS sur un module de la station spatiale MIR. Toujours en 1996, un autre capteur japonais dédié à la couleur de l'océan, OCTS (*Ocean Color and Temperature Scanner*), (H. Fukushima *et al.*, 2000), embarqué sur le satellite ADEOS (NASDA, Japon), a été lancé. Ce satellite a malheureusement cessé son activité 10 mois après son lancement. Ensuite, le capteur SeaWiFS (*Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor*), embarqué sur le satellite SeaStar (NASA), a été lancé en août 1997 (Brown *et al.*, 2006).

D'après Antoine (1998), les 5 ans entre 1997 à 2002 constituent une "période d'essai". De nombreux instruments basés sur des principes différents et des caractéristiques variables ont été lancés pour tester des techniques et pour préparer le terrain au développement d'une nouvelle génération d'instruments. Pendant cette période, nous avons vu le lancement du capteur OCM (*Ocean Colour Monitor*, ISRO) (Nieke *et al.*, 1997), OSMI (*Ocean Scanning Multispectral Imager*, KARI), MERIS (*Medium Resolution Imaging Spectrometer*, ESA) (Curran and Steele, 2005), MODIS-Aqua (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*, NASA) et COCTS (*Chinese Ocean Colour and Temperature Scanner*, CNSA). La NASA a mis en orbite en 2011 le capteur VIIRS (Carl F. Schueler *et al.*, 2002) qui étend et améliore une série de mesures initiées par AVHRR et MODIS.

Le Tableau 1 présente les paramètres des capteurs passés ou encore opérationnels, dédiés à la couleur de l'eau.

Tableau 1 : Caractéristiques des capteurs dédiés à la couleur de l'eau

	CZCS	OCTS	SeaWiFS
plate-forme	Nimbus-7	ADEOS-1	OrbView-2
Agence	NASA	NASDA	NASA
Début d'opération	1978	1996	1997
Fin d'opération	1986	1997	2010
Inclinaison (°)	99.3	98.6	98.2
Altitude (km)	955	805	705
Type de détecteur	CCD	CCD	CCD
Résolution spatiale au nadir (m)	825	700	1100
Résolution temporelle	17 j	3 j	1 j
centre des bandes concernant la couleur de l'océan et largeur des bandes (nm)	443 (20) 520 (20) 550 (20) 670 (20) 750 (100)	412 (20) 443 (20) 490 (20) 510 (20) 565 (20) 670 (20) 765 (20) 865 (20)	412 (20) 443 (20) 490 (20) 510 (20) 555 (20) 670 (20) 765 (20) 865 (20)

	MODIS	MERIS	VIIRS
plate-forme	Aqua/Terra	Envisat	SNPP
Agence	NASA	ESA	NASA
Début d'opération	2002	2002	2011
Fin d'opération	-	2012	-
Inclinaison (°)	98.2	98.6	98,74
Altitude (km)	705	800	824
Type de détecteur	CCD	CCD	CCD
Résolution spatiale au nadir (m)	1000	300	750
Résolution temporelle	1 j	3 j	1j
centre des bandes concernant la couleur de l'océan et largeur des bandes (nm)	412 (15) 443 (10) 488 (10) 531 (10) 551 (10) 667 (10) 678 (10) 748 (10) 870 (15)	412.5 (10) 442.5 (10) 490 (10) 510 (10) 560 (10) 620 (10) 665 (10) 681 (7.5) 708 (10) 778 (15) 865 (20) 885 (10) 900 (10)	412 (20) 445 (18) 488 (20) 555 (20) 672 (20) 746 (15) 865 (39) 1240 (20) 1378 (15) 1610 (60) 2250 (50) 3700 (180) 4050 (155) 8550 (300) 10763 (1000) 12013_A (950) 12013_B (950) +Bandes de MODIS 640 (80) 865 (39) 1610 (60) 3740 (380) 11450 (1900)

Le capteur OLCI (*Ocean Land Colour Instrument*, Europe) succède à MERIS avec deux modèles en vol prévus. Le premier modèle a été lancé le 16 février 2016 et le second doit être lancé en 2017. C'est à ce capteur héliosynchrone, dédié à la couleur de l'eau, que nous allons nous intéresser dans cette thèse (paragraphe 1.5.1).

1.4.2. **Les capteurs héliosynchrones à haute résolution spatiale**

L'imagerie satellitaire à haute résolution spatiale (Landsat, SPOT, Ikonos, Quickbird, etc.) est utilisée dans de nombreuses applications relatives à l'étude de la biosphère terrestre. Par exemple, l'analyse diachronique d'images à haute résolution spatiale permet de déceler les changements d'origine naturelle ou anthropique survenus sur un territoire.

L'inconvénient de ce type de capteur est le manque de bandes spectrales pour estimer des paramètres dans l'eau et leur faible répétitivité temporelle pour suivre les phénomènes dynamiques.

1.4.3. **Les capteurs hyperspectraux**

Classiquement utilisée en exploration planétaire, l'imagerie hyperspectrale existe maintenant depuis plus de 25 ans pour l'observation de la Terre en version aéroportée (AVIRIS, CASI, DAIS, MIVIS, HySpex) et depuis plus de 10 ans en version spatiale avec le démonstrateur américain Hyperion. Elle a clairement fait ses preuves dans des domaines d'applications très variés comme les géosciences, la végétation, l'urbain, l'atmosphère, la planétologie et aussi bien sur les zones côtières. La NASA a embarqué le capteur HICO sur la station spatiale ISS en 2009 pour observer les zones côtières avec une résolution de 90 m et 87 bandes spectrales allant du visible au proche infrarouge. Plusieurs projets visant à placer des capteurs hyperspectraux dans l'espace sont en cours comme Hymap en Allemagne, PRISMA en Italie et HYPXIM en France (C. Galeazzi *et al.*, 2008; S. Michel *et al.*, 2011; B. Sang *et al.*, 2008). Mais le nombre de bandes spectrales élevé entraîne une dégradation de la résolution spatiale ou un rapport signal sur bruit souvent limité pour observer la couleur de l'eau. Leur faible fauchée engendre aussi une faible répétitivité temporelle qui ne permet pas de détecter et suivre des phénomènes accidentels à forte dynamique (Manolakis *et al.*, 2003).

1.4.4. **Les capteurs géostationnaires**

Le besoin de répétitivité temporelle pour l'observation de la couleur de l'eau a conduit à la mise en orbite géostationnaire du capteur GOCI (*Geostationary Ocean Color Imager*) (Ryu *et al.*,

2012) par l'agence spatiale coréenne en 2010. Cette mission dédiée à l'observation de la couleur de l'eau fournit des images multispectrales pour détecter, suivre, quantifier et prédire les changements à courts termes en zones côtières et au large. Il possède 8 bandes du visible jusqu'au proche infrarouge avec une couverture locale de 2500 x 2500 km² autour de la péninsule coréenne avec une résolution spatiale de 500 m et une répétitivité temporelle de 1 heure. Le rapport signal sur bruit est défini pour chaque bande au-dessus de 1000 (Faure *et al.*, 2008). GOCI ne fournit malheureusement pas d'images sur l'Europe. D'autres agences spatiales se sont penchées sur le développement de capteurs géostationnaires pour l'observation de la couleur de l'eau. Le CNES par exemple, étudie le projet GeoOCAPI (*Ocean Colour Advanced Permanent Imager*). Ce capteur recouvrirait les zones marines européennes, africaines et sud-américaines avec une image toutes les heures et une résolution spatiale de 250 m à l'équateur. La NASA (USA) travaille également sur la mission GEO-CAPE centrée sur le continent américain et la Corée prévoit le lancement de GOCI-II.

Néanmoins sur l'Europe, nous disposons depuis longtemps d'images géostationnaires pour l'observation de l'atmosphère. Le programme des satellites géostationnaires *Meteosat*, dédié à la météorologie, a été initié par l'agence spatiale Européenne (ESA) avec le lancement de *Meteosat 1* en 1977. Depuis cette date, 7 autres satellites *Meteosat* ont été lancés et depuis 1995, Eumetsat (Organisation Européenne pour l'exploitation des satellites météorologiques) a pris la responsabilité du financement ainsi que de l'exploitation des satellites *Meteosat*. Par la suite, 4 satellites MSG (Météosat Seconde Génération) ont suivi dont MSG 4, qui a été lancé en Juillet 2015. À bord de MSG, le capteur SEVIRI fournit 2 bandes spectrales dans le visible avec une résolution spatiale de 3 km et également une large bande HRV (en anglais *High Resolution Visible*) avec une résolution spatiale de 1 km et ce, toutes les 15 minutes. Le lancement du satellite MTG (Météosat Troisième Génération), avec le capteur FCI à son bord (voir paragraphe 1.5.2), aura lieu dans les années à venir afin de succéder à SEVIRI. C'est aussi à ce capteur géostationnaire que nous allons nous intéresser dans la suite de cette thèse (voir paragraphe 1.5.2).

1.5. Les futurs capteurs OLCI (Sentinel-3) et FCI (Météosat Troisième Génération)

Comme c'est à ces deux capteurs que nous allons nous intéresser dans cette thèse, nous les présentons ici plus en détails.

1.5.1. Le capteur LEO OLCI (Sentinel-3)

La famille de satellites Sentinel est destinée à remplacer entre autres, le satellite ENVISAT (plateforme de MERIS) dans le cadre du programme Copernicus. L'accord signé le 28 février 2008, entre l'Agence Spatiale Européenne (ESA) et la Commission européenne, permet à l'ESA de développer et livrer l'infrastructure spatiale (les Sentinelles) répondant aux besoins définis par la communauté européenne en matière de services GMES axés sur l'environnement et la sécurité, deux grands sujets de préoccupation pour l'Europe. OLCI assurera la continuité de MERIS, avec une priorité sur :

- le suivi des océans et des zones côtières
- la cartographie des terres émergées et leur suivi
- l'analyse de l'atmosphère
- et la surveillance du changement climatique

Le capteur OLCI fournit 21 bandes spectrales à 300 m de résolution (Tableau 2). Sa répétitivité temporelle est de 3 jours mais grâce au lancement d'un capteur identique en 2017, la résolution temporelle devrait descendre à 1 jour.

Tableau 2 : Caractéristiques d'OLCI (Sentinel-3)

Capteur	Bandes	Centre (nm)	Largeur (nm)	Résolution Spatiale (m)	SNR
OLCI	1	400	15	300	2239
	2	412.5	10	300	2006
	3	442	10	300	2087
	4	490	10	300	1683
	5	510	10	300	1629
	6	560	10	300	1481
	7	620	10	300	1131
	8	665	10	300	1022
	9	673.75	7.5	300	829
	10	681.25	7.5	300	956
	11	708.75	10	300	673
	12	753.75	7.5	300	317
	13	761.25	2.5	300	440
	14	764.375	3.75	300	2157
	15	767.5	2.5	300	810
	16	778.75	15	300	688
	17	865	20	300	1582
	18	885	10	300	417
	19	900	10	300	312
	20	940	20	300	230
	21	1020	40	300	146

1.5.2. Le capteur GEO FCI (Météosat Troisième Génération)

FCI assurera la continuité de SEVIRI (Météosat Seconde Génération), dédié aux prévisions météorologiques en Europe, avec des améliorations telles qu'une résolution temporelle plus élevée puisque FCI fournira une image *Full Disk Scan (FDS)* toutes les 10 min et une image *Regional Rapid Scan (RRS)* qui correspond à ¼ de l'image *FDS* toutes les 2,5 min à une résolution spatiale de 500 m. La résolution radiométrique a également été améliorée puisque FCI sera muni de 5 canaux dans le visible (Tableau 3).

Tableau 3 : Caractéristiques de FCI (Météosat Troisième Génération)

Capteur	Bandes	Centre (nm)	Largeur (nm)	Résolution Spatiale (km)
FCI	1	444	60	1
	2	510	40	1
	3	640	50	1 ; 0,5
	4	865	50	1
	5	914	20	1

Seules les 3 premières bandes seront considérées dans notre étude car après 800 nm la réflectance de la couleur de l'eau est quasi-nulle. Le capteur FCI n'a pas été conçu pour observer la couleur de l'eau, c'est la raison pour laquelle le nombre de bandes spectrales dans le visible est faible en comparaison avec le capteur OLCI. Néanmoins, comme sa résolution temporelle est adaptée au domaine marin à forte dynamique, nous nous intéressons aux images fournies par ce capteur dans cette thèse.

1.6. Recours à la fusion

Après cet état des lieux des capteurs disponibles, on peut constater que sur l'Europe il existe d'une part des capteurs LEO qui fournissent des images avec de bonnes résolutions spatiale et spectrale mais une résolution temporelle limitée, et d'autre part des capteurs GEO qui fournissent des images à haute résolution temporelle mais avec des résolutions spatiale et spectrale non adaptées à l'observation de la couleur de l'eau au large et en zones côtières. C'est la raison pour laquelle nous nous sommes orientés, dans cette thèse, vers la fusion d'image LEO et GEO, qui permet de fournir des images multispectrales ayant à la fois de bonnes résolutions spatiale et temporelle.

Depuis le début des années 1990, la "Fusion de Données" a été largement utilisée. La définition de la fusion de données varie. Selon différents auteurs, la fusion de données peut être définie comme étant :

- Un processus de traitement de données et d'informations provenant de sources multiples afin d'obtenir des informations plus raffinées voire améliorées pour la prise de décision (D.L. Hall and Llinas, 1997).
- Un processus de combinaison d'informations venant de deux ou plusieurs images d'une scène vers une image composite qui est plus instructif et qui est plus appropriée à la perception visuelle ou au traitement informatique (Pohl and Van Genderen, 1998).
- Un procédé consistant à combiner les images, obtenues par des capteurs de longueurs d'onde différentes et de résolutions spatiales différentes visualisant simultanément la même scène, pour former une image composite afin d'améliorer le contenu de l'image et de permettre à l'utilisateur de détecter, reconnaître et identifier des cibles (Jiang *et al.*, 2011).
- En 1999, Wald a défini la fusion de données comme étant un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et techniques permettant l'alliance des données provenant de sources diverses. Elle vise à l'obtention d'information de plus grande qualité ; la définition exacte de « plus grande qualité » dépendra de l'application.

C'est cette dernière définition que nous retiendrons car elle correspond le mieux aux objectifs fixés dans le cadre de cette thèse.

1.7. Ce qu'il faut retenir

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales applications de la télédétection de la « couleur de l'eau », ainsi que les bases de l'optique marine pour comprendre ce que les capteurs dédiés à la couleur de l'eau peuvent mesurer. Nous avons également défini les caractéristiques des capteurs et présenté les missions d'observation spatiale actuelles et futures et nous concluons sur le fait qu'il n'existe pas de capteur disposant à la fois des résolutions spatiale, spectrale ET temporelle adaptées à l'observation des océans et des zones côtières.

C'est la raison pour laquelle nous allons, dans cette thèse, proposer des méthodes de fusion pour permettre d'accéder à la fois à la haute résolution spatiale et temporelle en fusionnant du LEO et du GEO, comme par exemple avec les futurs capteurs OLCI sur Sentinel-3 et FCI sur Météosat Troisième Génération. Le chapitre suivant va permettre d'évaluer et de comparer la sensibilité de ces 2 capteurs vis-à-vis de la couleur de l'eau.

Chapitre 2 Analyse de sensibilité des capteurs OLCI et FCI à la couleur de l'océan

Dans ce chapitre nous allons chercher à évaluer les capacités des capteurs OLCI et FCI à mesurer « la couleur de l'eau », et plus précisément à estimer la concentration en chlorophylle (chl), matières en suspension (MES) et substance jaune (CDOM) dans l'eau. Dans cette optique, nous avons simulé la luminance qui sera mesurée par les 2 capteurs en fonction des concentrations en chl, MES et CDOM et les paramètres des capteurs (bandes spectrales et SNR). Puis nous avons estimé ces mêmes concentrations à partir des luminances simulées. Cette étude nous permet d'analyser l'influence des différents capteurs sur l'erreur d'estimation des composants de l'eau.

2.1. Introduction à l'analyse de sensibilité

L'analyse de sensibilité permet d'évaluer l'influence d'un paramètre en entrée d'un système sur une variable de sortie de ce même système. Dans notre étude, l'objectif est de mesurer l'impact des caractéristiques d'un capteur (résolution spectrale et SNR) sur l'erreur d'estimation d'une grandeur bio-physique au sol. Il est à noter que l'analyse de sensibilité est réalisée sur un système qui comprend à la fois à un capteur et à un algorithme d'estimation.

L'analyse de sensibilité peut être réalisée pour un capteur déjà opérationnel en comparant les estimations fournies à des mesures *in situ*. Vanhellemont *et al.* (2013) ont par exemple évalué les capacités du capteur MERIS à estimer la turbidité à l'aide de données collectées par les bouées autonomes Smart Buoys. Pinkerton *et al.* (2003) ont évalué les capacités du capteur

SeaWiFS à estimer la turbidité dont les mesures ont été confrontées aux données des bouées PlyMBODY.

L'analyse de sensibilité peut également aider à optimiser les caractéristiques d'un futur capteur (résolution spatiale, spectrale et SNR) pour une application donnée. Cette optimisation peut être réalisée soit par dégradation d'images réelles Billat and Wald (1997), soit à l'aide de modèles de transfert radiatif.

L'utilisation de modèles de transfert radiatif permet en effet d'évaluer la capacité d'un capteur (associé à un algorithme d'estimation) à estimer un paramètre au sol. Minghelli-roman *et al.* (2014) ont par exemple simulé les luminances qui seraient mesurées par le futur capteur GeoOCAPI pour évaluer ses capacités à estimer la composition de l'eau. Pour cela, le modèle de transfert radiatif, associé au modèle de capteur, a permis d'évaluer l'influence des caractéristiques du capteur GeoOCAPI sur l'estimation de la composition de l'eau.

L'avantage d'utiliser un modèle de transfert radiatif est de disposer d'un calcul exact qui correspond aux entrées du modèle pour calculer l'erreur d'estimation. C'est ce type d'approche que nous avons choisi pour analyser la sensibilité des capteurs OLCI et FCI à la composition de l'eau.

2.2. Méthodologie générale

Comme chaque capteur possède des caractéristiques qui lui sont propres (résolution spectrale et SNR), l'objectif est d'évaluer la sensibilité de chacun des capteurs sur l'estimation de la composition de l'eau. Ceci étant réalisé en vue d'évaluer leur complémentarité et l'intérêt de fusionner leurs données.

Pour réaliser l'analyse de sensibilité des capteurs OLCI et FCI, nous avons choisi de réaliser des simulations de luminances qui seraient mesurées par chacun des capteurs.

Cette étude est réalisée au niveau pixel, c'est-à-dire, que nous ne prenons pas encore en compte la dimension spatiale de l'image mais nous raisonnons comme si le capteur ne possédait qu'un seul détecteur et donc qu'il ne mesurait qu'un seul spectre.

La méthodologie de l'analyse de sensibilité peut se décomposer en 4 étapes qui seront détaillées au paragraphe suivant.

Etape 1 : Modélisation de luminances en entrée du capteur.

Dans le sens direct, nous modélisons la réflectance de télédétection (R_{rs}) au niveau de la surface de l'eau en fonction des concentrations en *chl*, *MES* et *CDOM* à l'aide d'un modèle de transfert radiatif (MTR), puis la luminance en haut de l'atmosphère (L_{TOA}) est modélisée en fonction des conditions atmosphériques (Figure 21).

Etape 2 : Prise en compte des caractéristiques des capteurs.

Les caractéristiques des capteurs telles que les bandes spectrales et le rapport signal sur bruit (SNR) sont prises en compte de manière à modéliser le signal qui sera mesuré par chacun des capteurs.

Etape 3 : Estimation de la composition de l'eau.

Dans le sens indirect, une inversion du modèle atmosphérique est réalisée, suivie d'une estimation de la composition de l'eau (*chl*, *MES*, *CDOM*) par inversion d'un modèle semi-analytique.

Etape 4 : Validation par comparaison avec la composition de départ.

Les valeurs estimées sont comparées avec les valeurs d'entrée pour évaluer la sensibilité des capteurs à l'estimation de la composition de l'eau. Les différentes sources d'erreurs ont été différenciées :

- l'erreur induite seulement par la méthode d'estimation, sans dégradation spectrale, ni ajout de bruit,
- et l'erreur induite par la méthode d'estimation, la dégradation spectrale et l'ajout de bruit.

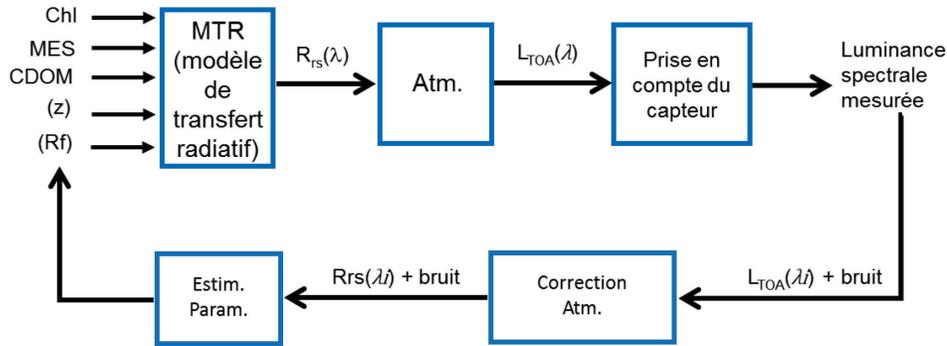


Figure 21 : Chaîne de simulation et inversion

2.3. Simulation de la luminance mesurée par les capteurs

2.3.1. Modélisation de la réflectance de surface

Pour modéliser la réflectance de télédétection à la surface de l'eau, nous avons utilisé le modèle de Lee *et al.* (1997) qui est un modèle approché d'un modèle de transfert radiatif comme peut l'être Hydrolight par exemple. Les entrées de ce modèle sont, pour les eaux du Cas 1, la concentration en *chl* et, pour les eaux du Cas 2, la concentration en *chl*, les *MES* et le *CDOM*. La modélisation de la réflectance se subdivise en deux étapes : la première consiste à modéliser les propriétés optiques inhérentes (*IOP*) : absorption $a(\lambda)$ et rétrodiffusion $b_b(\lambda)$ à partir des concentrations et la seconde étape permet de déterminer la réflectance de télédétection, c'est-à-dire une propriété optique apparente (*AOP*).

Modélisation des IOP pour les eaux du Cas 1

Dans les eaux du Cas 1, on considère que l'absorption des particules (algales et non algales) est majoritairement due au phytoplancton. Le coefficient d'absorption se décompose en la somme du coefficient d'absorption de l'eau pure a_w , du coefficient d'absorption particulaire a_p et des matières organiques dissoutes a_y (2.1.).

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_p(\lambda) + a_y(\lambda) \quad (2.1.)$$

Le coefficient d'absorption particulaire dépend de la concentration en *chl* (Bricaud *et al.*, 1998) (2.2.).

$$a_p(\lambda) = [a_{ph}(\lambda) + a_{nap}(\lambda)] = A(\lambda)[chl]^{E(\lambda)} \quad (2.2.)$$

A et E étant des coefficients estimés à l'aide de mesures *insitu* (Bricaud *et al.*, 1998) permettant la meilleure corrélation entre $a_p(\lambda)$ et *chl*.

Le coefficient d'absorption du *CDOM* a_y est donné par Bricaud *et al.* (1981) tel que :

$$a_y(\lambda) = a_y(\lambda_0)\exp[-0.014(\lambda-\lambda_0)] \quad (2.3.)$$

$a_y(\lambda_0)$ est le coefficient d'absorption du *CDOM* à la longueur d'onde λ_0 . $a_y(440)$ peut être considéré proportionnel à la somme des coefficients a_w et a_p (2.5.) à 440 nm dans les eaux du Cas 1 (Prieur et Sathyendranath, 1981; Bricaud *et al.*, 1998) (2.4.).

$$a_y(440) = 0.2[a_w(440) + a_p(440)] \quad (2.4.)$$

$$a_p(440) = A(\lambda_0)[chl]^{E(\lambda_0)} \quad (2.5.)$$

Concernant la diffusion, elle est définie comme suit :

$$b_b(\lambda) = 0.5 \times b_w(\lambda) + b_p(\lambda) \times b_{fp}(\lambda) \quad (2.6.)$$

où la diffusion des particules b_p est dominée par la *chl* (Montagner, 2001; Morel et Maritorena, 2001) :

$$b_p(\lambda) = b_{p550} \left(\frac{\lambda}{550} \right)^{-v} \quad (2.7.)$$

où $v = 0.5[(0.3 - \log(chl))]$ quand $chl < 2 \text{ mg/m}^3$, sinon $v = 0$.

Le coefficient de diffusion des particules b_p est donné à 550 nm par (2.8.).

$$b_b(550) = 0.416[chl]^{0.766} \quad (2.8.)$$

La fraction de rétrodiffusion des particules $b_{fb} = \frac{b_{fp}}{b_p}$ est obtenue par l'équation (2.9.) (Morel et Maritorena, 2001).

$$b_{fp} = 0.002 + 0.01[0.5 - 0.25\log_{10}(chl)] \quad (2.9.)$$

Modélisation des IOP pour les eaux du Cas 2

Dans les eaux du Cas 2, les particules en suspension non algales jouent également un rôle dans le phénomène d'absorption. On considère donc le coefficient d'absorption tel que la somme des coefficients (2.10.).

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_{ph}(\lambda) + a_y(\lambda) + a_{nap}(\lambda) \quad (2.10.)$$

où a_{ph} est le coefficient d'absorption du phytoplancton, donné par Bricaud, *et al.* (1995); Bricaud, *et al.* (1998).

$$a_{ph}(\lambda) = A_{ph}(\lambda)[chl]^{E_{ph}(\lambda)} \quad (2.11.)$$

où a_y , le coefficient d'absorption du *CDOM*, est donné en (2.4.).

$a_{nap}(\lambda)$, le coefficient d'absorption des particules non algales (NAP pour l'anglais *Non Algal Particles*), est fonction des *MES* (Montagner, 2001):

$$a_{nap}(\lambda) = 0.0216[MES]^{1.0247} \times \exp[-0.007(\lambda - \lambda_0)] \quad (2.12.)$$

Concernant les phénomènes de rétrodiffusion pour les eaux du Cas 2, ils sont modélisés par le coefficient b_b qui se décompose en deux termes (2.13.).

$$b_b(\lambda) = 0,5 \times b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda) \quad (2.13.)$$

$b_{bp}(\lambda)$, le coefficient de rétrodiffusion des particules (2.14.), est exprimé par la fraction de rétrodiffusion b_{fp} qui est fixée à 0.018 pour les eaux du Cas 2. Cette constante est déduite de la fonction de phase "Petzold" (Mobley, 1994).

$$b_{bp}(\lambda) = 0.018 \times b_p(\lambda) \quad (2.14.)$$

On considère que la propriété de diffusion dans les eaux du Cas 2 est dominée par la concentration en *MES* et b_p est donné par Montagner (2001) tel que :

$$b_p(\lambda) = 0.577[MES]\left(\frac{\lambda}{443}\right)^{-0.6} \quad (2.15.)$$

Modélisation des AOP

La seconde étape consiste à déterminer la réflectance de télédétection (R_{rs}) à partir des *IOP*. Cette étape est indifférenciée pour les eaux du Cas 1 et du Cas 2.

$u_p(\lambda)$ est défini (2.16.) à partir des *IOP* déterminés précédemment.

$$u_p(\lambda) = \frac{b_{bp}(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \quad (2.16.)$$

Les équations (2.17.) et (2.18.) permettent de calculer R_{rs} avec $g_0=0.082$, $g_1=0.0794$ et $g_2=1$ (Lee *et al.*, 2002) avec $r_{rs}(\lambda)$ qui correspond à la réflectance au-dessous de la surface de l'eau et $R_{rs}(\lambda)$ à la réflectance au-dessus de la surface.

$$r_{rs}(\lambda) = (g_0 + g_1 \times u_p(\lambda)^{g_2}) \times u_p(\lambda) \quad (2.17.)$$

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{0.52 r_{rs}(\lambda)}{1 - 1.56 r_{rs}(\lambda)} \quad (2.18.)$$

La réflectance de télédétection est ainsi déterminée en fonction des variables d'entrée : *chl*, *MES* et *CDOM*.

Comme nous disposons de toutes les variables spectrales du modèle entre 400 et 800 nm par pas de 1 nm, notre réflectance de sortie est obtenue avec cette même résolution spectrale.

2.3.2. Modélisation de l'atmosphère

L'atmosphère est ensuite modélisée à l'aide du modèle atmosphérique MODTRAN (*MODerate resolution TRANsmittance and radiance code*). MODTRAN est un code de transmittance atmosphérique à moyenne résolution développé par AFRL (*Air Force Research Laboratory*). C'est l'un des modèles de transfert radiatif d'atmosphère les plus utilisés par la communauté de télédétection (Berk *et al.*, 1998; Verhoef and Bach, 2003; Wang *et al.*, 2002). Il a succédé au modèle LOWTRAN 7 (Kneizys *et al.*, 1988).

MODTRAN considère que l'atmosphère est constituée d'une série de couches quasi-homogènes. Pour chaque couche, il modélise la luminance selon des profils atmosphériques de gaz, d'aérosols, de nuages et de pluie. L'effet de réfraction sphérique et la multidiffusion sont inclus dans le calcul. La combinaison avec l'algorithme DISORT (*Discrete Ordinates Method Radiative Transfer*) (Stamnes *et al.*, 1988) permet d'optimiser le calcul de multidiffusion.

En haut de l'atmosphère, la luminance est donnée par la relation (2.19.), en fonction de la réflectance de télédétection R_{rs} et les variables décrites ci-dessous.

$$L_{TOA} = \frac{E_s \mu_s}{\pi} \left[\rho_{atm} + \frac{t_s}{1 - \rho_e S} (t_{dir} \pi R_{rs} + t_{dif} \rho_e) \right] \quad (2.19.)$$

E_s , étant l'éclairement solaire, ρ_{Atm} la réflectance intrinsèque atmosphérique, R_{rs} la réflectance de de télédétection à la surface de l'eau, ρ_e la réflectance de surface environnementale, t_s la transmittance solaire descendante, t_{dif} la transmittance ascendante diffuse, t_{dir} la transmittance ascendante directe, μ_s le cosinus de l'angle solaire zénithal, et S l'albédo sphérique de diffusion.

Dans nos simulations, on a choisi un modèle d'aérosols maritimes et un modèle d'atmosphère «mid-latitude winter» car ces modèles sont susceptibles d'être les plus proches des conditions de notre région d'étude à la date où les images ont été simulées.

2.3.3. Prise en compte des caractéristiques du capteur

Une fois la réflectance de surface modélisée et la luminance en haut de l'atmosphère simulée, nous pouvons prendre en compte les caractéristiques de chaque capteur, à savoir : le nombre, la largeur et la position des bandes spectrales ainsi que le rapport signal sur bruit (SNR) de chaque bande spectrale.

Simulation des bandes spectrales

Une fois la luminance en haut de l'atmosphère simulée entre 400 et 800 nm par pas de 1 nm, on peut intégrer ces valeurs sur chaque bande spectrale. L'intégration est réalisée en tenant compte de la réponse spectrale de chaque capteur. Pour le capteur OLCI, la réponse spectrale est une fonction porte (Figure 22). Une simple moyenne est donc appliquée sur le signal compris entre λ_{min} et λ_{max} et ce pour les 12 premières bandes spectrales (Tableau 4). Au-delà de 760 nm, le signal provenant de l'eau étant très faible, il n'apporte plus d'information sur la couleur de l'eau. De plus, comme ces bandes sont généralement utilisées pour la correction atmosphérique, nous ne les avons pas simulées.

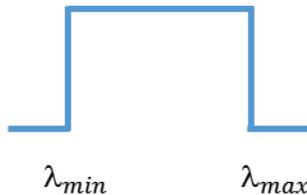


Figure 22 : Réponse spectrale d'OLCI

Tableau 4 : Bandes spectrales OLCI

Bandes OLCI	Centre (nm)	Largeur (nm)
1	400	15
2	412	10
3	442	10
4	490	10
5	510	10
6	560	10
7	620	10
8	665	10
9	681	7,5
10	709	10
11	753	7,5
12	761	2,5

Pour le capteur FCI, l'intégration des bandes est plus complexe, avec une pente de chaque côté de la porte (Figure 23), pour les 3 bandes spectrales (Tableau 5). On a donc procédé à une moyenne pondérée entre λ_{min} et λ_{max} . Les 3 bandes FCI simulées sont très larges et risquent

de fournir des mesures beaucoup moins précises que les bandes OLCI qui sont beaucoup plus fines et plus nombreuses.

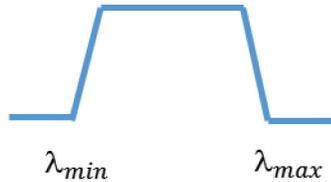


Figure 23 : Réponse spectrale de FCI

Tableau 5 : Bandes spectrales FCI

Bandes FCI	Centre (nm)	Largeur (nm)
1	444	60
2	510	40
3	640	50

Simulation du bruit du capteur

En ce qui concerne le bruit du capteur, il doit être ajouté au niveau de la mesure du capteur, c'est-à-dire sur la luminance mesurée en haut de l'atmosphère (L_{TOA}).

On distingue trois types de bruit :

- Le bruit photonique, d'écart type constant σ_{ph} , gaussien pour les luminances L suffisamment élevées (2.20.).

$$\sigma_{ph} = \sqrt{\alpha_{ph} \times L} \quad (2.20.)$$

Où α_{ph} représente un coefficient de sensibilité du capteur au bruit photonique.

- Le bruit de lecture, gaussien, d'écart type constant σ_0 .
- Et le bruit de quantification (σ_q) (2.21.).

$$\sigma_q = \frac{q}{\sqrt{12}} \text{ et } q = \frac{L_{max} - L_{min}}{2^n} \quad (2.21.)$$

Le bruit total est un bruit blanc gaussien d'écart type σ_b (2.22.).

$$\sigma_b = \sqrt{\sigma_0^2 + \sigma_q^2 + \alpha_{ph} \times L} \quad (2.22.)$$

Compte tenu de la qualité des composants électronique et de la quantification de FCI et OLCI qui est réalisée sur 12 bits, nous faisons l'hypothèse que le bruit est surtout dimensionné par le bruit photonique et par conséquent que le bruit de lecture (δ_o) et le bruit de quantification (δ_q) sont négligeables. Le bruit total est finalement donné par (2.23.) :

$$\sigma_b = \sqrt{\alpha_{ph} \times L} \quad (2.23.)$$

Et dans le cas où $L=L_{ref}$ on peut déterminer α_{ph} (2.24.) :

$$\sigma_b = \sqrt{\alpha_{ph} \times L_{ref}} = L_{ref}/SNR \quad (2.24.)$$

D'où :

$$\sigma_b = \frac{\sqrt{L_{TOA} \times L_{ref}}}{SNR} \quad (2.25.)$$

Le bruit est finalement ajouté au signal de luminance en haut de l'atmosphère (2.26.) :

$$L_{TOA}^b = L_{TOA} + N(0, \sigma_b^2) \quad (2.26.)$$

où $N(0, \sigma_b^2)$ suit une loi gaussienne de moyenne nulle et d'écart type σ_b .

Pour une bande spectrale donnée, le niveau de bruit varie donc avec la racine carrée du signal de luminance en haut de l'atmosphère. Les SNR et L_{ref} des capteurs ne sont pas indiqués dans ce document pour des raisons de confidentialités mais nous ont été communiqués par Thales Alenia Space.

2.3.4. **Simulations**

Pour visualiser l'influence du bruit sur la luminance spectrale qui sera mesurée par les 2 capteurs au large et en zones côtières, nous avons défini 2 cas test.

- Cas 1 (au large) : $chl = 0.2 \text{ mg/m}^3$ et $CDOM = 0.0108 \text{ m}^{-1}$ (2.4.)
- Cas 2 (zone côtière) : $chl = 1 \text{ mg/m}^3$, $MES = 30 \text{ g/m}^3$ et $CDOM = 0.01 \text{ m}^{-1}$.

Comme le bruit est aléatoire, il peut induire des mesures différentes d'une mesure à l'autre. Nous avons donc simulé pour chaque configuration 6000 luminances bruitées et calculé ensuite la moyenne et l'écart-type du signal pour visualiser la variation de la luminance et de la réflectance autour du spectre non bruité.

Les Figure 24 et Figure 25 représentent le spectre de chaque configuration (Cas 1 et Cas 2) au cours des différentes étapes de simulation. La courbe (a) correspond à la réflectance de télédétection (R_{rs}) simulée au niveau de la surface de l'eau entre 400 et 800 nm, par pas de 1 nm, non bruitée (réflectance de référence). Les courbes (b) et (c) correspondent à la luminance mesurée par les capteurs OLCI et FCI (en rouge) comparée à la luminance de référence non bruitée en haut de l'atmosphère (en bleu). Chaque point rouge représente la valeur moyenne de la luminance mesurée avec son écart-type (barre verticale rouge) et la largeur de la bande spectrale correspondante (barre horizontale noire). Les figures (d) et (e) représentent les R_{rs} après inversion du modèle atmosphérique connus (voir section 2.4.1) comparés à la réflectance de référence (en bleu).

Ces figures permettent de visualiser l'effet du bruit des capteurs sur la mesure de L_{TOA} et R_{rs} .

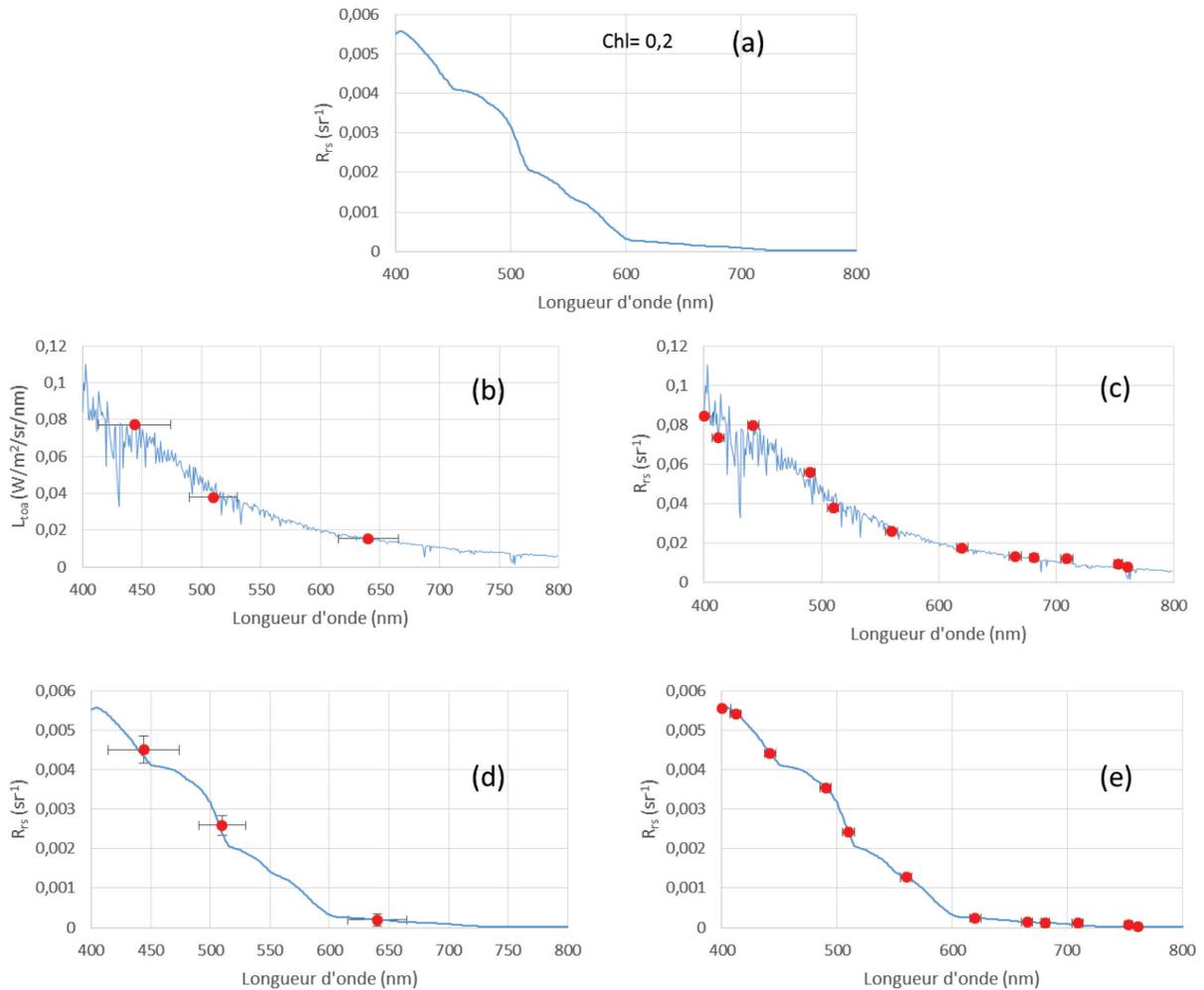


Figure 24 : Signal aux différentes étapes de la simulation pour le cas 1 avec chl=0.2, (a) R_{rs} simulée (b) L_{toa} en bleu et L_{toa} FCI en rouge (c) L_{toa} en bleu et L_{toa} OLCI en rouge (d) R_{rs} en bleu et R_{rs} FCI en rouge et (e) R_{rs} en bleu et R_{rs} OLCI en rouge

Figure 24, on observe que les luminances (c) et les réflectances (e) mesurées avec OLCI, sont faiblement perturbées par le bruit. Avec FCI, les mesures de réflectances (d) mesurées sont davantage perturbées par le bruit. Ces fluctuations dues au bruit risquent d'induire une erreur sur l'estimation de la composition de l'eau ultérieure. On remarque que certaines valeurs moyennes de R_{rs} mesurées par FCI ne se trouvent pas exactement au niveau du signal de réflectance de référence (d). En particulier les deux premières bandes FCI, donnent des valeurs de R_{rs} légèrement supérieures au signal de référence (respectivement 3.7 et 7.8 % d'erreur relative) Plus la bande est large, plus on intègre le signal sur une large gamme de longueur

d'onde et plus on perd en précision. Le fait que les 12 bandes OLCI soient beaucoup plus fines (autour de 10 nm), permet des mesures plus précises qui se trouvent toujours au niveau du signal de référence.

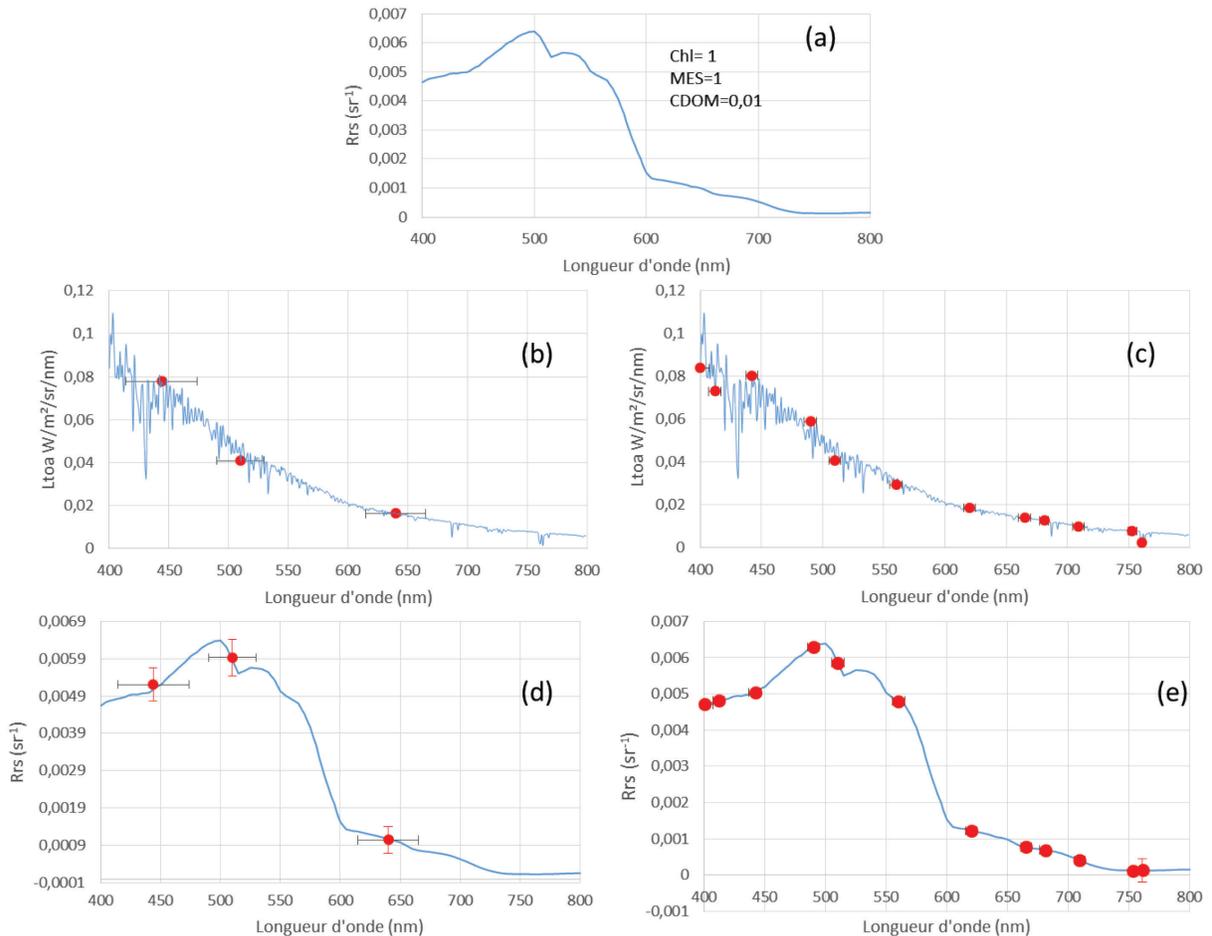


Figure 25 : Signal aux différentes étapes de simulation pour le cas 2 : chl=1, MES=1, CDOM=0.01, (a) R_{rs} simulée (b) L_{toa} en bleu et L_{toa} FCI en rouge (c) L_{toa} en bleu et L_{toa} OLCI en rouge (d) R_{rs} en bleu et R_{rs} FCI en rouge et (e) R_{rs} en bleu et R_{rs} OLCI en rouge

Sur la Figure 25, la forte concentration en MES induit une réflectance plus élevée sur toutes les bandes et en particulier dans le vert. L'écart-type du bruit a donc augmenté (par rapport au Cas 1) mais comme il est plus faible par rapport à la luminance, le bruit a moins d'impact sur la mesure pour le Cas 2 modélisé ici.

2.4. Inversion de la luminance mesurée par les capteurs pour estimer la composition de l'eau

2.4.1. Correction atmosphérique

Afin d'éviter toute source d'erreur qui ne serait pas induite par le capteur, la correction atmosphérique est considérée parfaite. Cela signifie qu'une simple inversion du modèle atmosphérique, décrit au paragraphe 2.3.2, a été réalisée pour revenir en réflectance (2.27.).

$$R_{rs} = \frac{1}{\pi} \left[\frac{L_{TOA} \times \pi}{E_S \times \mu_S} - \rho_{atm} - \frac{t_S \times t_{dir} \times \rho_e}{1 - S \times \rho_e} \right] \times \left(\frac{1 - S \times \rho_e}{t_S \times t_{dir}} \right) \quad (2.27.)$$

2.4.2. Filtrage du bruit de FCI

Comme OLCI a été dimensionné pour l'observation de la couleur de l'eau, il possède un SNR environ 3 fois plus élevé que FCI, qui lui a été dimensionné pour réaliser des mesures atmosphériques. Comme les mesures FCI peuvent avoir un niveau de bruit élevé pour les applications de la couleur de l'eau, la haute répétitivité temporelle de ce capteur peut être utilisée pour filtrer les mesures dans le temps. Cela implique de faire l'hypothèse que les variations de réflectance pendant la durée du filtrage peuvent être négligées. Il y a donc un compromis à trouver entre la largeur temporelle de la fenêtre de filtrage et l'hypothèse de stabilité du paysage. Comme la fréquence d'acquisition est de 10 min, nous avons choisi de moyenniser les mesures sur 40 min pour obtenir une mesure filtrée toutes heures sans recouvrement temporel.

Dans notre analyse de sensibilité, nous avons tenu à évaluer l'impact de ce filtrage sur les estimations. Pour cela nous avons appliqué 5 fois le même bruit (gaussien centré, d'écart type constant) à une même luminance et nous avons réalisé la moyenne de ces 5 spectres.

2.4.3. Méthodes d'estimation de la composition de l'eau

Une fois que la réflectance a été corrigée du transfert atmosphérique, nous cherchons à estimer la composition de l'eau, c'est-à-dire les concentrations en *chl*, *MES* et *CDOM*.

L'analyse du problème inverse, ainsi que l'interprétation de la couleur de l'océan en terme de constituants optiquement actifs, peut être réalisée selon trois méthodes (Morel and Gordon, 1980).

La première méthode dite « empirique » est entièrement basée sur des relations simples établies entre la réflectance de l'eau (R) ou la réflectance de télédétection (R_{rs}) et les paramètres à estimer.

La deuxième est « analytique » et nécessite la résolution de l'équation de transfert radiatif afin d'établir des relations entre R_{rs} et les propriétés optiques du milieu.

Enfin, la troisième méthode (intermédiaire entre les deux méthodes précédentes) est appelée « semi-analytique » et consiste à minimiser une distance entre la réflectance de surface mesurée et la réflectance de surface modélisée par un modèle de transfert radiatif.

Les méthodes empiriques, qui essaient de lier la réflectance à des mesures *in situ*, ne cherchent en général à estimer qu'un paramètre à la fois. Alors que les méthodes semi-analytiques, utilisant des modèles de transferts radiatifs, permettent d'estimer plusieurs paramètres à la fois, ce sont les méthodes dites « inverses ».

Estimation de la chl par méthodes empiriques

Les différentes versions des algorithmes empiriques OC2, OC3 et OC4 développées par O'Reilly *et al.* (2000) principalement pour l'utilisation des capteurs CZCS, SeaWiFS et MODIS sont basées sur le principe simple de l'établissement du meilleur lien statistique entre des mesures simultanées de concentrations en *chl-a* et de R_{rs} . Les grandeurs utilisées dans l'algorithme sont le logarithme des concentrations en *chl-a* et le logarithme du rapport de

réflectance bleu sur vert. L'algorithme OC2, appliqué aux mesures CZCS, utilise le rapport $R_{rs}(490)/R_{rs}(555)$; l'algorithme OC3, qui est appliqué à MODIS-Aqua, utilise le maximum des deux rapports $R_{rs}(443)/R_{rs}(551)$ et $R_{rs}(488)/R_{rs}(551)$ et l'algorithme OC4, qui est appliqué à SeaWiFS, utilise le maximum des 3 rapports $R_{rs}(443)/R_{rs}(555)$, $R_{rs}(488)/R_{rs}(551)$ et $R_{rs}(488)/R_{rs}(551)$. La structure générale de ces trois algorithmes définit la concentration en *chl-a* en fonction des rapports de réflectance comme suit :

$$X = \log_{10}\left(\frac{R_{rs1}}{R_{rs2}}\right) \quad (2.28.)$$

$$chl_a = 10^{a_0 + a_1X + a_2X^2 + a_3X^3 + a_4X^4} \quad (2.29.)$$

Les coefficients a_i et les bandes utilisées correspondant à chaque capteur sont donnés dans le Tableau 6.

Tableau 6 : Coefficients du polynôme OC en fonction des capteurs

	Capteur	Bande bleue	verte	a0	a1	a2	a3	a4
OC4	SeaWiFS	443>489>510	555	0.3272	-2.9940	2.7218	-1.2259	-0.5683
OC4E	MERIS	443>489>510	560	0.3255	-2.7677	2.4409	-1.1288	-0.4990
OC4O	OCTS	443>489>516	565	0.3325	-2.8278	3.0939	-2.0917	-0.0257
OC3M-547	MODIS	443>489	547	0.2424	-2.7423	1.8017	0.0015	-1.2280
OC3V	VIIRS	443>486	550	0.2228	-2.4683	1.5867	-0.4275	-0.7768
OC3C	CZCS	443>520	550	0.3330	-4.3770	7.6267	-7.1457	1.6673
OC2M-HI	MODIS (500-m)	469	555	0.1464	-1.7953	0.9718	-0.8319	-0.8073

Pour le capteur SeaWiFS, le polynôme OC4 qui permet d'estimer la chlorophylle est tracé sur la figure 26.

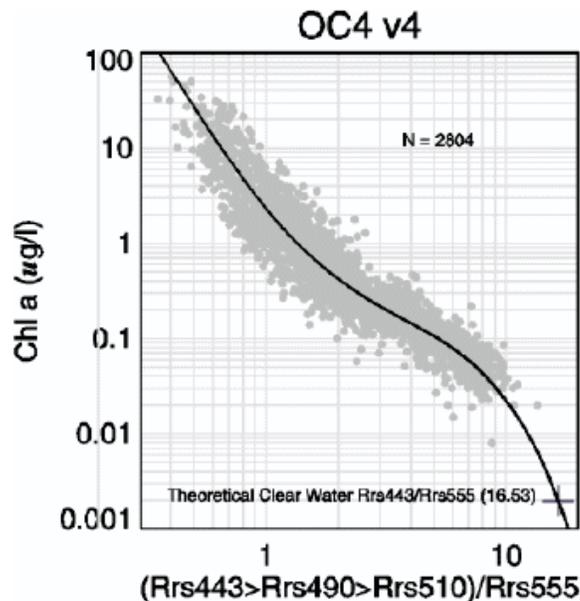


Figure 26 : Polynome OC4 adapté à SeaWiFS (Source : O'Reilly et al. (2000))

Mais ce type d'algorithme a été développé pour les eaux du large dont les propriétés optiques sont dominées par le phytoplancton et les produits dérivés de sa dégradation. Ces algorithmes ne sont plus valides quand ils sont appliqués à des eaux plus turbides, intérieures ou côtières, dont les propriétés optiques sont fortement influencées par des composants ne co-variant pas avec le phytoplancton, comme les particules non-algales (*NAP*) et les matières organiques colorées dissoute (*CDOM*) (IOCCG, 2006; Matthews, 2011). La complexité inhérente aux eaux côtières pose de nombreux défis à l'estimation de la composition de l'eau par télédétection satellitaire (IOCCG, 2006, 2000). En outre, sur les zones côtières, l'atmosphère devient continentale et les approches standard de correction atmosphérique sur les eaux de l'océan ne sont plus toujours fiables. Compte tenu de ces défis, il y a un besoin évident de développer et valider de nouvelles méthodes de corrections atmosphériques (Moore *et al.*, 1999) et d'estimation de la composition de l'eau (Doerffer and Schiller, 2008, 2007; Matthews, 2011; Odermatt *et al.*, 2012), spécifiquement pour une utilisation dans les eaux intérieures et côtières.

Dans les eaux du Cas 2, Gohin *et al.* (2002) ont néanmoins développé l'algorithme OC5 pour estimer la concentration en *chl* en surface. Il a été construit préalablement à partir de données sur le Golfe de Gascogne, la Manche et en Mer Méditerranée. Il est valide aussi bien pour les eaux du Cas 1 que pour celles du Cas 2. La présence de *MES* ayant tendance à entraîner une augmentation de la réflectance à 555 nm, les rapports de réflectance bleu sur vert ont tendance à diminuer, ce qui a pour effet de surestimer la concentration en chlorophylle. Certaines eaux côtières ont également une forte radiance à 412 (fort *CDOM*). Il n'y a donc plus de relation biunivoque entre les rapports de réflectance et la concentration en chlorophylle. L'algorithme OC5 consiste en un ajustement de l'algorithme OC4 pour des eaux côtières ; il n'est pas fondé sur de nouvelles techniques. Il se base sur un triplé de paramètres : le maximum des rapports de canaux (443/555, 490/555, 510/555), canaux déjà utilisés pour OC4, et les réflectances normalisées à 412 et 555 nm.

Estimation des MES par méthodes empiriques

Ces méthodes sont basées sur des relations entre les concentrations en *MES* et les mesures de réflectance (R_{rs}) d'un ou de plusieurs canaux combinés. Les régressions entre les réflectances et les concentrations en *MES* ont été proposées pour CZCS par ; Stumpf and Pennock (1989); Viollier and Sturm (1984), pour SPOT XS par Doxaran *et al.* (2002); Forget and Ouillon (1998); Froidefond *et al.* (2002), pour SeaWiFS par Nechad *et al.* (2010); Robinson *et al.* (2000); van der Woerd and Pasterkamp (2004), pour MODIS et MERIS par Nechad *et al.* (2010). Ouillon *et al.* (2008) ont par ailleurs proposé un algorithme global pour les eaux côtières tropicales basé sur une ou trois bandes en réflectance.

Peters (1999) a obtenu les meilleures estimations de *MES* à partir de SeaWiFS avec la relation (2.30.). Afin de déterminer les coefficients a, b, c et d, une calibration a été effectuée à l'aide de mesures *in situ*.

$$MES = \frac{aR_{rs}(555) + b}{cR_{rs}(555) + d} \quad (2.30.)$$

Nechad, Ruddick et Park (2010) proposent un algorithme générique pouvant être utilisé avec des bandes spectrales allant de 520 à 700 nm, donc avec de nombreux capteurs sous réserve de sensibilité à la couleur de l'eau suffisante (éq. (2.31.)).

$$MES = \frac{aR_{rs}(\lambda_i)}{1 - \frac{R_{rs}(\lambda_i)}{c}} + b \quad (2.31.)$$

Les coefficients a, b et c sont donnés pour les longueurs d'ondes allant de 520 à 700 nm.

La valeur seuil de saturation du signal R_{rs} en termes de concentration en MES est fonction de la longueur d'onde. La saturation se situe autour de 60 g/m³ à 450 nm et 650 nm (Larouche *et al.*, 2003; Lehner *et al.*, 2004; Shen *et al.*, 2010) et autour de 30 g/m³ à 550 nm (van der Woerd and Pasterkamp, 2004). Les principaux facteurs qui influencent la sensibilité de la réflectance aux variations de concentration en MES sont la distribution de taille (Han and Rundquist, 1996; Holyer, 1978), la forme (Ferrier, 1995), la composition des particules (Novo, Hansom et Curran, 1989) et enfin la gamme de concentration (Bhargava and Mariam, 1991; Novo *et al.*, 1991).

Estimation du CDOM

L'estimation du $CDOM$ peut être réalisée en mettant en place une simple relation entre la réflectance de télédétection et ce paramètre. Morel and Gentili (2009) ont d'ailleurs estimé le $CDOM$ à l'aide des 2 rapports de bandes $R_{rs}(412)/R_{rs}(443)$ et $R_{rs}(490)/R_{rs}(555)$. La méthode a été validée à l'aide de mesures *in situ* et les résultats ont été confrontés aux valeurs obtenues avec la méthode d'inversion GSM (Garver and Siegel, 1997; Maritorena *et al.*, 2002).

Loisel *et al.* (2014), propose un modèle empirique pour estimer le coefficient d'absorption du $CDOM$ à 412 nm ($a_{cdom}(412)$), à partir du coefficient d'atténuation diffuse (K_d) dans les eaux côtières. Ce dernier paramètre peut être estimé à partir de mesures *in situ* de profils verticaux de luminance descendante ou par l'inversion de mesures de télédétection.

Kutser *et al.* (2005) propose une fonction de rapport de bandes pour estimer l'absorption du $CDOM$ à 420 nm (2.32.), définie à l'aide d'images acquises par le capteur ALI (*Advanced Land Imager*), sur des lacs de Finlande et de Suède

$$a_{CDOM}(420) = 5.2 \left(\frac{R_2}{R_3} \right)^{-2.76} \quad (2.32.)$$

Estimation de la composition de l'eau par inversion d'un modèle semi-analytique

De nombreux auteurs ont développé des modèles radiatifs directs (Hydrolight ; Mobley *et al.*, 1989, OSOAA ; Chami *et al.*, 2015) qui consistent à estimer les propriétés optiques apparentes (comme la réflectance de télédétection) à partir de la composition de l'eau. L'exploitation des mesures de télédétection nécessite au contraire une démarche inverse, c'est-à-dire estimer la composition de l'eau à partir de la réflectance mesurée par le capteur. C'est ce que l'on appelle « le problème inverse » du transfert radiatif.

À partir de ces modèles, la première solution «analytique » serait de résoudre l'équation de transfert radiatif qui donnerait les concentrations des hydrosols en fonction de la réflectance de télédétection mais ce problème n'a pas encore été résolu, excepté de façon empirique avec des fonctions simples et des mesures *in situ* pour estimer les coefficients de la fonction. Une solution intermédiaire consiste à minimiser une distance entre la mesure de réflectance de surface et un modèle simplifié ou semi-analytique et fournir les entrées du modèle au point de minimisation.

Garver and Siegel (1997) ont développé un modèle semi-analytique permettant d'estimer simultanément la *chl*, le coefficient d'absorption du *CDOM* et le coefficient de rétrodiffusion particulaire à partir de R_{rs} . Ce modèle a ensuite été amélioré par Maritorena *et al.* (2002) et est connu sous le nom de GSM (pour Garver, Siegel, Maritorena). Il a été initialement développé pour estimer la *chl-a* à partir de données SeaWiFS ou MODIS pour les eaux du large. Il est adapté aux zones côtières mais ses performances sont dégradées en cas de fortes absorptions ou rétrodiffusions.

Des modèles de réflectances peuvent également être inversés afin d'estimer ces mêmes paramètres. Dans le rapport IOCCG (2006) le modèle de transfert radiatif développé par Sathyendranath and Platt (1998, 1997), a été couplé à la méthode des moindres carrés afin d'extraire les *IOP* de R_{rs} . Cette méthode a été implémentée pour le Nord-Ouest de l'Atlantique ainsi que les côtes de l'île de Vancouver. Initialement développée pour les eaux du Cas 1, elle est facilement adaptable aux zones côtières des eaux du Cas 2.

Lee *et al.* (1998) ont également développé un modèle semi-analytique, validé avec le modèle de transfert radiatif Hydrolight (Mobley *et al.*, 1989). Ce modèle peut être inversé pour estimer la bathymétrie, la réflectance du fond, la *chl*, les *MES* et le *CDOM* dans la colonne d'eau, à partir de R_{rs} . Cette méthode, en complément d'une librairie spectrale de différents types de fonds, peut notamment être utile pour la cartographie des fonds marins.

Elle consiste à faire varier les paramètres d'entrée d'un modèle pour minimiser l'erreur (2.33.) entre le spectre modélisé $\widehat{R_{rs}(\lambda)}$ et le spectre mesuré $R_{rs}(\lambda)$ (voir Figure 27). Le modèle radiatif de Lee présenté paragraphe 2.3.1 est utilisé ici afin de modéliser $\widehat{R_{rs}(\lambda)}$ avec en entrée la *chl*, les *MES* et le *CDOM*.

$$err = \frac{\sqrt{\sum_{\lambda} (R_{rs}(\lambda) - \widehat{R_{rs}(\lambda)})^2}}{\sqrt{\sum_{\lambda} R_{rs}(\lambda)^2}} \quad (2.33.)$$

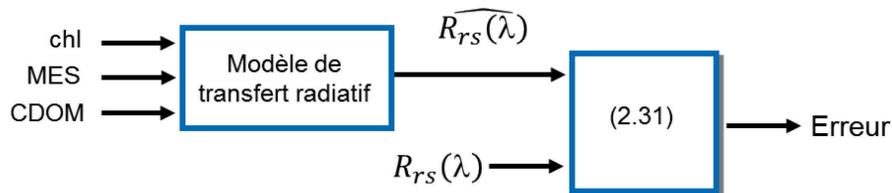


Figure 27 : Calcul de l'erreur à minimiser

Le modèle de Lee a été choisi afin de modéliser le transfert radiatif pour différentes raisons :

- Contrairement aux méthodes empiriques qui mettent en relation la réflectance avec un unique paramètre au sol, ce type de méthode permet d'estimer la *chl*, les *MES* et le *CDOM* simultanément.
- D'autre part, il peut être utilisé avec différents capteurs comme FCI et OLCI puisqu'il ne nécessite pas de bandes spectrales spécifiques comme les modèles empiriques.
- Enfin, le fait d'utiliser le même modèle lors de la modélisation de R_{rs} (modèle direct) et lors de l'estimation des paramètres (inversion du modèle), permet d'exclure les erreurs dues à la méthode d'estimation et d'étudier uniquement celles dues aux capteurs (les erreurs causées par le bruit et par les bandes spectrales).

La minimisation de l'erreur est réalisée par une méthode d'optimisation par descente de gradient développée par Lasdon *et al.* (1986). Cette fonction nécessite de fixer des valeurs initiales ainsi que des plages de variations pour chaque paramètre. Pour le Cas 1, on cherche seulement à estimer la *chl*. La plage de variation choisie est 0.01 à 50 mg/m³ et la valeur initiale est 1 mg/m³. Les erreurs correspondantes sont calculées à l'aide de l'équation (2.33.).

Pour les eaux du Cas 2, la *chl*, les *MES* et le *CDOM* doivent être estimés simultanément. Les plages de variations choisies pour la *chl*, les *MES* et le *CDOM* sont respectivement, [0.01 ; 50] mg/m³, [0.01 ; 50] g/m³ et [0.01 ; 5] m⁻¹ et les valeurs initiales ont été fixées respectivement à 1 mg/m³, 1 g/m³ et 0.01 m⁻¹.

Pour exemple, la courbe bleue de la Figure 28 représente la réflectance de télédétection R_{rs} correspondant aux valeurs initiales ($chl=1$, $MES=1$ et $CDOM=0.01$). La courbe rouge représente la réflectance de télédétection R_{rs} finale obtenue après minimisation. Ici, R_{rs} optimisée correspond aux concentrations $chl=0.2$, $MES=0.01$ et $CDOM=0.01$.

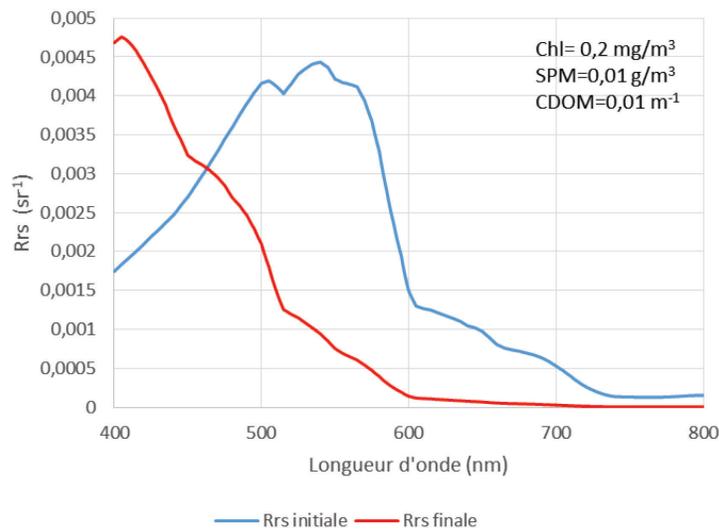


Figure 28 : R_{rs} initiale (courbe bleue) et optimisée (courbe rouge)

2.4.4. Validation par comparaison avec la composition de départ

Erreur relative quadratique moyenne

Afin de comparer les concentrations estimées par l'inversion du modèle de Lee (y) avec les valeurs d'entrée (x), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est calculée (2.34.).

$$RMSE(x, y) = \frac{1}{nb} \sqrt{\sum_{i=0}^{nb} (x_i - y_i)^2} \quad (2.34.)$$

nb étant le nombre de concentrations comparées. La valeur idéale du $RMSE$ est 0.

Corrélation

Nous allons également tracer les valeurs estimées en fonction de celles attendues, afin de visualiser leur corrélation. Le coefficient de détermination R^2 , qui dans le cas linéaire est le carré du coefficient de corrélation, est calculé tel que (2.35.).

$$R(x, y) = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2 \sum(y - \bar{y})^2}} \quad (2.35.)$$

Avec \bar{x} la moyenne des concentrations vraies et \bar{y} la moyenne des concentrations estimées.

2.5. Description des cas test

L'analyse de sensibilité est réalisée pour les eaux du Cas 1 et du Cas 2, modélisées par des distributions aléatoires des valeurs en entrée. Pour les deux distributions, 6000 valeurs aléatoires ont été considérées afin de réduire la variabilité des résultats d'un tirage aléatoire à l'autre.

2.5.1. Cas 1 : distribution de la chl

Les eaux du Cas 1 sont représentées par des valeurs de *chl* tirées aléatoirement suivant une loi uniforme et sont comprises entre 0.1 et 30 mg/m³. Le *CDOM* n'est pas pris en compte en entrée du modèle car on fait l'hypothèse qu'il covarie avec la *chl* (voir équations (2.4.) et (2.5.)). Les *MES* sont considérées nulles.

2.5.2. Cas 2 : distribution de la chl, des MES et du CDOM

Pour simuler les eaux du Cas 2, en entrée du modèle de Lee, la *chl*, les *MES* et le *CDOM* sont distribuées selon une loi uniforme dont les valeurs sont respectivement comprises entre 0.1 et 30 mg/m³, 0.01 et 30 g/m³ et 0.01 et 2 m⁻¹.

2.6. Résultats

Pour les 2 configurations des Cas 1 et Cas 2, nous cherchons à déterminer dans un premier temps l'erreur que nous aurions avec un capteur dit « idéal » (réflectance quasi-continue, non bruitée). Dans un deuxième temps, nous évaluons l'influence des capteurs (OLCI et FCI) sur l'estimation des hydrosols en intégrant la réflectance sur les bandes des capteurs et en ajoutant le bruit correspondant. Enfin, après le filtrage du bruit de FCI, nous évaluons son efficacité sur les résultats d'estimation. À l'aide de ces résultats, nous concluons sur la précision avec laquelle OLCI et FCI sont capables d'estimer les paramètres pour les deux configurations.

2.6.1. Cas 1

La modélisation des *IOP* pour les eaux du Cas 1 est réalisée telle qu'elle a été décrite dans le paragraphe 2.3.1.

Sans réduction de bandes ni ajout de bruit

Dans un premier temps, on cherche à déterminer l'erreur dans le cas où on aurait un capteur dit « idéal ». L'erreur relative ainsi que l'erreur quadratique moyenne (RMSE), entre la *chl* en entrée et celle estimée, ont été calculées dans le cas où R_{rs} est définie entre 400 nm et 800 nm avec un pas de 1 nm et sans ajout de bruit (Tableau 7).

Tableau 7 : RMSE et erreur relative d'estimation de la chl dans les eaux du Cas 1 avec R_{rs} définie entre 400 nm et 800 nm par pas de 1 nm sans bruit

	chl
RMSE (mg/m ³)	2.954 10 ⁻⁸
Erreur	

relative (%)	$1.27 \cdot 10^{-7}$
--------------	----------------------

Comme la *chl* est estimée avec des erreurs quasiment négligeables avec un capteur « idéal », les erreurs d'estimation qui seront obtenues par la suite seront seulement dues aux caractéristiques des capteurs.

Avec réductions de bandes (OLCI, FCI) et ajout de bruit

Les RMSE et erreurs relatives d'estimation de la *chl* ont été calculées (Tableau 8) lorsque les réflectances sont intégrées sur les bandes et que le bruit est ajouté pour chacun des capteurs (voir paragraphe 2.3.3).

Tableau 8 : RMSE et erreur relative d'estimation de la *chl* dans les eaux du Cas 1 avec R_{rs} des capteurs (bandes et bruit)

	RMSE (mg/m ³)	Erreur relative (%)
OLCI	0.54	2.55
FCI	6.57	32.19

Les erreurs d'estimation sur la *chl* sont assez faibles avec le capteur OLCI (2.55%) mais beaucoup plus importantes avec le capteur FCI (32.19%). Cette différence d'erreur est due à la fois à la réduction du nombre de bandes de 12 à 3 mais aussi à la réduction du SNR d'un facteur 3 (entre OLCI et FCI).

Sur la Figure 29, on observe la corrélation entre les valeurs de *chl* réelles et celles estimées avec les bandes et le bruit d'OLCI.

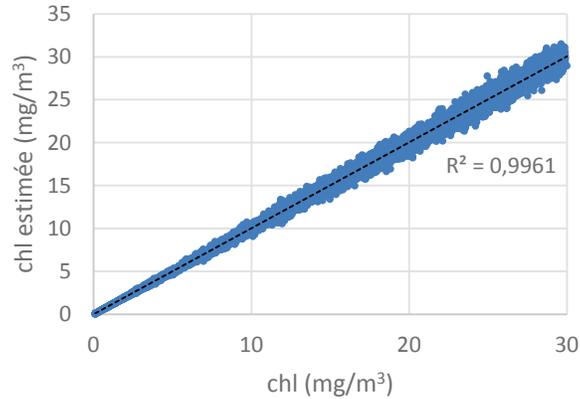


Figure 29 : chl estimée en fonction de la chl en entrée avec les bandes et le bruit d'OLCI

On constate que, lorsque le bruit correspondant au SNR OLCI est ajouté aux 12 bandes, la corrélation est très forte (0.9961).

La Figure 30 montre la corrélation entre les valeurs de *chl* estimées avec FCI et les valeurs réelles.

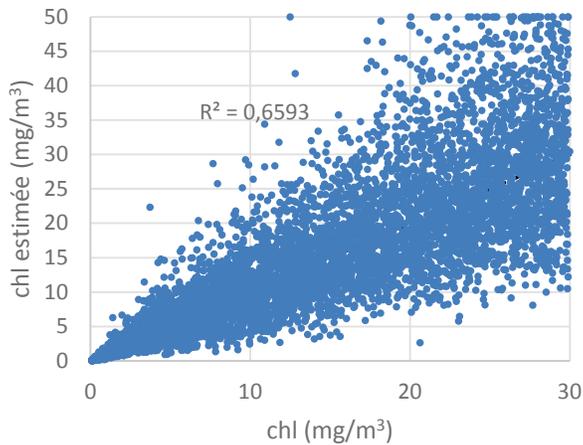


Figure 30 : chl estimée en fonction de la chl en entrée avec les bandes et le bruit de FCI

Cette figure montre une dispersion beaucoup plus forte des valeurs estimées par rapport aux valeurs réelles. Une certaine corrélation entre les valeurs de *chl* estimées et les valeurs réelles ($R^2 = 0.659$) est néanmoins conservée.

Pour les deux capteurs, on observe sur les deux figures précédentes, une dispersion du nuage de points avec l'augmentation de la concentration en *chl*. Cela peut s'expliquer par le fait que plus la concentration en *chl* augmente, moins la réflectance diffère d'une concentration à l'autre. Au paragraphe 1.2.4, on peut visualiser ce phénomène, qui pourrait s'apparenter à un phénomène de saturation. Lorsque le bruit des capteurs est ajouté à ces réflectances, la *chl* est estimée avec des erreurs plus importantes.

Avec réductions de bandes, ajout de bruit et filtrage pour FCI

Ici, nous souhaitons évaluer l'impact du filtrage temporel appliqué aux images FCI (paragraphe 2.4.2) sur l'estimation en *chl*.

Les RMSE et les erreurs relatives d'estimation ont été calculées une fois la réflectance FCI filtrée du bruit et comparées aux estimations de FCI et OLCI sans filtrage (Tableau 9).

Tableau 9 : RMSE et erreur relative d'estimation de la *chl* dans les eaux du Cas 1 avec R_{rs} FCI filtré du bruit

	RMSE (mg/m ³)	Erreur relative %
OLCI	0.54	2.55
FCI	6.57	32.19
FCI filtré	2.84	14.07

Après filtrage, les erreurs relatives d'estimations sont réduites d'un facteur supérieur à 2.

La Figure 31 permet de comparer la corrélation des estimations avec FCI bruité (a) et FCI filtré du bruit (b).

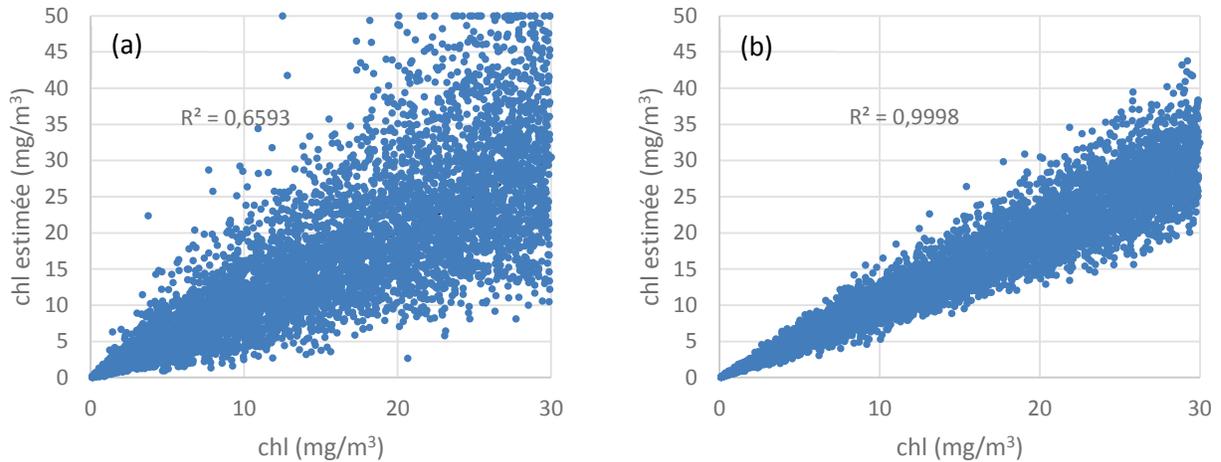


Figure 31 : chl estimée en fonction de la chl en entrée avec FCI (a) et une fois FCI filtré du bruit (b)

L'efficacité du filtrage est confirmée par l'amélioration de la corrélation ($R^2=0.659/0.999$) et par la diminution de la dispersion des nuages de points. Cela est dû à la façon dont nous modélisons le bruit du capteur (bruit gaussien centré sur 0). En réalité, d'autres types de bruits que l'on peut considérer comme négligeables, devraient également être présents.

Dans le cas où le bruit du capteur est considéré gaussien, le filtrage est très efficace. Le capteur FCI, permet donc d'estimer la *chl* dans les eaux du Cas 1 avec une précision de 14% une fois le filtrage temporel appliqué.

2.6.2. Cas 2

Comme pour les eaux du Cas 2, la *chl*, les *MES* et le *CDOM* peuvent varier indépendamment, il y a donc un très grand nombre de combinaisons possibles pouvant conduire à la réflectance mesurée.

Sans réduction de bandes ni ajout du bruit

Dans un premier temps, nous vérifions une nouvelle fois que les estimations sont réalisées sans erreurs dans un cas « idéal » pour les eaux du Cas 2.

Le Tableau 10 présente les résultats obtenus dans le cas d'un signal quasi-continu, non bruité.

Tableau 10 : RMSE et erreur relative pour une modélisation des eaux du Cas 2 avec R_{rs} définie entre 400 nm et 800 nm par pas de 1 nm sans bruit

	chl	MES	CDOM
RMSE (mg/m ³)	1.85 10 ⁻⁶	2.9 10 ⁻⁷	2.19 10 ⁻⁸
Erreur relative (%)	1.54 10 ⁻⁵ %	1.56 10 ⁻⁶ %	2.71 10 ⁻⁶ %

Les résultats montrent que les erreurs dues à la méthode d'estimation sont également très faibles et donc négligeables.

Avec réductions de bandes (OLCI, FCI) et ajout de bruit

Le Tableau 11 donne le RMSE et l'erreur relative pour les 3 concentrations et pour les 2 capteurs.

Tableau 11 : RMSE et erreur relative pour une modélisation des eaux du Cas 2 avec R_{rs} des capteurs (bandes et bruit)

	RMSE (mg/m ³)			Erreur relative (%)		
	chl	MES	CDOM	chl	MES	CDOM
OLCI	2.51	0.076	0.028	7.85%	1.04%	1.84%
FCI	19.56	2.96	0.39	260.6%	16.54%	26.68%

Les résultats d'estimations sont fiables pour OLCI dans les eaux du Cas 2, alors qu'avec les bandes FCI bruitées la *chl* est estimée avec des erreurs très élevées (260%). En revanche, les *MES* et le *CDOM* sont assez bien estimés compte tenu du bruit élevé.

La Figure 32 montre qu'avec les bandes FCI bruitées, les valeurs de *chl* estimées ne sont plus du tout corrélées avec les valeurs réelles ($R^2=0.076$).

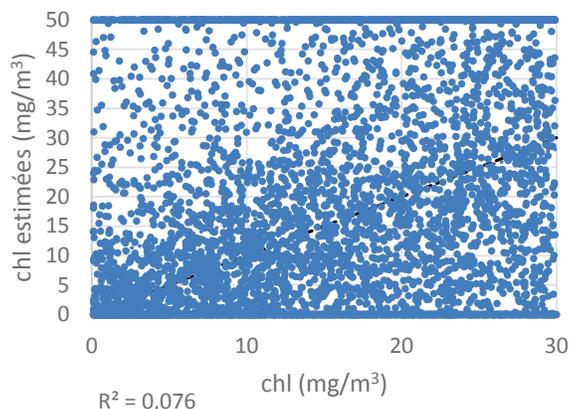


Figure 32 : Valeurs de chl estimées en fonction des valeurs de chl réelles avec les bandes FCI bruitées

Les *MES*, sont au contraire assez bien estimées malgré le faible SNR de FCI. Figure 33, on conserve une bonne corrélation. On observe également ici le phénomène d'élargissement du nuage de point pour les fortes *MES*. Cela est aussi dû au phénomène de saturation de la réflectance pour des *MES* élevées (voir paragraphe 1.2.4).

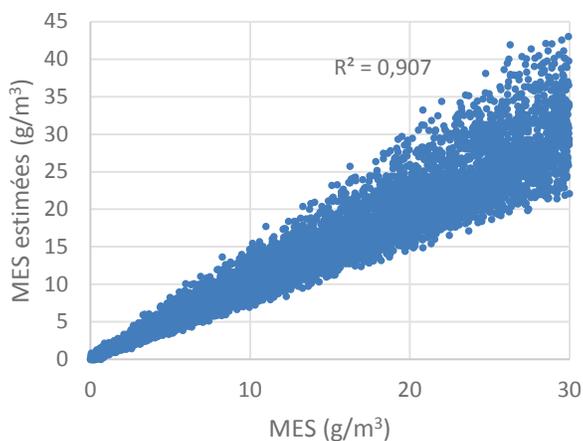


Figure 33 : MES estimées en fonction des MES en entrée avec les bandes et le bruit de FCI

Concernant le *CDOM*, la corrélation est légèrement moins bonne mais la répartition des erreurs d'estimation semble indépendante des valeurs de *CDOM* en entrée (Figure 34). On observe tout de même davantage de valeurs mal estimées (valeurs estimées ayant atteint la borne supérieure soit 5 m^{-1}) pour les valeurs de *CDOM* supérieures à 1 m^{-1} .

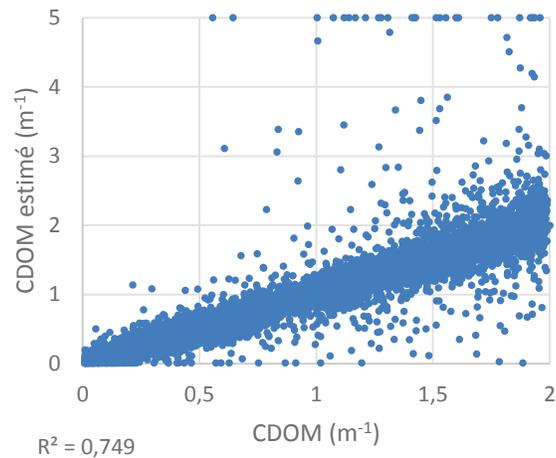


Figure 34 : CDOM estimé en fonction du CDOM en entrée avec les bandes et le bruit de FCI

Avec OLCI, la *chl* les *MES* et le *CDOM* dans les eaux du Cas 2 peuvent être estimés avec précision tandis que les bandes bruitées de FCI ne permettent d'estimer de manière acceptable que les *MES*.

Avec réductions de bandes, ajout de bruit et filtrage pour FCI

Les erreurs d'estimation ont été calculées une fois les bandes FCI filtrées du bruit (Tableau 12).

Tableau 12 : RMSE et erreur relative pour une modélisation des eaux du Cas 2 avec les bandes FCI filtrées du bruit

	RMSE (mg/m ³)			Erreur relative (%)		
	chl	MES	CDOM	chl	MES	CDOM
FCI filtré du bruit	14.27	1.86	0.2	155.31%	10.39%	12.85%

Les erreurs montrent l'efficacité du filtrage temporel. Les erreurs d'estimation de la *chl* ont été fortement réduites (260% avant filtrage) mais sont toujours très élevées (155%). Les valeurs de *MES* et du *CDOM* estimées ont aussi été améliorées par le filtrage (16/10% et 26/13%) et peuvent donc être considérées comme fiables.

Si l'on compare la corrélation entre les valeurs de *chl* estimées avec les bandes FCI bruitées (a) et filtrées du bruit (b) et les valeurs réelles (Figure 35), le filtrage permet d'améliorer les résultats puisque le coefficient de détermination passe de 0.076 avant filtrage à 0.2 après filtrage.

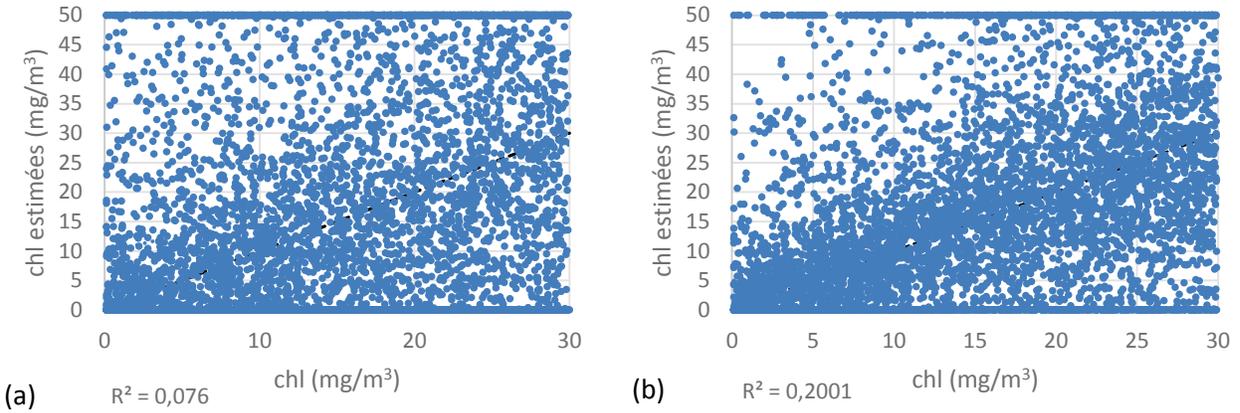


Figure 35 : Valeurs de *chl* estimées avec les bandes FCI bruitées (a) et FCI filtré du bruit (b) en fonction des valeurs de *chl* réelles

Pour les *MES*, une fois le filtrage appliqué, la corrélation est fortement améliorée, le R^2 passe de 0.91 à 0.95 (Figure 36).

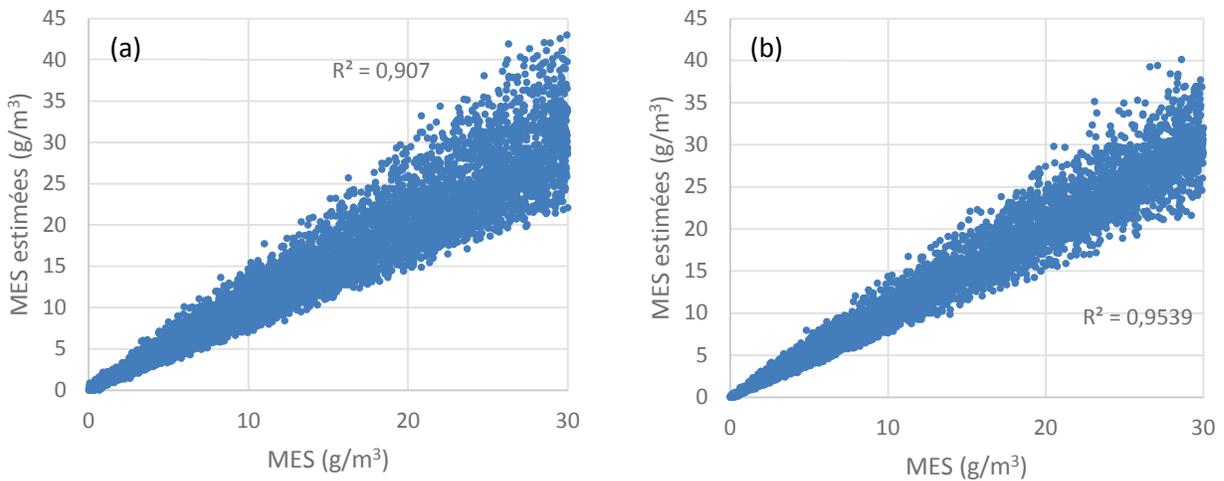


Figure 36 : *MES* estimées avec FCI (a) et FCI filtré du bruit (b) en fonction des *MES* réelles

De même pour le *CDOM*, une fois le signal filtré, R^2 passe de 0.749 à 0.9023 (Figure 37).

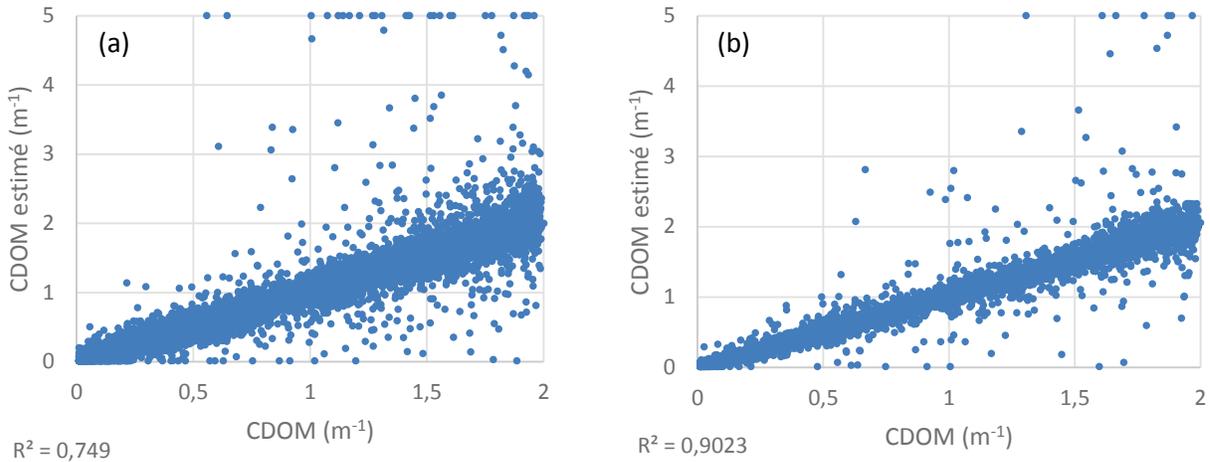


Figure 37 : *CDOM* estimé avec FCI (a) et FCI filtré du bruit (b) en fonction du *CDOM* réel

Dans les eaux du Cas 2, une fois la luminance FCI filtrée du bruit, seuls les *MES* et le *CDOM* peuvent être estimés correctement.

2.7. Synthèse des résultats

L'inversion du modèle de Lee à partir des réflectances intégrées sur les bandes bruitées et filtrées des capteurs a permis d'évaluer les erreurs d'estimation dues aux capteurs, sur les paramètres de *chl*, *MES* et *CDOM* dans la colonne d'eau.

Le Tableau 13 synthétise les résultats et permet de comparer les erreurs d'estimation sur la *chl* dans les eaux du Cas 1 et la *chl*, les *MES* et le *CDOM* dans les eaux du Cas 2 avec les bandes OLCI et FCI bruitées puis les bandes FCI filtrées du bruit.

Tableau 13 : Synthèse des erreurs relatives pour le Cas 1 et 2

	Cas 1	Cas 2		
	chl	chl	MES	CDOM
Entrées	$\sim U(0.1,30)$	$\sim U(0.1,30)$	$\sim U(0.01,30)$	$\sim U(0.01,2)$

OLCI	2.55%	7.85%	1.04%	1.84%
FCI	32.19%	260.6%	16.54%	26.68%
FCI filtré	14.07%	155.31%	10.39%	12.85%

Pour les eaux du large (Cas 1), où l'on cherche uniquement à estimer la *chl*, les deux capteurs permettent des estimations avec de faibles erreurs même avant filtrage des luminances FCI (2.5, 32.2 et 14.1%) ce qui est acceptable étant donné les incertitudes de validation « satellite/mesures in-situ » qui avoisine les 50% (Campbell, 2006).

Pour les zones côtières, le problème est plus complexe mais les 12 bandes OLCI et leur SNR associé permettent d'estimer les 3 paramètres avec une bonne précision (7.5, 1.1 et 1.8%). Avec les 3 bandes FCI bruitées, la *chl* est mal estimée même après filtrage (260.6/155.3). Une fois les bandes FCI filtrées du bruit, les *MES* et le *CDOM* sont estimées avec peu d'erreurs (10.4 et 12.85%).

2.8. Complémentarité des capteurs OLCI et FCI d'un point de vue spectral, radiométrique et temporel

Les résultats obtenus montrent la complémentarité des capteurs OLCI et FCI. En effet, d'un point de vue spectral et radiométrique, OLCI qui possède 12 bandes et un très bon rapport signal sur bruit, permet d'obtenir des estimations précises des hydrosols tandis que FCI, compte tenu de ses 3 bandes et de son bruit, génère des erreurs beaucoup plus élevées, en particulier pour la *chl*. En revanche sa très haute répétitivité temporelle, va permettre d'améliorer son SNR et donc ses estimations. D'un point de vue temporel, FCI permettra le suivi diurne des hydrosols toutes les heures (une fois filtré) alors qu'OLCI ne fournira au mieux qu'une image par jour.

2.9. Ce qu'il faut retenir

Ce chapitre a eu pour objectif d'analyser la sensibilité des capteurs OLCI et FCI à la couleur de l'eau en étudiant les erreurs d'estimation des hydrosols, c'est-à-dire la chlorophylle (*chl*), les

matières en suspension (*MES*) et les matières organiques dissoutes (*CDOM*). Pour cela, nous avons présenté les différentes étapes permettant d'une part de simuler la luminance mesurée par les capteurs OLCI et FCI à partir de la composition de l'eau et d'autre part de retrouver ces concentrations des hydrosols à partir de la réflectance mesurée par les capteurs. Compte tenu du faible SNR de FCI pour la mesure de la couleur de l'eau, la haute répétitivité temporelle de ce capteur a été utilisée pour filtrer ses images du bruit en moyennant 5 spectres de réflectance acquis sur une durée de 40 min. Nous avons finalement conclu que pour les eaux du large, OLCI et FCI filtrés permettront d'estimer la *chl* de manière acceptable et pour les zones côtières, OLCI permettra une estimation fiable des 3 paramètres et seuls les *MES* et le *CDOM* pourront être estimés avec les bandes FCI filtrées.

Chapitre 3 Méthodologie générale et simulation des images

Dans le chapitre précédent, nous avons uniquement simulé les caractéristiques spectrales et le niveau de bruit des capteurs afin d'analyser leur sensibilité vis à vis de la couleur de l'eau. Dans ce chapitre, la dimension spatiale et temporelle des images sera également prise en compte dans la simulation. Dans un premier temps, nous allons d'abord exposer la méthodologie générale de simulation qui permettra par la suite de réaliser et valider la fusion. Puis nous allons présenter les différentes approches possibles de simulation d'images et la méthodologie que nous avons adoptée. Les résultats de simulation d'images seront enfin présentés pour les capteurs FCI, OLCI, ainsi que les images qui nous serviront de référence pour valider les produits de fusion au chapitre suivant.

3.1. Méthodologie générale

Comme au moment où la thèse a été réalisée, les images des capteurs OLCI et FCI n'étaient pas encore disponibles, leur simulation s'est donc révélée nécessaire afin de pouvoir les fusionner.

Cette étape doit permettre de simuler les images FCI avec une résolution temporelle de 10 min, une résolution spatiale de 1 km et 3 bandes spectrales dans le domaine du visible. Les images OLCI doivent être simulées avec une résolution temporelle de 1 jour (à 10h), une résolution spatiale de 300 m et 12 bandes spectrales dans le domaine du visible (Figure 38). Des images de référence ayant les meilleures caractéristiques de chaque capteur (300 m, 12 bandes, 1h) doivent être également simulées pour servir de réalité de terrain afin de valider les résultats de fusion obtenus (Figure 38).

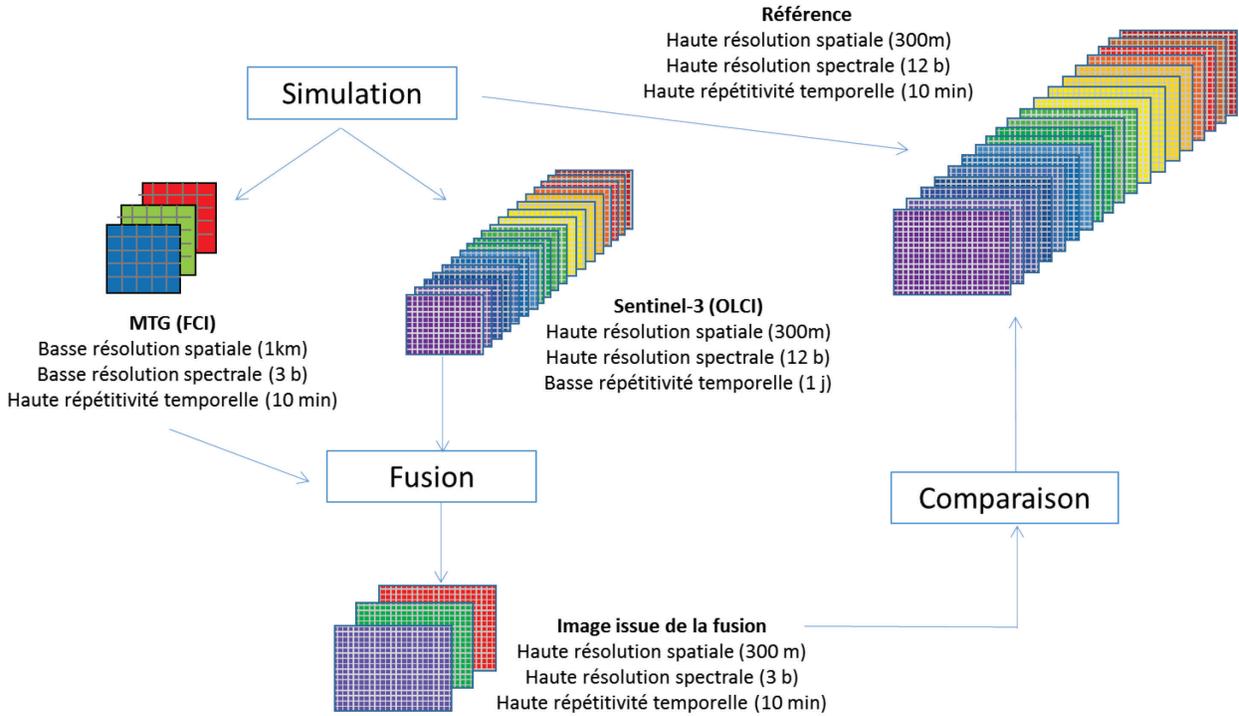


Figure 38 : Méthodologie générale du processus de simulation, de fusion des images simulées et de validation des résultats de fusion

3.2. Etat de l'art

Il existe deux approches de simulation d'images : l'une par dégradation d'images et l'autre par modélisation de paysages.

3.2.1. Simulation par « dégradation » spatiale et spectrale

Cette méthode de simulation consiste à utiliser une image réelle de résolutions spatiale et spectrale supérieures ou égales à celles de l'image à simuler. Lorsque la résolution spatiale de l'image utilisée pour la simulation est supérieure à celle de l'image à simuler, celle-ci sera « dégradée » par intégration spatiale afin d'atteindre la résolution de l'image à simuler. De même, lorsque la résolution spectrale de l'image utilisée pour la simulation est supérieure à celle de l'image à simuler, celle-ci sera « dégradée » par intégration spectrale afin d'atteindre la

résolution de l'image à simuler. Pour permettre d'obtenir ces bandes par intégration spectrale, cela nécessite que les bandes de l'image utilisée soient assez nombreuses, espacées régulièrement et qu'elles couvrent tout le domaine spectral de l'image à simuler.

L'avantage de cette méthode est qu'elle fournit des images assez réalistes en comparaison avec la simulation par modélisation de paysages mais l'inconvénient est que ces images ne donnent pas accès aux informations concernant l'atmosphère et la surface de l'eau au moment de l'acquisition et donc également au moment de la simulation. Enfin, comme le résultat dépend de l'image source, les paramètres géométriques tels que l'angle solaire et l'angle du capteur sont fixés et ne peuvent donc pas être simulés.

Ce type d'approche a été utilisée par Kavzoglu (2004) qui a dégradé spatialement des images fournies par le spectromètre aéroporté DAIS 7915 pour simuler les images du capteur ETM+ sur Landsat 7.

Jarecke *et al.* (2002) ont associé plusieurs bandes spectrales du capteur hyperspectral Hyperion afin de simuler les images ETM+ et ont validé leur processus de simulation en comparant les images simulées avec les images ETM+ réelles.

Meyer and Chander (2007) ont utilisé des images aéroportées AVIRIS qui ont été dégradées spectralement afin de simuler des images MODIS.

Dans le but de fusionner les images MSI (Sentinel-2) et OLCI qui n'étaient pas encore disponibles, Sylla (2014), a eu recours à la simulation par dégradation spatiale et spectrale d'images acquises par le capteur hyperspectral HICO. Des images de références ont également pu être générées grâce à cette approche.

3.2.2. **Simulation par modélisation des paysages**

Les images peuvent également être simulées à partir de cartes de paysages (composition de l'eau, type de sol, couverture végétale...). La réflectance de télédétection au niveau de la surface de la Terre peut alors être modélisée à l'aide de modèles de transfert radiatifs comme

Hydrolight, Prospect (Jacquemoud and Baret, 1990), Soilspec (Jacquemoud *et al.*, 1992), Sail (Verhoef, 1984)... L'atmosphère peut également être modélisée afin de simuler la luminance en haut de l'atmosphère en entrée du capteur, en considérant des conditions géométriques particulières (angles solaire et de visée).

Ce type de simulateur d'images est souvent utilisé dans la phase de développement d'un capteur afin d'évaluer l'influence d'un paramètre sur la qualité de l'image ou bien pour préparer les futurs algorithmes de traitement comme la correction atmosphérique ou des algorithmes d'estimation. Cette approche a notamment été utilisée pour le capteur SeaWiFS (Gregg *et al.*, 1993) où les images sont simulées en tenant compte des bandes spectrales, du type de balayage et des paramètres orbitaux. La carte de paysage est fournie par un produit CZCS de concentration en chlorophylle, tout d'abord transformée en luminance normalisée L_{WN} par la méthode de Gordon *et al.* (1988), et ensuite convertie en luminance L_W (Gordon, 1990). La luminance reçue par le capteur est finalement obtenue après la modélisation de l'atmosphère, en tenant compte de la géométrie de prise de vue soleil-capteur.

Billat and Wald (1997) ont développé un simulateur pour des images MERIS afin d'étudier la sensibilité de ce capteur à la couleur de l'eau. La dimension spectrale est fournie par un modèle donnant la réflectance spectrale en fonction de la concentration en chlorophylle dans l'eau (Morel, 1988). Le modèle de transfert radiatif 5S (Tanré *et al.*, 1990) a été utilisé pour simuler la propagation du rayonnement dans l'atmosphère. Dans leur étude, le profil de la colonne d'eau a été considéré comme homogène avec une valeur constante de concentration en chlorophylle, et l'influence de l'atmosphère sur la luminance (principalement la visibilité) a été étudiée.

Lei *et al.* (2016) ont simulé les images du futur capteur GeoOCAPI en utilisant des cartes de composition de l'eau issues de modèles hydrodynamiques couplés. Cette méthodologie sera exposée paragraphe 3.3. Les images GeoOCAPI simulées ont été comparées aux images MERIS validant ainsi le processus de simulation.

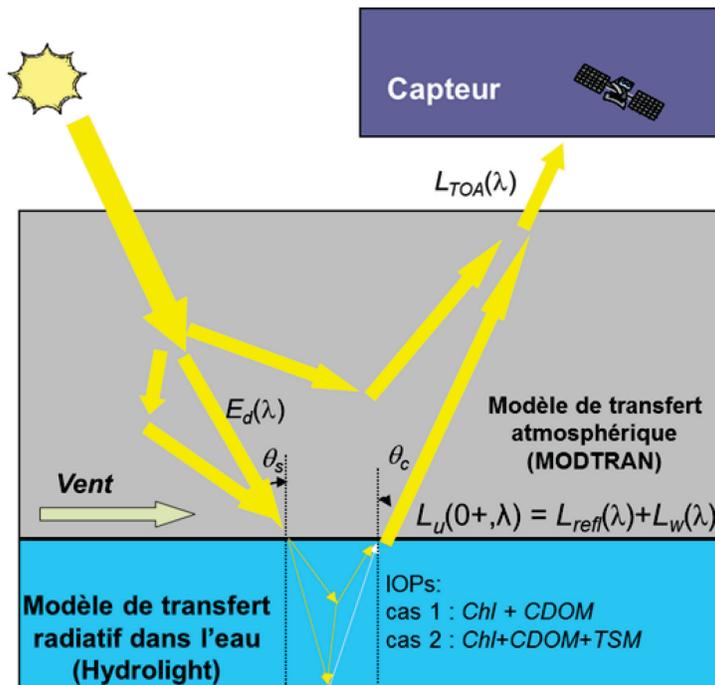
3.2.3. Choix de l'approche

Les images issues de la simulation par modélisation des paysages sont parfois simplifiées par rapport à la réalité, mais l'important est qu'elles possèdent un caractère « réaliste », c'est à dire qu'elles soient représentatives d'une image réelle (Jeong *et al.*, 2009; Verhoef and Bach, 2003). Cette approche permet également de disposer d'images de références aux résolutions voulues, afin de valider nos produits de fusion. D'autre part, elle permet aussi de disposer d'une réalité de terrain, c'est à dire des cartes de paysage (*chl*, *MES* et *CDOM*) en entrée des modèles. Ces cartes peuvent nous permettre de valider les cartes de composition de l'eau estimées à partir des produits de fusion. De plus, l'approche par dégradation ne nous permet pas de simuler la résolution temporelle attendue et ne nous fournit pas les cartes d'hydrosols (réalité de terrain) nécessaires à la validation des cartes fusionnées. Pour toutes ces raisons, nous avons retenue l'approche par modélisation du paysage pour simuler nos images.

3.3. Méthodologie de simulation d'images

La simulation des images est réalisée en 4 étapes qui sont représentées sur la Figure 39.

- la première étape consiste à générer des cartes dynamiques de paysages, sous forme de cartes de *chl*, *MES* et *CDOM* avec une résolution spatiale de 400 m, sur 30 niveaux verticaux, toutes les 10 min,
- la deuxième étape vise à simuler le transfert radiatif dans la colonne d'eau, à l'aide du modèle Hydrolight et permet ainsi de générer les images en réflectance de télédétection à la surface de l'eau,
- la troisième étape consiste à simuler le transfert radiatif dans l'atmosphère, à l'aide du modèle MODTRAN, pour fournir les images en luminance en haut de l'atmosphère et en entrée des capteurs,
- la quatrième étape vise à prendre en compte des caractéristiques des capteurs (tels que leurs résolutions spatiale, spectrale et temporelle, et leur SNR) pour simuler les images en luminances qui seront acquises par les capteurs.



Cartes temporelles des composants de l'eau (Chl, TSM, CDOM) provenant des modèles couplés

Figure 39 : Chaîne de simulation (Source : Lei, 2012)

où E_d : Eclairage descendant, ρ_f : Réflectance du fond, R_{rs} : Réflectance de télédétection, L_u : luminance totale, z : Profondeur, Chl : concentration en chlorophylle, TSM : concentration en matières en suspension, $CDOM$: l'absorption de la substance jaune, λ : la longueur d'onde, k_d : le coefficient d'atténuation diffuse, L_w : Luminance ne provenant que de l'eau, L_{refl} : Luminance réfléchié sur la surface, L_{TOA} : Luminance au sommet de l'atmosphère, θ_s : l'angle solaire, θ_c : l'angle du capteur.

3.3.1. Date et zone de simulation des images

Notre site d'étude du Golfe du Lion (Figure 40) présente 2 entrées continentales : un fleuve (le Rhône) et un émissaire urbain (Cortiou, émissaire de Marseille). Les échelles spatiales de ces 2 sources sont différentes : le panache du Rhône couvre entre 10 et 100 km² alors que le panache

de l'émissaire de Cortiou couvre moins de 10 km². Ces deux sources sont très sensibles aux conditions météorologiques (pluies et vent) et aux conditions hydrologiques.

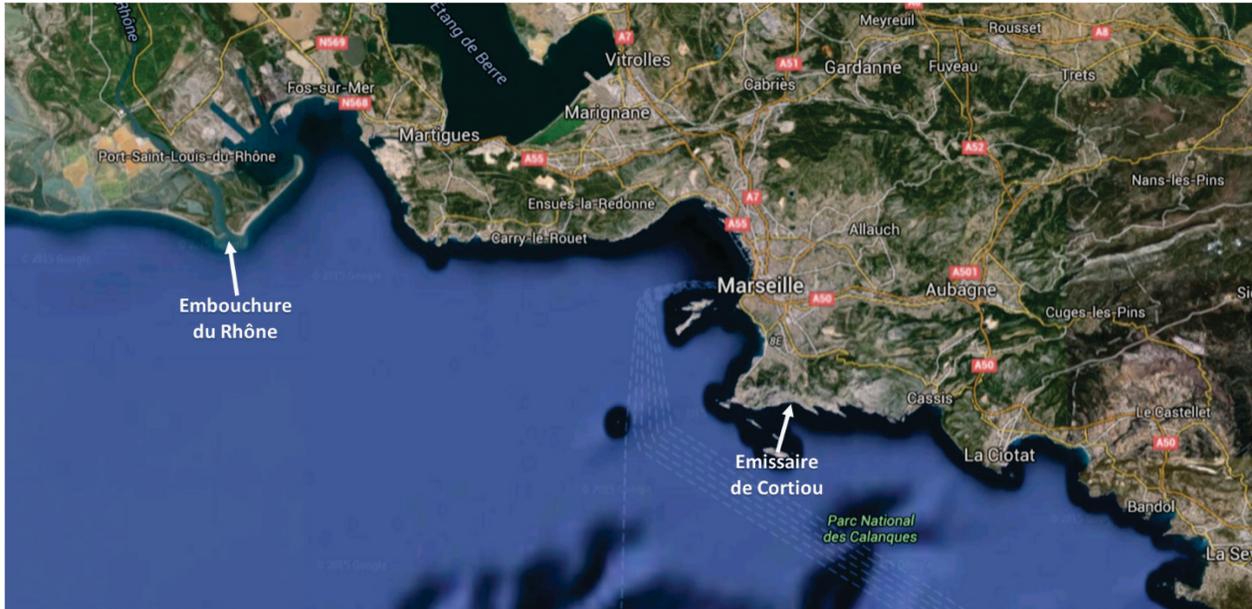


Figure 40 : Carte Google représentant la zone sur laquelle les images sont simulées

La durée de simulation est de 2 jours, les 18 et 19 mai 2008, ce qui permet d'observer deux dynamiques différentes. Le premier jour présente une forte dynamique (due à des précipitations) tandis que durant la seconde journée, le paysage change peu.

3.3.2. Modélisation des cartes de paysages

La variabilité temporelle de la composition de l'eau (ici la *chl* et les *MES*) est obtenue par des modèles (Figure 41). Le modèle hydrodynamique *MARS3D* (en anglais *Model for Application at Regional Scale*, de l'IFREMER) (Lazure and Dumas, 2008) a été utilisé dans sa configuration RHOMA (Rhône-Marseille), forcé par le modèle atmosphérique *MM5* (en anglais *Mesoscale Model 5^{ème} génération*), fournissant des données de pression, d'humidité et de vitesse du vent. Il est utilisé afin de modéliser l'advection des particules ainsi que l'advection et la diffusion des marqueurs biogéochimiques dont les sources sont le fleuve du Rhône, les apports urbains de Marseille, l'atmosphère... vers le large. Les entrées de ce modèle sont : la contribution de l'eau des rivières, les entrées liquides provenant des usines de traitement des eaux usées, des

paramètres météorologiques (pression, vitesse et direction du vent, température de l'air, quantité de pluie et flux de chaleurs). Les conditions initiales du modèle hydrodynamique ainsi que les conditions aux « limites » au Sud et à l'Ouest sont fournies par le modèle MENOR (Zhukov *et al.*, 1999). Le modèle a été validé pour les années 2007 et 2008 (Verney *et al.*, 2013).

Le modèle Hydro-sédimentaire

Le modèle *MARS3D* (RHOMA) est également couplé avec le modèle numérique Hydro-Sédimentaire (appelé modèle *MS*) décrit par Verney *et al.* (2013) afin de modéliser la dynamique des sédiments dans le Golfe du Lion qui prend en compte le débit liquide et solide du Rhône, des rivières côtières et de l'émissaire de Cortiou. Les entrées de ce modèle sont, en plus de celles du modèle hydrodynamique : les rejets solides des rivières et les eaux usées des usines ainsi que les contraintes de cisaillement des vagues du modèle de vitesse orbital *WW3* (Verney *et al.*, 2013) utilisé pour calculer l'érosion et le dépôt de particules dans les fonds marins. Tous les détails concernant le processus de ce modèle, les entrées et les sorties se trouvent dans les articles (Frayssé *et al.*, 2013; Pairaud *et al.*, 2011; Verney *et al.*, 2013). Ce modèle fournit des cartes de *MES* toutes les heures pour chaque nœud de la grille du modèle avec une résolution spatiale de 400 m sur 30 niveaux verticaux (modèle 3D).

Le modèle Biogéochimique (*ME*)

MARS3D (RHOMA) est également couplé avec le modèle *ECO3M* (en anglais *Ecological Modular Mechanistic Model*) (Baklouti *et al.*, 2006) dans sa configuration MASSILIA (baie de Marseille) créée pour modéliser le cycle du carbone, de l'azote et du phosphore de l'écosystème marin (valide pour les années 2007 et 2008) (Frayssé *et al.*, 2014, 2013). En plus des entrées du modèle hydrodynamique, les entrées de ce modèle sont : les rivières et la contribution biogéochimique du rejet des eaux usées des stations d'épuration (nutriments, matières organiques), les apports en nutriments provenant de l'atmosphère et les conditions biogéochimiques du modèle GoL (Frayssé *et al.*, 2014) du Golfe du Lion.

Ce modèle fournit des cartes de *chl* et de carbone organique particulaire (*POC*) toutes les 10 min, avec une résolution spatiale de 400 m, sur 30 niveaux verticaux (modèle 3D).

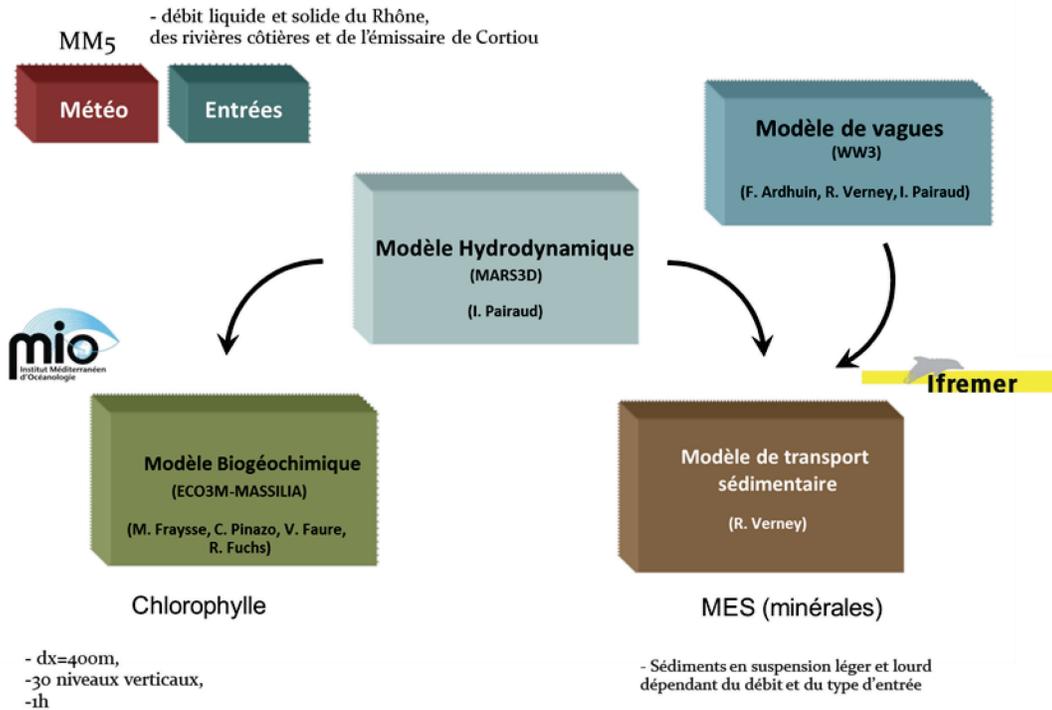


Figure 41 : Modélisation dynamique des paysages sur le Golfe du Lion

Les cartes 3D de compositions en *chl*, *POC* et *MES* non organiques ont été converties en cartes 2D par intégration des concentrations le long d'un profil vertical. Gordon et Clark (1980); Zaneveld *et al.*, (2005) ont montré que l'influence du profil vertical de la composition de l'eau sur la réflectance de télédétection à la surface de l'eau peut être décrite par une fonction exponentielle décroissante dépendant de la profondeur. La pente de la fonction exponentielle dépend du coefficient d'atténuation de la lumière K_d . L'influence du profil vertical décroît avec la turbidité au niveau de la surface.

Trois fonctions de pondération qui dépendent de la profondeur (Zaneveld *et al.*, 2005) et de la composition de l'eau à la surface, ont été déterminées (3.1.).

$$g(z) = \begin{cases} EXP(-0.15z - 1.81) & \text{si } Chl \leq 0.4 \text{ mg.m}^{-3} \text{ et } SPM_{norg} \leq 2.0 \text{ g.m}^{-3} \\ EXP(-0.84z - 0.67) & \text{si } Chl \geq 5.0 \text{ mg.m}^{-3} \text{ et } SPM_{norg} \geq 10.0 \text{ g.m}^{-3} \\ EXP(-0.41z - 0.98) & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.1.)$$

La concentration (C_{surf}) au niveau de la surface est alors obtenue à partir de (3.2.):

$$C_{surf} = \frac{\sum C(z)g(z)}{\sum g(z)} \quad (3.2.)$$

où $C(z)$ est la concentration en *chl* ou en MES_{norg} et $g(z)$ la fonction de pondération en fonction de la profondeur.

Les cartes de MES résultent de la somme des cartes de MES organiques et non organiques (3.3.).

$$MES = MES_{org} + MES_{norg} \quad (3.3.)$$

D'une part les cartes de MES_{org} ont été déterminées à l'aide des cartes de POC (Babin *et al.*, 2003) tel que :

$$MES_{org} = 2.6POC \quad (3.4.)$$

Et les MES_{norg} ont été directement obtenues à l'aide du modèle hydro-sédimentaire (MS).

Le modèle Bio-géochimique (ME) fournit donc les cartes 3D de *chl* et le modèle Hydro-sédimentaire (MS) fournit les cartes 3D de MES . Comme aucun modèle ne fournit de carte 3D du $CDOM$, nous avons cherché à les déduire des cartes de *chl* ou de MES . Pour cela nous avons étudié la relation entre le coefficient d'absorption du $CDOM$ à 442 nm ($a_y(442)$) et la *chl* ainsi que la relation entre $a_y(442)$ et les MES , à partir de produits MERIS niveaux 2 d'Avril à Juin 2008. La corrélation étant meilleure entre $a_y(442)$ et les MES ($R^2 = 0.96$) qu'entre $a_y(442)$ et la *chl* ($R^2 = 0.87$) avec un rapport moyen de $a_y(442) / MES = 0.0633$, ce facteur est donc utilisé pour calculer les cartes de $CDOM$ en fonction des cartes de MES .

Comme les cartes (de *chl*, MES et $CDOM$) obtenues à partir des modèles ont une résolution spatiale de 400 m et que les images que l'on souhaite simuler ont au mieux une résolution spatiale de 300 m, ces cartes doivent être sur-échantillonnées pour les amener à 300 m de résolution. Le sur-échantillonnage a été réalisé par 2 méthodes, la méthode *cubic-convolution* et la méthode *B-spline*. La méthode *B-spline*, créant des fluctuations perpendiculairement aux

zones de fortes concentrations (au bord des côtes), la méthode *cubic-convolution* a finalement été retenue.

3.3.3. **Modélisation du transfert radiatif dans l'eau**

Une fois les cartes dynamiques de paysages obtenues, le transfert radiatif dans l'eau est modélisé pour simuler les images en réflectance de télédétection à la surface de l'eau. Dans un premier temps, il s'agit de générer les *IOP* (le coefficient d'absorption $a(\lambda)$ et le coefficient de diffusion particulaire $b_p(\lambda)$) à partir des cartes de *chl*, *MES* et *CDOM* (obtenues comme décrit au chapitre précédent lors de la modélisation des *IOP* paragraphe 2.3.1).

Pour simuler la réflectance de télédétection à la surface de l'eau à partir des *IOP*, il existe différents modèles de transfert radiatif tels que la méthode Monte Carlo (Morel and Gentili, 1991), la méthode par lancé de rayon (Lei, 2011; Morel and Gentili, 1993), le modèle de transfert radiatif OSOAA (Chami *et al.*, 2015) qui simule la réflectance de surface et sa polarisation et Hydrolight (Mobley, 1994) qui utilise des méthodes mathématiques complexes telles que la technique « invariant imbedding » (Mobley, 1994) afin de résoudre des équations de transfert radiatif. Cette méthode est relativement rapide et ne crée pas de bruit statistique dans les résultats (contrairement à la méthode Monte Carlo). Enfin, ce modèle est reconnu et largement utilisé dans la communauté de la couleur de l'eau (Mobley, 1994 ; Morel et Gentili, 1996 ; Loisel et Morel, 2001). C'est ce modèle de transfert radiatif dans l'eau que nous avons retenu.

Il existe différents modes d'utilisation d'Hydrolight qui permettent de fournir en entrée soit des concentrations en hydrosols (Cas 1 ou Cas 2), soit les *IOP* (Lei, 2011). Nous utilisons ici la deuxième possibilité puisque nous souhaitons créer des images de réflectances correspondant aux cartes d'*IOP* (calculées à partir des cartes de composition de l'eau générés par les modèles décrits).

Les entrées de ce mode d'utilisation sont décrites dans le Tableau 14.

Tableau 14 : Paramètres d'entrée d'Hydrolight en mode « IOP DATA »

IOP	$a_w(\lambda), b_w(\lambda), b_{fw}$	Les coefficients d'absorption et de diffusion et fraction de rétrodiffusion de l'eau de mer pure
	$a(\lambda), c(\lambda)$	Les coefficients d'absorption totale et d'atténuation totale en fonction de la longueur d'onde. ($c = a+b$)
	$b_b(\lambda)$	Le coefficient de rétrodiffusion totale. Notons qu'on pourra extraire la fraction de rétrodiffusion des particules b_{fp} pour générer la fonction de phase Fournier-Forand.
Ciel	θ_s	L'angle zénithal solaire
	W_{spd}	La vitesse du vent au niveau de la surface (0 à 15 m/s)
	Cloud	Le facteur nuage (0 à 1), décrit la couverture du ciel (0 pour ciel clair)
	nDays	Le numéro du jour de l'année, pour calculer la distance Soleil – Terre, (1 à 365)
Fond	z_{max}	La profondeur maximum, infinie pour les eaux du cas 1 ou les eaux turbides du cas 2.
	Rf	La réflectance du fond, pour les eaux du cas 2, si z_{max} n'est pas infinie

Nous souhaitons ici simuler des images normalisées, c'est-à-dire corrigées des effets d'angles. On choisit donc $\theta_c = 0$, $\Delta\phi = 0$, $\theta_s = 0$ et $W_{spd} = 0$. Le facteur nuage est aussi fixé à 0 car on souhaite simuler des images sans nuages. La réflectance du fond n'est pas prise en compte dans nos simulations (z_{max} vaut l'infini) car, compte tenu de la topographie de notre site d'étude (la profondeur croit rapidement) (Figure 42) et de la faible résolution des capteurs, il n'était pas nécessaire de simuler l'influence du fond.

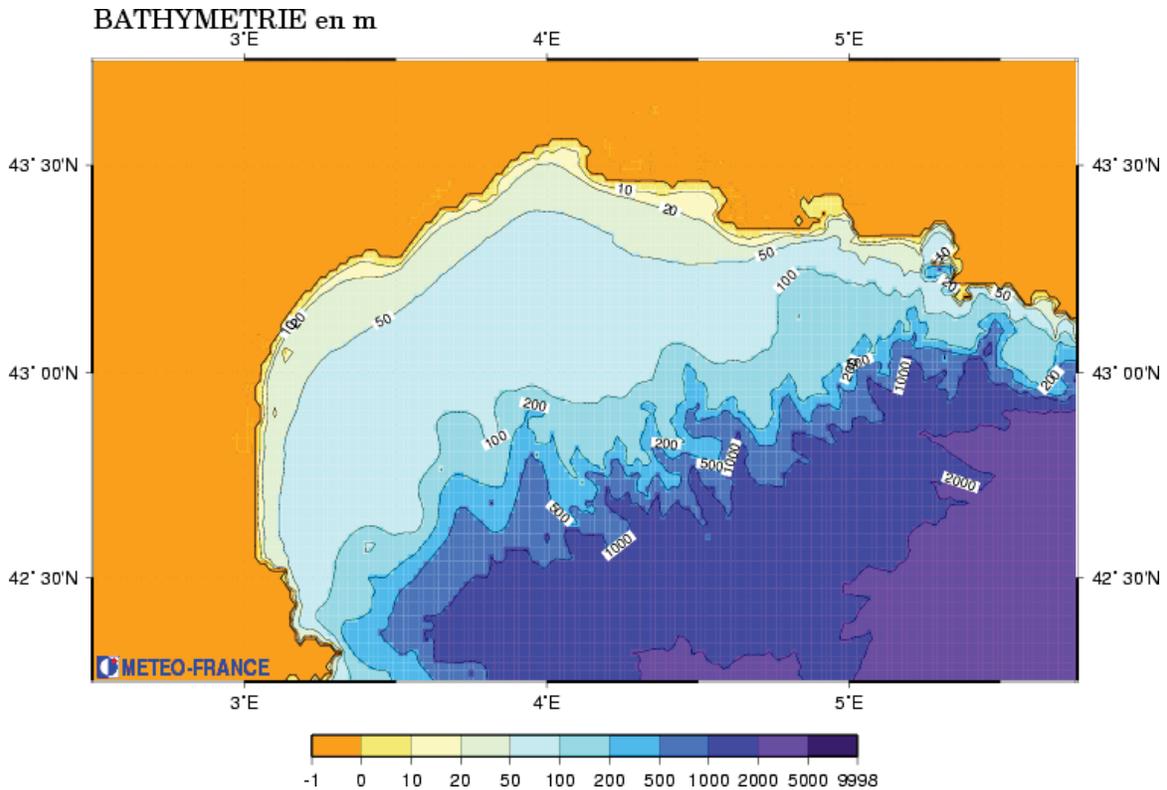


Figure 42 : Bathymétrie de la zone sur laquelle les images sont simulées (en m)
 (Source : <http://www.meteorologie.eu.org>)

Lancer Hydrolight pour le calcul de chaque pixel de l'image étant beaucoup trop couteux en temps de calcul, des abaques (ou *LUT* pour *Look-Up Tables*) de réflectance de télédétection (R_{rs}) ont été construites avec Hydrolight (Mobley, 1989). Ces abaques sont générées en fonction des entrées (Tableau 14). Pour chaque bande spectrale des capteurs, les abaques contiennent la réflectance de télédétection pour des coefficients d'absorption a compris entre 0.001 à 30 m^{-1} , de même pour les coefficients de rétrodiffusion (b_b) compris entre 0.01 et 50 m^{-1} . L'intervalle sur chaque plage est choisi de manière à ce que l'erreur commise entre R_{rs} obtenu avec Hydrolight et R_{rs} obtenu avec les abaques reste inférieure à 5%. Par exemple, à 400 nm, pour que l'erreur reste inférieure à 5%, R_{rs} a été générée pour 22 coefficients d'absorption entre 0.001 à 30 m^{-1} , et pour 19 coefficients de rétrodiffusion entre 0.01 et 50 m^{-1} . Les réflectances pour des valeurs d'entrées intermédiaires sont ensuite calculées à l'aide d'une interpolation linéaire.

3.3.4. Modélisation du transfert atmosphérique

La modélisation du transfert atmosphérique est réalisée à l'aide du logiciel MODTRAN, avec des profils d'aérosols maritimes et un modèle d'atmosphère «mid-latitude winter» car ces modèles sont susceptibles d'être les plus proches des conditions de notre site d'étude, à la date où les images ont été simulées (paragraphe 2.3.2) (3.5.).

$$L_{TOA} = \frac{E_S \mu_S}{\pi} \left[\rho_{atm} + \frac{t_S}{1 - \rho_e S} (t_{dir} \pi R_{rs} + t_{dif} \rho_e) \right] \quad (3.5.)$$

3.3.5. Prise en compte des caractéristiques des capteurs

Rappelons ici les résolutions des images à simuler :

Tableau 15 : Résolution des images à simuler

	Res. spatiale	Res. spectrale	Res. temporelle	SNR
OLCI	300 m	12 bandes	1 jour	Non communiqué
FCI	1 km	3 bandes	10 min	Non communiqué
Référence	300 m	12 bandes	10 min	Non communiqué

Résolution spectrale :

Les bandes spectrales des capteurs FCI et OLCI sont représentées sur la Figure 43 et ont déjà été décrites au paragraphe 2.3.3 du chapitre précédent.

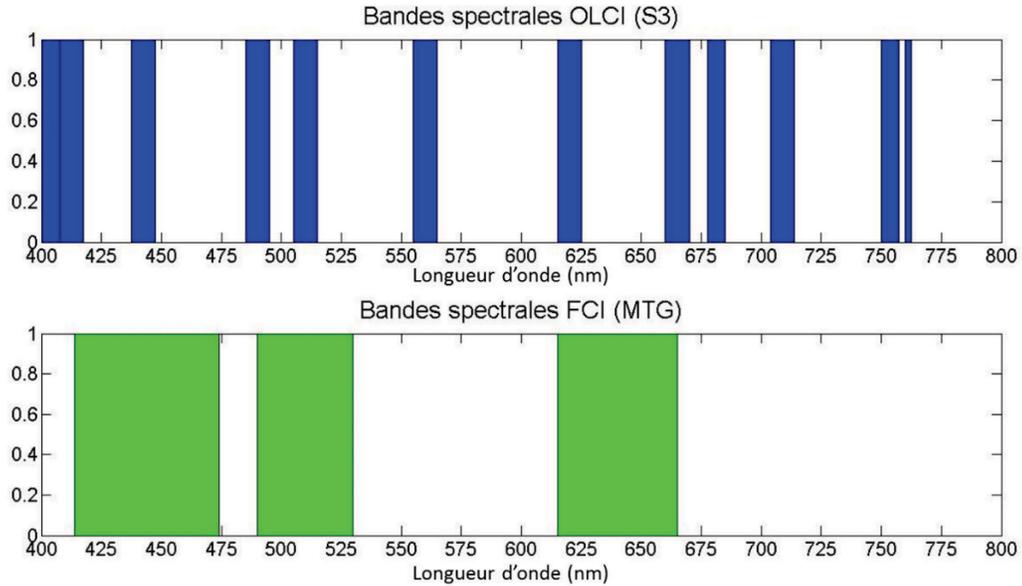


Figure 43 : Bandes spectrales OLCI et FCI

Résolution spatiale :

Les images en luminance simulées en haut de l'atmosphère (L_{TOA}) sont déjà à la résolution d'OLCI (300 m). Par contre, pour simuler les images FCI, les images en luminance doivent être dégradées pour atteindre la résolution spatiale de 1 km. Un filtrage passe bas et un sous-échantillonnage ont donc été appliqués aux images en L_{TOA} à l'aide de la méthode « *pixel aggregate* » (Burt and Adelson, 1983) pour atteindre la résolution de 1 km.

Rapport Signal sur Bruit (SNR) :

Le bruit est ajouté aux images en luminance en considérant un bruit gaussien d'écart-type σ_b tel que (3.6.) qui est propre à chacun des capteurs.

$$\sigma_b = \frac{\sqrt{L_{TOA} \times L_{ref}}}{SNR} \tag{3.6.}$$

Résolution temporelle :

L'aspect temporel est également considéré dans ce chapitre. Grâce aux modèles hydrodynamiques fournissant des cartes d'hydrosols toutes les 10 min, il est possible de simuler les images FCI toutes les 10 minutes, entre 8h et 18h, faisant ainsi apparaître une réelle dynamique temporelle. Concernant OLCI, nous avons simulé une image par jour puisque pour la latitude de Marseille (43.3°), la période de revisite d'OLCI sera de 1 jour une fois Sentinel-3B lancé. Cette acquisition a été simulée à 10h, heure locale de passage du satellite Sentinel-3.

3.3.6. Simulation des images de référence pour la validation

Des images de référence, ayant la résolution spatiale et spectrale d'OLCI (300m, 12 bandes) et la résolution temporelle de FCI (1h), vont être également simulées afin de valider les produits de fusion au chapitre suivant. Elles sont donc générées de la même façon que les images OLCI, excepté qu'elles ne sont pas bruitées pour ne pas fausser l'information qui sert de référence.

3.4. Prétraitement des images

3.4.1. Filtrage

Puisque d'une part, le niveau de bruit des images FCI ne permet pas d'estimer précisément des concentrations en hydrosols et que d'autre part, leur résolution temporelle est de 10 min, les images FCI bruitées ont pu également être filtrées en utilisant leur haute répétitivité temporelle. Cette méthode a déjà été utilisée au chapitre précédent. L'analyse de sensibilité a montré l'importance de filtrer les images FCI. Ce filtrage est réalisé en moyennant les 5 images acquises pendant 40 minutes (3.7.), ce qui permet de réduire l'écart-type du bruit de moitié. Une image filtrée par heure est donc obtenue.

$$I_F(t_0) = \frac{1}{5} \sum_{i=-2}^2 I(t_i) \quad (3.7.)$$

Nous avons également filtré les images en sélectionnant la valeur médiane (au lieu de la moyenne) des 5 images. L'écart-type du bruit résiduel étant réduit de 43.5%, en moyenne sur les 2 journées et sur les 3 bandes, avec le filtre médian contre 52.36% avec le filtre moyenneur, cette méthode n'a donc pas été retenue.

3.4.2. Inversion du transfert atmosphérique

Puisque les images simulées sont destinées à tester une méthode de fusion d'images en réflectance, une correction atmosphérique est également appliquée. Comme dans le chapitre précédent (paragraphe 2.4.1), on considère la correction atmosphérique parfaite afin d'étudier les erreurs uniquement générées par la méthode de fusion. Une simple inversion du modèle atmosphérique est donc appliquée (3.8.).

$$R_{rs} = \frac{1}{\pi} \left[\frac{L_{TOA} \times \pi}{E_S \times \mu_S} - \rho_{atm} - \frac{t_S \times t_{dir} \times \rho_e}{1 - S \times \rho_e} \right] \times \left(\frac{1 - S \times \rho_e}{t_S \times t_{dir}} \right) \quad (3.8.)$$

3.5. Résultats

3.5.1. Images FCI simulées

La Figure 44 montre une composition colorée (444, 510 et 640 nm) sur le Golfe du Lion à 14 h sans simulation du bruit (a), avec simulation du bruit (b) et filtrée du bruit (c) ainsi que les profils horizontaux correspondant (d), (e) et (f) (ligne rouge sur les images FCI) pour les 3 bandes.

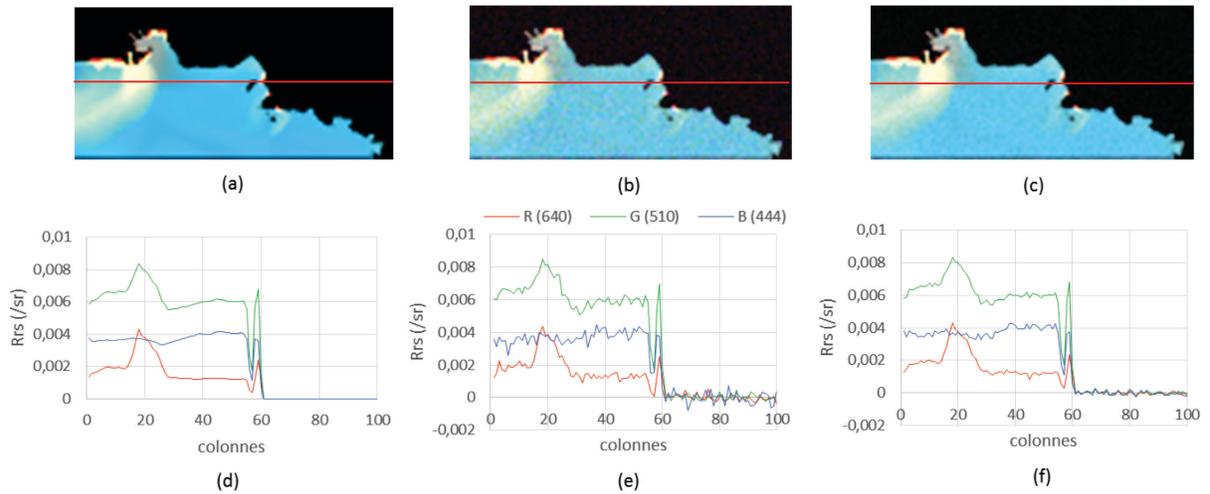


Figure 44 : Images FCI simulées à 14h sans bruit (a), avec bruit (b), après filtrage de bruit (c) et leurs profils horizontaux correspondant (d), (e) et (f)

(d) permet de visualiser le signal utile (couleur de l'eau) tandis que le profil horizontal (e) permet de voir l'information (d) mélangée au bruit. Sur le profil horizontal (f), on remarque que le bruit a bien été réduit comparé à (e), tout en préservant l'information de (d). On remarque que la réflectance des bandes à 510 et 640 nm augmente fortement dans le panache au niveau de l'embouchure du Rhône.

3.5.2. Images OLCI simulées

La Figure 45 montre une composition colorée des bandes OLCI simulées (442,510 et 620 nm) à 10 h sans bruit (a) et après simulation du bruit (b).

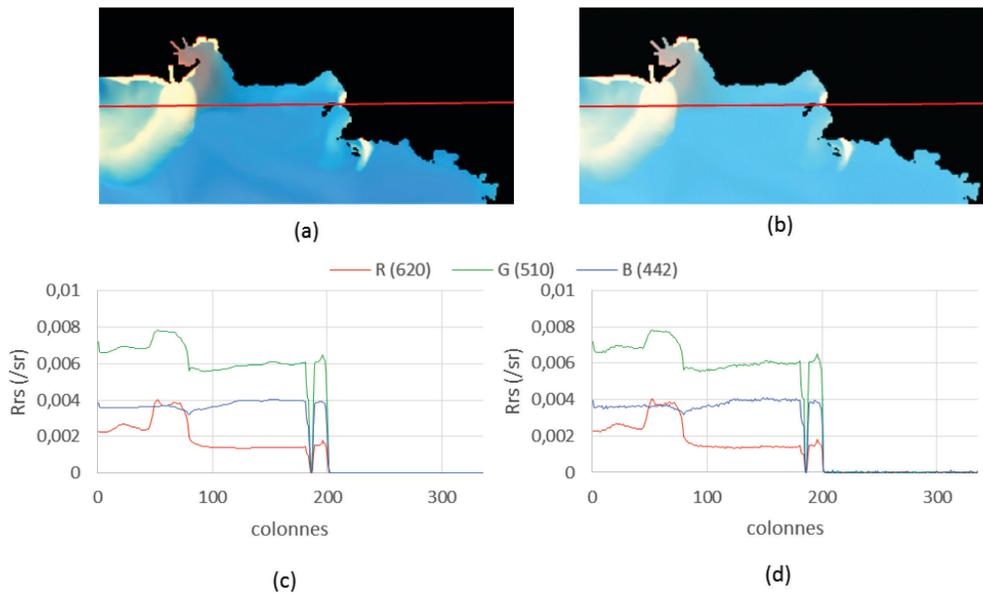


Figure 45 : Images simulées OLCI à 10h sans bruit (a) et avec bruit (b) ainsi que leurs profils horizontaux correspondant (c) et (d)

Sur l'image OLCI (b) le bruit est tellement faible qu'il ne se voit pas. C'est le profil horizontal (d) qui permet de voir de légères oscillations spatiales de la réflectance comparé à (c).

En comparant les Figure 44 et Figure 45, on remarque les différences spatiales entre FCI (1 km) et OLCI (300 m).

3.5.3. Images de référence simulées

Quant aux images de référence, ce sont les mêmes que les images OLCI (300 m, 12 bandes) excepté qu'elles sont générées toutes les heures, sans ajout de bruit. Figure 46, la résolution spatiale étant de 300 m, on peut observer l'évolution du paysage au cours des deux journées. C'est le résultat optimum que nous souhaiterions obtenir à l'issue du processus de fusion.

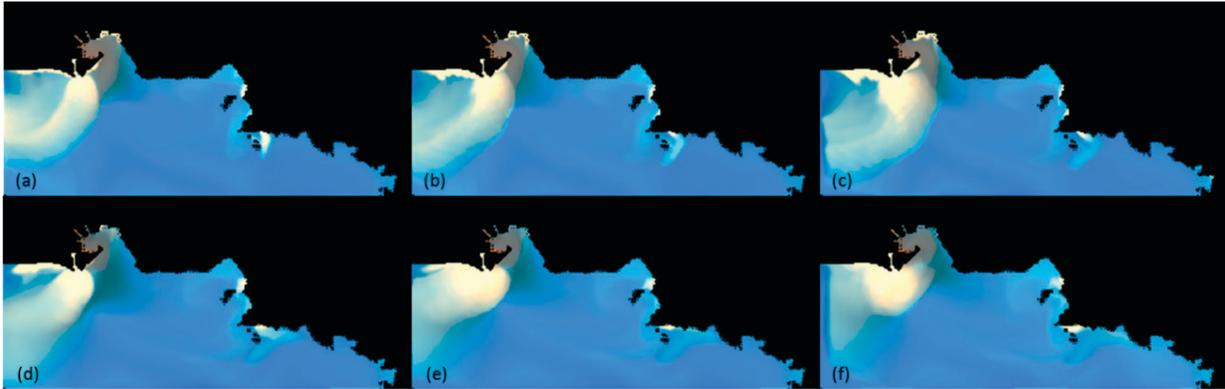


Figure 46 : Images de référence simulées à 8h (a), 13h (b), 18h (c) le 18/05/2008 et à 8h (d), 13h (e), 18h (f) le 19/05/2008

Durant la première journée, on peut observer que sur les images (a), (b) et (c) le panache est assez important et se déplace tout en se dispersant vers le Sud-Est du golfe du Lion tandis que durant la seconde journée le panache diminue de volume et se déplace vers le Nord-Ouest.

Concernant le panache au niveau de l'émissaire de Cortiou, on remarque que durant la première journée, il se disperse tout en se déplaçant vers le Sud-Est. Pendant la seconde journée on observe deux tendances ; entre 8h et 13h le panache diminue de volume tout en se rapprochant des côtes tandis que durant la deuxième partie de la journée, il s'étend vers le large tout en se déplaçant vers l'Ouest.

3.5.4. Comparaison entre les images OLCI et FCI simulées

Les spectres des images OLCI simulées sont maintenant comparés aux spectres des images FCI sans bruit, avec bruit et filtrées du bruit. Cette comparaison permet de visualiser l'effet du bruit et l'efficacité du filtrage sur les images FCI, et ce dans deux zones les plus représentatives de l'image : une zone correspondant aux eaux turbides (au niveau de l'embouchure du Rhône) et une zone correspondant aux eaux claires (plus éloignée de la côte). Les zones où les eaux sont plus turbides font apparaître un pic de réflectance aux alentours de 550 nm.

Les spectres d'un pixel dans chacune de ces deux régions d'intérêt ont été tracés Figure 47. La région d'intérêt du panache est représentée par un carré rouge tandis que la région d'intérêt des

eaux du large est représentée par un carré vert. Les spectres de FCI (non bruité, bruité et filtré) ont été tracés à droite et apposé au spectre OLCI de chacune de ces régions.

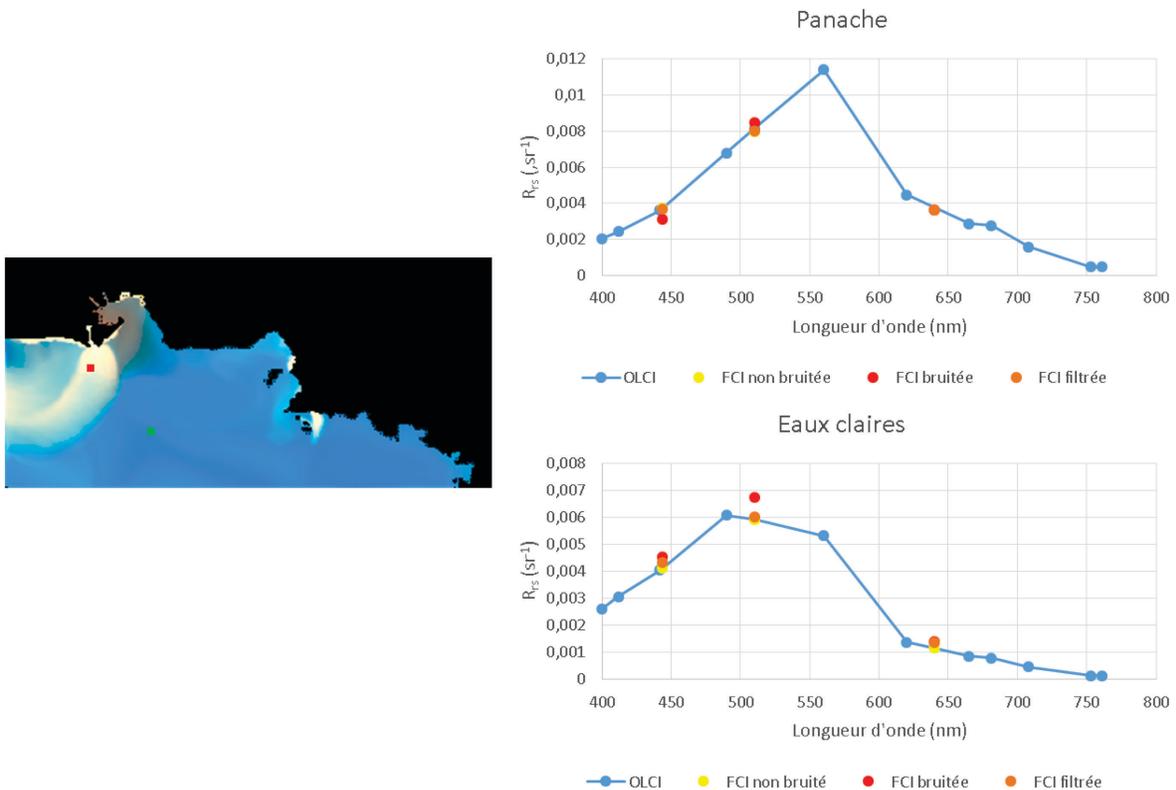


Figure 47 : Spectres d'un pixel sélectionné dans le panache (carré rouge) et dans les eaux claires (carré vert)

Les spectres permettent d'observer l'effet du bruit simulé sur les images FCI. En effet le spectre bruité de FCI est assez éloigné de celui d'OLCI. On constate cependant que le filtrage est efficace, car une fois le spectre FCI filtré du bruit, celui-ci est à nouveau proche des spectres OLCI et FCI non bruités.

Concernant la limitation du nombre de bandes de FCI, cela peut sembler problématique, notamment dans les zones turbides où un pic de réflectance se forme aux alentours de 550 nm mais l'analyse de sensibilité nous a montré que dans ces zones, FCI permet toutefois la mesure des *MES* et du *CDOM* une fois sa luminance filtrée du bruit.

Dans le chapitre précédent, la complémentarité d'un point de vue radiométrique et temporel a été mise en évidence. La simulation des images montre ici aussi la complémentarité des 2 capteurs d'un point de vue spectral (Figure 47) mais également d'un point de vue spatial (Figure 44 et Figure 45). On remarque clairement que l'image OLCI fait apparaître des détails spatiaux non visibles sur FCI, comme les dégradés de couleurs entre les eaux turbides des panaches et les eaux plus claires au large.

3.6. Ce qu'il faut retenir

Ce chapitre a présenté la méthode et les résultats de simulation des images OLCI, FCI et de références. La méthode que nous avons choisie est l'approche de simulation par modélisation de paysages pour permettre de disposer d'images de référence et de vérité de terrain (cartes de *chl*, *MES* et *CDOM*). Cette méthode de simulation se décompose en 4 étapes : la modélisation des cartes dynamiques de paysages, le transfert radiatif dans la colonne d'eau, le transfert radiatif dans l'atmosphère et la prise en compte des caractéristiques des capteurs. Un filtrage temporel a été appliqué sur les images FCI permettant une réduction moyenne du bruit de 52%. Dans le chapitre suivant ces images vont être fusionnées pour générer une image à 300 m, avec 3 bandes toutes les 10 min sans filtrage temporel et toutes les heures avec filtrage.

Chapitre 4 Fusion des images OLCI et FCI

Ce chapitre vise à proposer et valider des méthodes permettant de fusionner les images OLCI et FCI afin de pouvoir détecter et suivre des phénomènes en zones côtières à fortes variabilités spatiale et temporelle. Pour cela, nous proposons tout d'abord un état de l'art des méthodes de fusion existantes, puis nous présentons en détails les méthodes de fusion que nous avons adaptées à nos images. Enfin, nous exposons les résultats de fusion et de validation et proposons une discussion sur la comparaison des méthodes.

4.1. Etat de l'art sur les méthodes de fusion d'images

4.1.1. Méthodes de fusion avec images synchrones

La majorité des méthodes existantes sont dédiées à la fusion entre images acquises par deux capteurs de façon synchrone ou en faisant l'hypothèse que le paysage n'a pas changé entre les deux acquisitions. Ces méthodes sont utiles lorsque les images sont complémentaires d'un point de vue spatial et spectral sans tenir compte de l'aspect temporel (souvent utilisé sur des paysages émergés). Le produit de fusion que l'on souhaite obtenir dans ce cas correspond alors à une image ayant les meilleures caractéristiques des deux capteurs d'un point de vue spatial et spectral.

La fusion peut être réalisée entre des images multispectrales et panchromatiques comme c'est le cas des méthodes présentées dans l'article de Thomas *et al.* (2008). Les méthodes sont classées en 3 groupes :

- les méthodes de type « projection substitution » qui réalisent un changement d'espace de couleur afin de remplacer l'une des composantes obtenues par une image mieux résolue. La méthode *IHS* (*Intensity Hue Saturation*) (Haydn *et al.*, 1982) consiste à faire passer l'image multispectrale de l'espace *RGB* à l'espace *IHS* et à remplacer la composante *Intensity* par la bande panchromatique contenant les détails spatiaux. Une méthode similaire à la méthode *IHS* est la transformation en composantes principales qui consiste à appliquer une Analyse en Composante Principale (*ACP*) (Shah *et al.*, 2008) à l'image multispectrale sur-échantillonnée puis à remplacer la première composante par la bande panchromatique. Une transformation inverse est alors appliquée pour revenir à l'espace de départ (Zhang, 2004).
- Les méthodes de type « contribution spectrale » sont basées sur l'hypothèse que la bande panchromatique à haute résolution spatiale est une combinaison linéaire des bandes multispectrales (Padwick *et al.*, 2010; Tu *et al.*, 2004). Le principe de ces méthodes est de multiplier chaque image multispectrale sur-échantillonnée par une image contenant les hautes fréquences de la bande panchromatique.
- Les méthodes de type multi-résolutions, comme la méthode « Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures » (*ARSIS*) (Ranchin *et al.*, 2003), supposent que l'information spatiale manquante dans l'image multispectrale peut être synthétisée à partir des données disponibles à toutes les échelles et dans toutes les modalités. Ces méthodes s'appuient sur des techniques multi-échelles (soit en anglais *Multi-Scale Models* ou *MSM*), pour modéliser puis injecter les hautes fréquences manquantes.

La fusion est également possible entre images multispectrales. Zhukov *et al.* (1999) a proposé une Technique Multi-résolutions et Multi-capteurs (*MMT*) pour fusionner des images *TM* avec des images *ASTER*. Cette méthode se base sur la classification de l'image à haute résolution spatiale. Cette classification permet de déterminer la proportion de chaque classe à l'intérieur des pixels de l'image à basse résolution spatiale. Par inversion du système, le spectre de chaque classe va être estimé grâce à l'image à haute résolution spectrale et tous les pixels de la classification vont être remplacés par le spectre de la classe correspondante.

Par la suite Minghelli-Roman *et al.* (2001, 2006) ont testé cette technique pour fusionner une image ETM avec une image MERIS simulée (en 2001) et une image ETM avec une image MERIS réelle (en 2006) sur des zones côtières.

La fusion « synchrone » peut également être réalisée en concaténant les bandes de plusieurs capteurs quand ceux-ci ont des configurations spectrales différentes. Les bandes peuvent alors avoir des résolutions spatiales différentes. Un modèle semi-analytique est alors inversé pour estimer différents paramètres de la colonne d'eau. Pour prendre en compte la différence de résolution spatiale entre les bandes, une incertitude autour de la réflectance est fixée en fonction de la résolution de la bande. Plus la résolution est fine et moins la plage de variation est grande et inversement (Maritorena and Siegel, 2005) (Figure 48). Cette méthode permet de générer des cartes de chl , $a_{CDOM}(443)$ et $b_{bp}(443)$, en tirant profit de la complémentarité des bandes de chaque capteur.

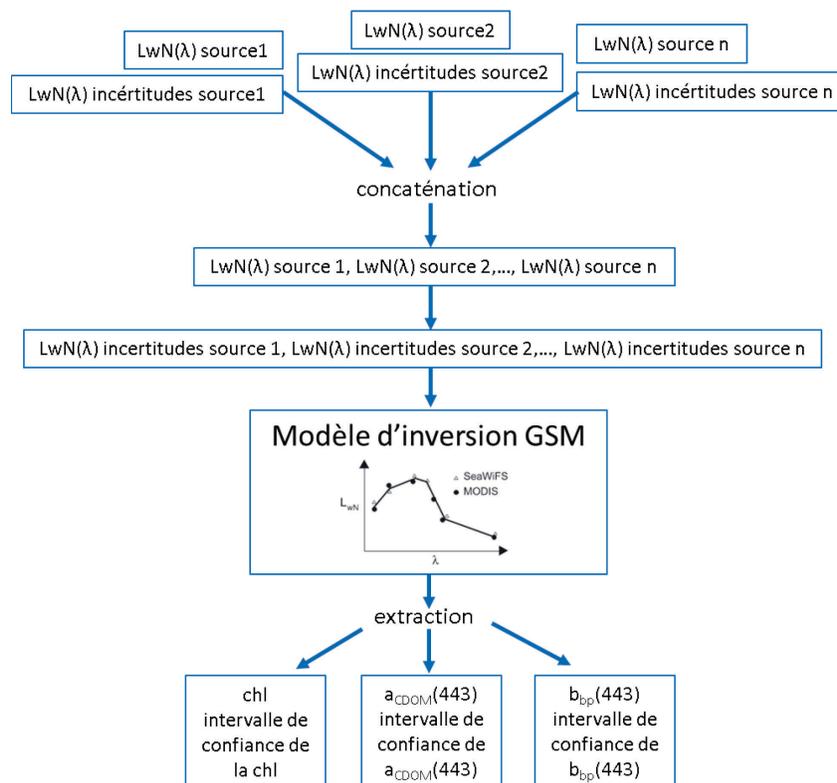


Figure 48 : Schéma de la fusion par inversion du modèle GSM
(Source : Maritorena et Siegel, 2005)

4.1.2. Méthodes de fusion avec images asynchrones

Plus récemment, des méthodes visant à fusionner des images acquises de manière asynchrone ont été développées. Le but de ces méthodes est de générer des images ayant à la fois la haute résolution spatiale d'un des capteurs et la haute résolution temporelle du second capteur. La résolution spectrale des images fusionnées est alors déterminée par le nombre de bandes communes aux 2 capteurs. Les bandes (largeur et centre) de l'image issue de la fusion seront les mêmes que celles du capteur à haute résolution spatiale.

La méthode STARFM (*Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) (Feng Gao *et al.*, 2006) a par exemple permis de fusionner les images MODIS et Landsat afin d'augmenter la répétitivité temporelle de Landsat. Cette méthode repose sur l'hypothèse que la différence entre 2 images à haute résolution spatiale acquises à un intervalle de temps dt est égale à la différence entre 2 images à basse résolution, acquises avec le même intervalle de temps sur le même site.

$$L(x, y, t_0) = M(x, y, t_0) + L(x, y, t_k) - M(x, y, t_k) \quad (4.1.)$$

L représentant l'image Landsat et M l'image MODIS, t_0 et t_k sont respectivement la date de prédiction et d'acquisition des images. Les images MODIS ayant été sur-échantillonnées à la résolution des images Landsat.

La méthode STARFM a ensuite été modifiée par Zhang *et al.* (2013) en modulant la différence des deux images basse résolution par un coefficient propre à chaque pixel. Cette méthode est appelée ESTARFM (*Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*).

$$L(x, y, t_0) = L(x, y, t_k) + v(x, y)[M(x, y, t_0) - M(x, y, t_k)] \quad (4.2.)$$

Ces 2 méthodes ont ensuite été améliorées en s'inspirant de la méthode développée par Zhukov *et al.* (1999). La méthode STDFM (*Spatial and Temporal Data Fusion Model*) (Wu *et al.*, 2012) reprend l'hypothèse de la méthode STARFM en utilisant la décomposition de pixels mixtes proposée par Zhukov *et al.* (1999). L'image à haute résolution subit une classification et

le spectre de chaque classe est recherché dans l'image à basse résolution spatiale avec un modèle linéaire de mélange.

Cette méthode a ensuite été améliorée par Zhang *et al.* (2013) et nommée ESTDFM (*Enhanced Spatial and Temporal Data Fusion Model*). Une classification ISODATA basée sur une segmentation multi-résolution est appliquée aux images Landsat. Une fenêtre glissante est utilisée pour décomposer localement les pixels mixtes MODIS pour avoir une meilleure estimation des réflectances moyennes des classes. Enfin, les images Landsat sont prédites à partir de différentes images Landsat existantes, pondérées temporellement, pour obtenir une meilleure prédiction.

Ces différentes méthodes n'ont été appliquées qu'à des images acquises sur des forêts ou des paysages émergés comme des terres cultivées, des rivières et des bâtiments, c'est-à-dire à des images ayant une certaine stabilité temporelle mais ces méthodes n'ont pour le moment été appliquées ni à des images acquises sur un paysage marin, ni à des images fournies par un capteur géostationnaire.

Vanhellemont *et al.* (2014) ont développé une méthode de fusion qui consiste à associer la haute répétitivité temporelle des images SEVIRI (Meteosat Seconde Génération) à la haute résolution spatiale des images MODIS. Cette méthode a été utilisée pour suivre des phénomènes marins en mer du Nord, observables à des fréquences temporelles plus élevées que celles proposées par les satellites LEO (1 à 2 jours). Pour des applications liées à la couleur de l'eau, le capteur SEVIRI ne fournit qu'une bande spectrale utile ce qui limite les applications possibles du produit de fusion. Les paramètres pouvant être dérivés d'un tel produit sont par exemple les *MES* dans les eaux du Cas 2.

Comme notre paysage est fortement dynamique, nous avons retenu et adapté deux méthodes asynchrones pour fusionner les images multispectrales OLCI et FCI : la méthode développée par Vanhellemont *et al.* (2014) et la méthode STARFM. Les deux méthodes vont donc être testées sur nos images simulées et comparées à l'aide d'un protocole de validation.

4.2. Méthodes de fusion

Nous avons nommé *Spatial Spectral Temporal Fusion* (SSTF) la méthode de fusion développée par Vanhellemont *et al.*, (2014) qui a été adaptée aux capteurs FCI et OLCI. Nous présentons ici en détails les méthodes SSTF et STARFM.

4.2.1. Méthode SSTF

Vanhellemont *et al.* (2014) ont développé une méthode de fusion pour amener la résolution de SEVIRI (3 km) à celle des images MODIS (1 km), tout en gardant sa haute répétitivité temporelle (15 mn). La fusion est réalisée entre la bande du capteur SEVIRI à 635 nm et la bande MODIS la plus proche spectralement (645 nm). La fusion de ces 2 bandes permet d'obtenir une bande à 1 km, toutes les 15 mn. La méthode repose sur l'hypothèse que le rapport entre 2 images à haute résolution spatiale acquises à un intervalle de temps dt est égal au rapport entre 2 images à basse résolution acquises avec le même intervalle de temps, sur le même site.

$$MODIS(x, y, t_1) = \frac{SEVIRI(x, y, t_1)}{SEVIRI(x, y, t_0)} \times MODIS(x, y, t_0) \quad (4.3.)$$

Les images SEVIRI ont été sur-échantillonnées pour atteindre la résolution spatiale de l'image MODIS.

Comme une seule image MODIS est disponible dans la journée (à t_0), une fois le produit de fusion généré à t_1 , celui-ci peut être utilisé pour générer un second produit de fusion à t_2 en utilisant les images SEVIRI disponibles à t_1 et t_2 et ce, tout au long de la journée.

Adaptée à la fusion des images multispectrales OLCI et FCI, l'algorithme (4.3.) devient (4.4.).

$$OLCI(x, y, \lambda_i, t_1) = \frac{FCI(x, y, \lambda_j, t_1)}{FCI(x, y, \lambda_j, t_0)} \times OLCI(x, y, \lambda_i, t_0) \quad (4.4.)$$

où λ_i est la bande spectrale d'OLCI que l'on fusionne avec la bande λ_j de FCI.

Des images à la résolution spatiale d'OLCI (300 m) et la résolution spectrale et temporelle de FCI (3 bandes, 1h) sont ainsi générées toutes les heures entre 8h et 18h.

4.2.2. **Méthode STARFM**

La méthode STARFM a été mise au point pour amener la résolution des images MODIS (500 m) à celle des images Landsat (30 m). Cette méthode repose sur l'hypothèse que la différence entre 2 images à haute résolution spatiale, acquises à un intervalle de temps dt , est égale à la différence entre 2 images à basse résolution, acquises avec le même intervalle de temps sur le même site.

$$L(x, y, t_0) = M(x, y, t_0) + L(x, y, t_k) - M(x, y, t_k) \quad (4.5.)$$

Le calcul de chaque pixel étant réalisé en tenant compte d'une sélection de pixels voisins pondérés par W_{ijk} . La sélection des pixels est réalisée sur l'image Landsat au sein d'une fenêtre de largeur w en tenant compte de la proximité spectrale avec le pixel central.

$$L(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0) \quad (4.6.)$$

$$= \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n W_{ijk} \times [M(x_i, y_j, t_0) + L(x_i, y_j, t_k) - M(x_i, y_j, t_k)]$$

où w est la taille de la fenêtre glissante, i et j la position dans l'image, t_0 et t_k sont respectivement la date d'acquisition et de prédiction des images et n est le nombre de paires d'images MODIS et Landsat disponibles au même temps t_k .

Adaptée à nos images l'équation (4.6.) devient (4.7.) avec n qui correspond ici au nombre d'images FCI disponibles au cours de chaque journée puisque que nous utilisons le produit de fusion généré en t_0 et les images FCI en t_0 et t_1 pour générer un nouveau produit de fusion en t_1 .

$$\begin{aligned}
 &OLCI(x_{w/2}, y_{w/2}, \lambda_i, t_0) && (4.7.) \\
 &= \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n W_{ijk} \times [FCI(x_i, y_j, \lambda_j, t_0) \\
 &\quad + OLCI(x_i, y_j, \lambda_i, t_k) - FCI(x_i, y_j, \lambda_j, t_k)]
 \end{aligned}$$

La pondération W_{ijk} (4.8.) est effectuée en tenant compte de la distance spatiale D_{ijk} , temporelle T_{ijk} et spectrale S_{ijk} (4.9.) entre le pixel central et les pixels sélectionnés sur les images OLCI et FCI.

Avec

$$W_{ijk} = (1/C_{ijk}) / \left(\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n (1/C_{ijk}) \right) \quad (4.8.)$$

Et

$$C_{ijk} = S_{ijk} \times T_{ijk} \times D_{ijk} \quad (4.9.)$$

4.3. Prétraitements des images

4.3.1. Association des bandes FCI aux bandes OLCI

Les méthodes de fusion doivent être appliquées bande à bande, c'est-à-dire qu'aux trois bandes FCI sélectionnées doivent être associées trois bandes OLCI. Pour déterminer la meilleure association possible entre les bandes OLCI et FCI, la matrice de corrélation entre les bandes des deux images a été calculée (Tableau 16). L'image FCI a été sur-échantillonnée afin d'atteindre la résolution spatiale d'OLCI (300 m). Les meilleures corrélations obtenues apparaissent en gras.

Tableau 16 : Matrice de corrélation entre les bandes FCI et les bandes OLCI

Bandes FCI	Bandes OLCI											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0,975	0,976	0,977	0,974	0,960	0,872	0,464	0,307	0,286	0,230	0,199	0,199
2	0,941	0,945	0,953	0,966	0,973	0,932	0,552	0,384	0,362	0,301	0,267	0,266
3	0,406	0,412	0,434	0,477	0,528	0,646	0,754	0,704	0,696	0,667	0,649	0,649

Pour chacune des bandes FCI, on constate qu'il y a de fortes corrélations avec certaines bandes OLCI malgré leurs différences de largeur (respectivement 60, 40 et 50 nm pour FCI contre environ 10 nm pour les bandes OLCI). On remarque en revanche que, pour l'association de la troisième bande FCI avec la septième bande OLCI, la corrélation est plus faible. Ceci montre que les différences de largeurs de bandes entre OLCI et FCI permettent une bonne corrélation mais lorsque c'est le centre de bande qui diffère, la corrélation est dégradée.

Compte tenu de cette matrice de corrélation, la première bande FCI (444 nm) va être associée avec la troisième bande OLCI (442 nm), la seconde bande FCI (510 nm) avec la cinquième bande OLCI (510 nm) et la troisième bande FCI (640 nm) avec la septième bande OLCI (620 nm).

4.3.2. Sur-échantillonnage des images FCI

Les méthodes de fusion s'appliquant pixel à pixel, les images FCI (1 km) doivent d'abord être sur-échantillonnées pour atteindre la résolution spatiale d'OLCI (300 m). Deux méthodes ont été mises en œuvre : les méthodes d'interpolation *cubic convolution* (Keys, 1981) et *B-spline* (Unser *et al.*, 1993). On remarque qu'avec la méthode *B-spline*, les valeurs de réflectances élevées dues aux fortes concentrations en *MES* le long de la côte créent des fluctuations de la réflectance dans les images sur-échantillonnées que l'on retrouve ensuite dans les images résultant de la fusion. Les images FCI sur-échantillonnées par la méthode *B-spline* et *cubic convolution* sont représentées Figure 49.

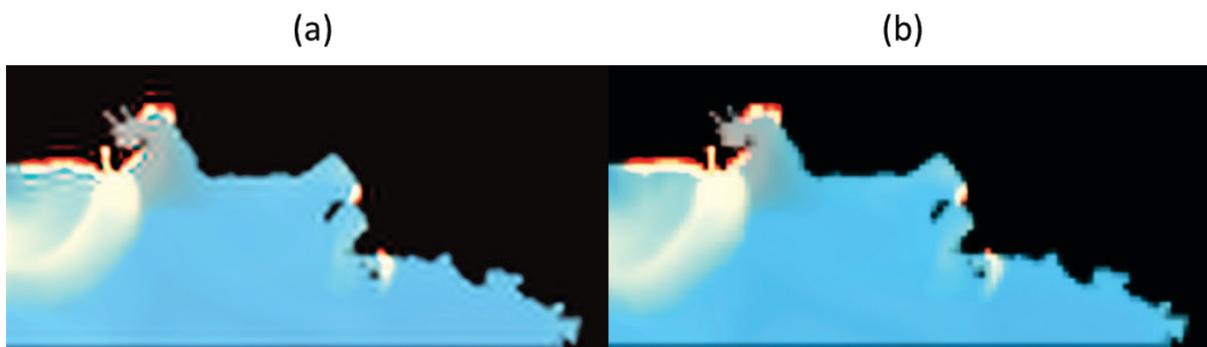


Figure 49 : Images FCI sur-échantillonnées avec la méthode *B-spline* (a) et *cubic convolution* (b)

On remarque des fluctuations radiométriques en particulier le long des côtes avec la méthode *B-spline* que l'on ne visualise pas avec la méthode *cubic convolution*. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi d'utiliser la méthode *cubic convolution*.

4.4. Méthodes de validation

4.4.1. Validation avec des images de référence

Les produits issus de la fusion vont être évalués par comparaison avec les images de référence au cours de la journée. Pour mesurer la qualité des produits de fusion, nous avons utilisé le paramètre statistique *ERGAS* pour "*Relative Adimensional Global Error in Synthesis*" (4.10.) où h/l représente le rapport entre la résolution spatiale de FCI et d'OLCI et nb est le nombre de bandes. Le paramètre *ERGAS* est plus robuste que le paramètre *RASE* (*Relative Average Spectral Error*) (Wald, 2000) car il tient compte du rapport entre les résolutions des images fusionnées. La valeur idéale est 0 mais les résultats restent acceptables tant que l'*ERGAS* est inférieur à 3 (Wald, 2000).

$$ERGAS(A, B) = 100 \times \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \frac{RMSE(A, B, \lambda)^2}{mean(A, B, \lambda)^2}} \quad (4.10.)$$

Nous avons également mesuré la persistance qui consiste à calculer le paramètre *ERGAS* entre les images de référence à chaque heure et l'unique image OLCI de la journée à 10h. Cela permet de connaître l'erreur commise si la fusion n'était pas réalisée et que la seule l'image OLCI disponible dans la journée était considérée, sans tenir compte des images FCI. On peut évaluer ainsi la plus-value des produits de fusion. Si l'erreur de persistance est inférieure à l'erreur de fusion, on peut déduire que la fusion n'apporte pas d'information supplémentaire par rapport une seule image OLCI acquise dans la journée.

4.4.2. Validation avec les cartes d'hydrosols utilisées en entrée des simulations

Une fois le produit de fusion obtenu, on peut estimer les hydrosols et les comparer aux cartes utilisées en entrée de la simulation qui constituent notre réalité de terrain (Figure 50). Cela permet de montrer l'apport de la fusion, jusqu'à l'application finale, en ne se limitant pas seulement à des performances radiométriques.

Comme le produit de fusion ne possède que trois bandes, nous ne pouvons pas utiliser d'algorithmes tel qu'OC5 (Gohin *et al.*, 2002) qui nécessite des bandes spécifiques. Puisque le modèle de Lee ne nécessite pas de bandes spécifiques, et qu'il fournit à la fois une estimation de la *chl*, des *MES* et du *CDOM*, nous avons choisi de l'utiliser pour la validation. Précisons ici que dans la phase de simulation des images nous n'avons pas utilisé ce modèle dans le sens direct mais nous avons utilisé des abaques générées avec Hydrolight. Le modèle de Lee direct et inverse ont respectivement été décrits aux paragraphes 2.3.1 et 2.4.3

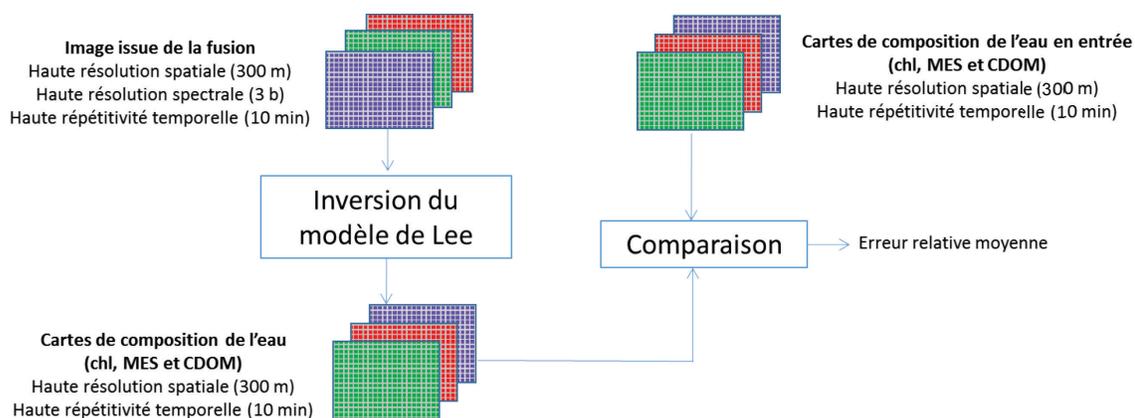


Figure 50 : Validation des cartes de composition de l'eau estimées à partir des produits de fusion à l'aide des cartes utilisées en entrée du simulateur d'images

Les 3 cartes sont comparées en calculant l'erreur relative toutes les heures au cours de la journée, l'erreur relative étant la différence entre l'hydrosol estimé et l'hydrosol en entrée de la simulation (référence), divisée par la valeur de référence.

4.5. Résultats

4.5.1. Produits de fusion

Méthode SSTF

La Figure 51 montre une composition colorée des bandes à 442, 510 et 620 nm du produit de fusion obtenu avec la méthode SSTF. La fusion a été appliquée sur les images OLCI et FCI non bruitées (a), une fois le bruit des images simulé (b) et une fois les images FCI filtrées du bruit (c).

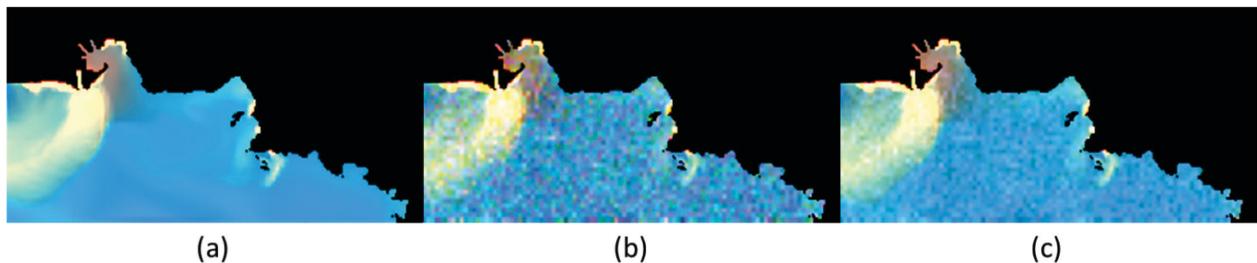


Figure 51 : Produit de fusion à 13h avec en entrée les images OLCI et FCI sans bruit (a), avec le bruit simulé (b) et une fois les images FCI filtrées du bruit (c)

On remarque que la résolution spatiale des images FCI a bien été améliorée grâce à l'image OLCI et ce dans les trois configurations. On remarque aussi que le bruit a un impact important sur le produit de fusion (b). La fusion appliquée aux images FCI filtrées du bruit (filtrage temporel sur 5 images acquises en 1 heure) donne de meilleurs résultats (c) comparés au produit de fusion sans filtrage (b).

Méthode STARFM

La Figure 52 correspond à une composition colorée du produit de fusion obtenu avec la méthode STARFM. Les produits de fusion sont générés avec en entrée les images FCI et OLCI simulées sans bruit (a), avec bruit (b) et une fois les images FCI filtrées du bruit (c).

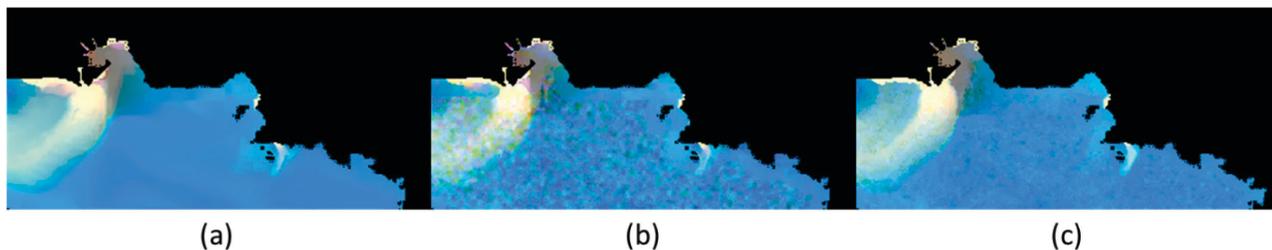


Figure 52 : Produit de fusion à 13h avec en entrée les images OLCI et FCI sans bruit (a), avec le bruit simulé (b) et une fois les images FCI filtrées du bruit (c)

Visuellement, l'image issue de la fusion avec en entrée les images non bruitées (a) paraît très proche de celle obtenue à l'aide de la méthode SSTF (Figure 51 (a)). Tandis que la fusion obtenue avec des images bruitées en entrée semble visuellement moins bruitée que le produit de fusion obtenu avec SSTF (Figure 51 (b)), de même pour les résultats de fusion avec images filtrées du bruit dont le résultat semble très peu bruité (c).

4.5.2. Validation des produits de fusion

Validation avec les images de référence

Afin de quantifier l'erreur induite par la fusion, le paramètre statistique *ERGAS* a été calculé entre le produit de fusion issu des deux méthodes et les images de référence simulées à chaque heure de la journée.

Validation de la méthode SSTF :

Afin d'analyser l'impact du bruit et l'efficacité du filtrage sur le produit de fusion, la Figure 53 montre l'évolution du paramètre *ERGAS* durant la journée du 18 mai 2008, calculé pour les produits de fusion ayant pour entrées les images non bruitées, bruitées et filtrées du bruit ainsi que la persistance en rouge.

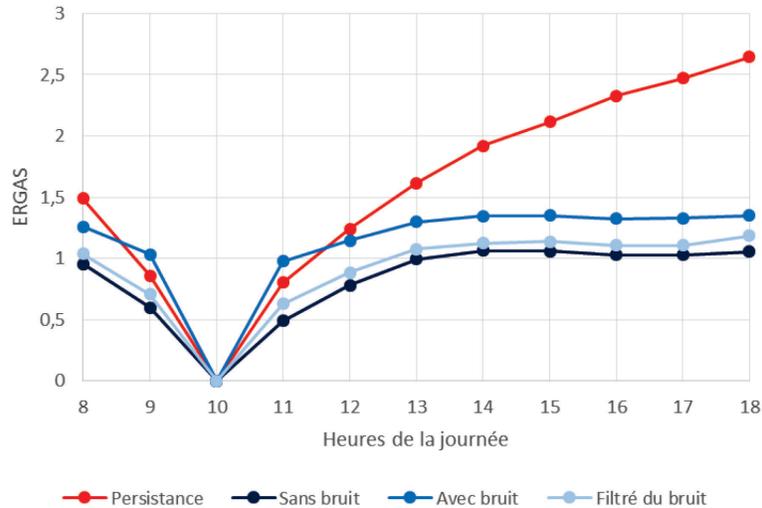


Figure 53 : ERGAS entre les produits de fusion issu de la méthode SSTF et les images de référence au cours du 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans simulation de bruit, avec simulation de bruit et avec filtrage du bruit des images FCI et la persistance

Cela montre que, durant la 1^{ère} journée, quelles que soient les images utilisées en entrée (sans bruit, bruitées ou filtrées), la fusion est utile. La Figure 53 montre également que les performances de la fusion avec les images FCI filtrées sont très proches de celles obtenues avec des images non bruitées en entrée. A partir de 13h, les erreurs dans les produits de fusion restent faibles et constantes ($ERGAS \approx 1$), même quand le paysage évolue fortement dans la journée.

Sur la Figure 54, nous avons tracé le paramètre *ERGAS* pour la méthode SSTF correspondant au 18 (jour 1) et 19 mai (jour 2) 2008 avec en entrée les images FCI filtrées du bruit et l'unique image OLCI simulée. Le paramètre *ERGAS* correspondant à la persistance a également été tracé pour chaque journée.

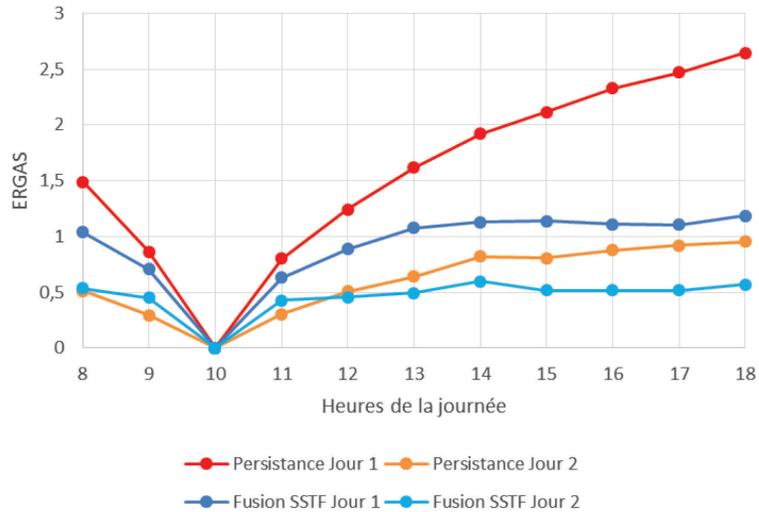


Figure 54 : ERGAS entre les produits de fusion issu de la méthode SSTF et les images de référence pour les 18 et 19/05/2008 avec en entrée les images FCI filtrées du bruit et OLCI simulées ainsi que la persistance correspondante

Pour le 1^{er} jour, le paramètre *ERGAS* des images fusionnées étant plus faible que la persistance, cela montre que les produits de fusion apportent davantage d'information qu'une seule image OLCI acquise par jour et donc que la fusion est utile. Durant la 2^{nde} journée, la persistance est plus faible que l'erreur de fusion entre 8h et 12h. La fusion n'est donc utile qu'au-delà de 2h après (ou avant) l'acquisition de l'image OLCI. Cela est dû au fait que les variations du paysage sont moins importantes durant la seconde journée.

La Figure 54 montre aussi que ces erreurs varient de manière importante d'un jour à l'autre. Par exemple, le paramètre *ERGAS* moyen est de 1 pour le premier jour alors qu'il est de seulement 0.51 pour le second et cela est dû aux fortes variations du paysage du jour 1 par rapport au jour 2. Dans le cas de fortes variations du paysage, la fusion génère plus d'erreurs qui se propagent au produit de fusion de l'heure suivante, et ce, tout au long de la journée. Notons toutefois que ces erreurs restent faibles ($ERGAS \leq 1$).

Afin de visualiser la distribution spatiale des erreurs accumulées en fin de journée, une carte d'erreurs relatives moyennes (%) entre les images de référence et un produit de fusion en fin de journée (17h) est présentée Figure 55.

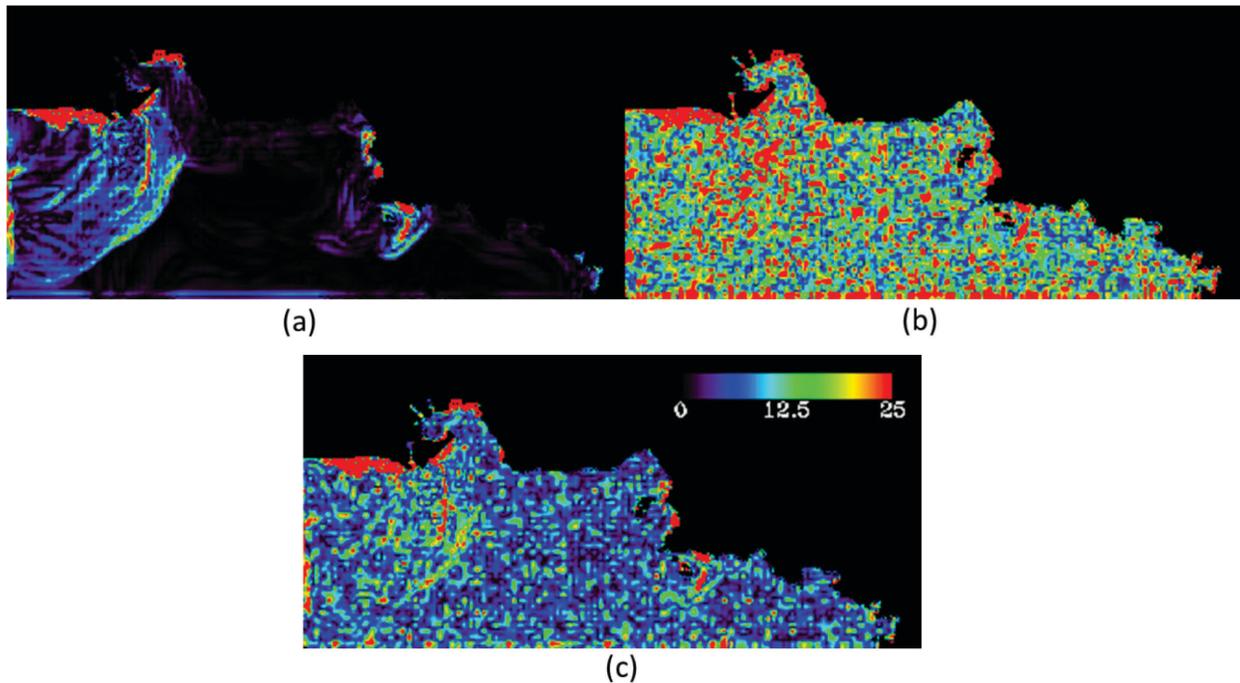


Figure 55 : Cartes d'erreurs (%) moyennées sur les 3 bandes du produit de fusion avec la méthode SSTF à 17h le 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans bruit simulé (a), avec bruit simulé (b) et une fois FCI filtrées du bruit (c)

Sur la carte (a) on distingue clairement les erreurs correspondant aux déplacements des panaches notamment sur leurs bordures et le long des côtes. Sur (b) et (c), à ces mêmes erreurs, s'ajoutent celles dues au bruit du capteur FCI, qui apparaissent uniformément distribuées spatialement sur toute l'image. Ce bruit a été réduit en moyenne de 52% par le filtrage des images FCI.

Validation de la méthode STARFM :

Figure 56, le paramètre *ERGAS* est calculé entre les images de référence et celles issues de la méthode STARFM avec en entrée les images OLCI et FCI non bruitées, bruitées et les images FCI filtrées du bruit sur la journée du 18/05/2008.

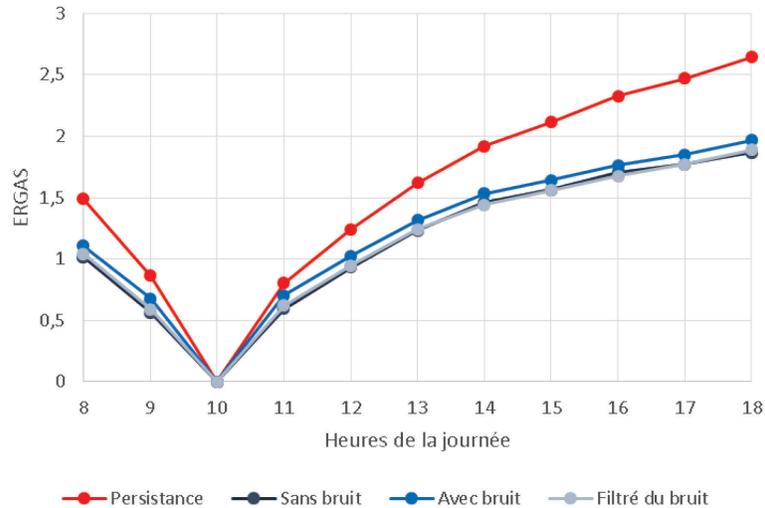


Figure 56 : ERGAS entre les produits de fusion issu de la méthode STARFM et les images de référence au cours du 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans bruit, avec bruit et filtrées du bruit et la persistance

En comparant la Figure 53 avec la Figure 56, on remarque que les erreurs de fusion sont plus importantes avec la méthode STARFM. De plus, les valeurs d'ERGAS augmentent au cours de la journée jusqu'à atteindre une valeur entre 1.8 et 1.9 contre 1 et 1.35 pour SSTF.

On remarque également que les valeurs d'ERGAS obtenues avec les images bruitées et filtrées sont proches de celles obtenues avec les images non bruitées. Le bruit semble avoir peu d'influence sur les résultats de fusion. Cela peut s'expliquer par le fait que la méthode STARFM utilise une fenêtre pondérée pour sélectionner les pixels voisins proches spectralement du pixel central. Cette sélection suivie d'une pondération permet d'éviter de générer des pixels aberrants dont le bruit peut en être la cause. Le fait d'effectuer une moyenne pondérée entre les pixels voisins peut avoir l'effet d'un filtre atténuant le bruit.

Les paramètres ERGAS calculés entre les images de référence et les images résultant de la fusion avec FCI filtrées du bruit et OLCI les 18 et 19/05/2008 sont tracés en bleu Figure 57. Les paramètres ERGAS correspondant à la persistance de chaque journée sont également tracés afin de connaître l'apport d'information du produit de fusion.

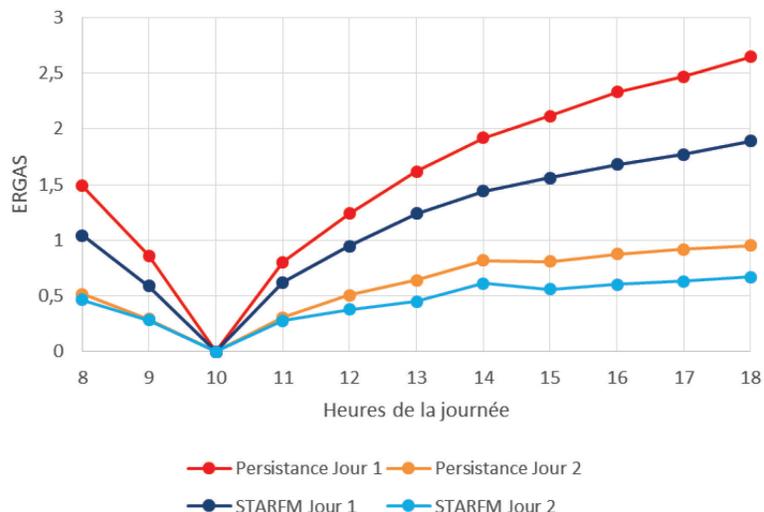


Figure 57 : ERGAS entre les produits de fusion issus de la méthode STARFM et les images de référence durant le 18/05/2008 et le 19/05/2008 avec en entrée les images FCI filtrées du bruit et OLCI simulées ainsi que la persistance correspondante

Les erreurs de fusion avec la méthode STARFM sont plus importantes que celles générées par la méthode SSTF (Figure 54) avec en moyenne un ERGAS de 1.35 et 0.52 pour chaque journée avec STARFM contre 1 et 0.51 avec SSTF.

De plus, au cours des deux journées, on observe que la courbe d'erreur de fusion avec la méthode STARFM est plus proche de la courbe de persistance qu'avec la méthode SSTF, ce qui signifie que la fusion présente moins d'intérêt avec la méthode STARFM qu'avec la méthode SSTF. En revanche la fusion est tout de même utile car la persistance est toujours inférieure aux erreurs de fusion sur les 2 journées.

Les cartes d'erreurs accumulées à la fin de la journée du 18/05/2008 sont représentées Figure 58 avec en entrée de la fusion, les images FCI et OLCI non bruitées (a), bruitées (b) et les images FCI filtrées du bruit (c).

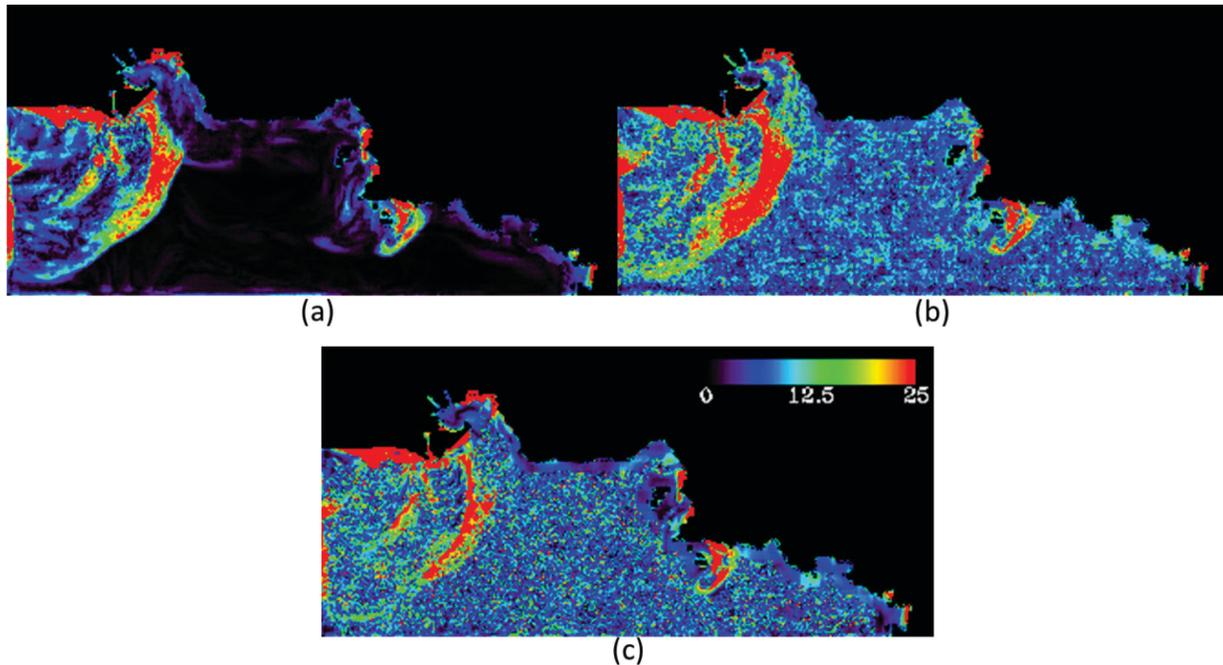


Figure 58 : Cartes d'erreurs (%) moyennées sur les 3 bandes du résultat de fusion avec la méthode STARFM à 17h le 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans bruit (a), avec bruit (b) et une fois filtrées du bruit (c)

Sur la Figure 58 (a) on observe les erreurs créées par la fusion. Ces erreurs apparaissent dans les zones ayant évolué entre 10h (heure à laquelle OLCI est acquise) et 17h car l'évolution du paysage n'est pas totalement prise en compte par FCI qui a une résolution spatiale plus faible que l'image de référence à laquelle les images fusionnées sont comparées.

Sur la Figure 58 (b) la simulation du bruit des capteurs induit des erreurs relatives moyennes pouvant aller jusqu'à 33% tandis que sur la Figure 58 (c) le filtrage de FCI ainsi que la fusion STARFM permet d'obtenir des erreurs relatives moyennes ne dépassant pas 25%.

Validation avec des cartes d'hydrosols utilisées en entrée des simulations

Nous avons également comparé les cartes d'hydrosols estimées à partir des produits de fusion issus de chaque méthode avec les cartes de composition d'hydrosols utilisées en entrée de la simulation.

Validation de la méthode SSTF :

Les erreurs relatives d'estimation de la *chl*, des *MES* et du *CDOM* issues des résultats de fusion avec la méthode SSTF ont également été tracées avec en entrée les images non bruitées, bruitées et filtrées du bruit durant la journée du 18 mai 2008 (Figure 59).

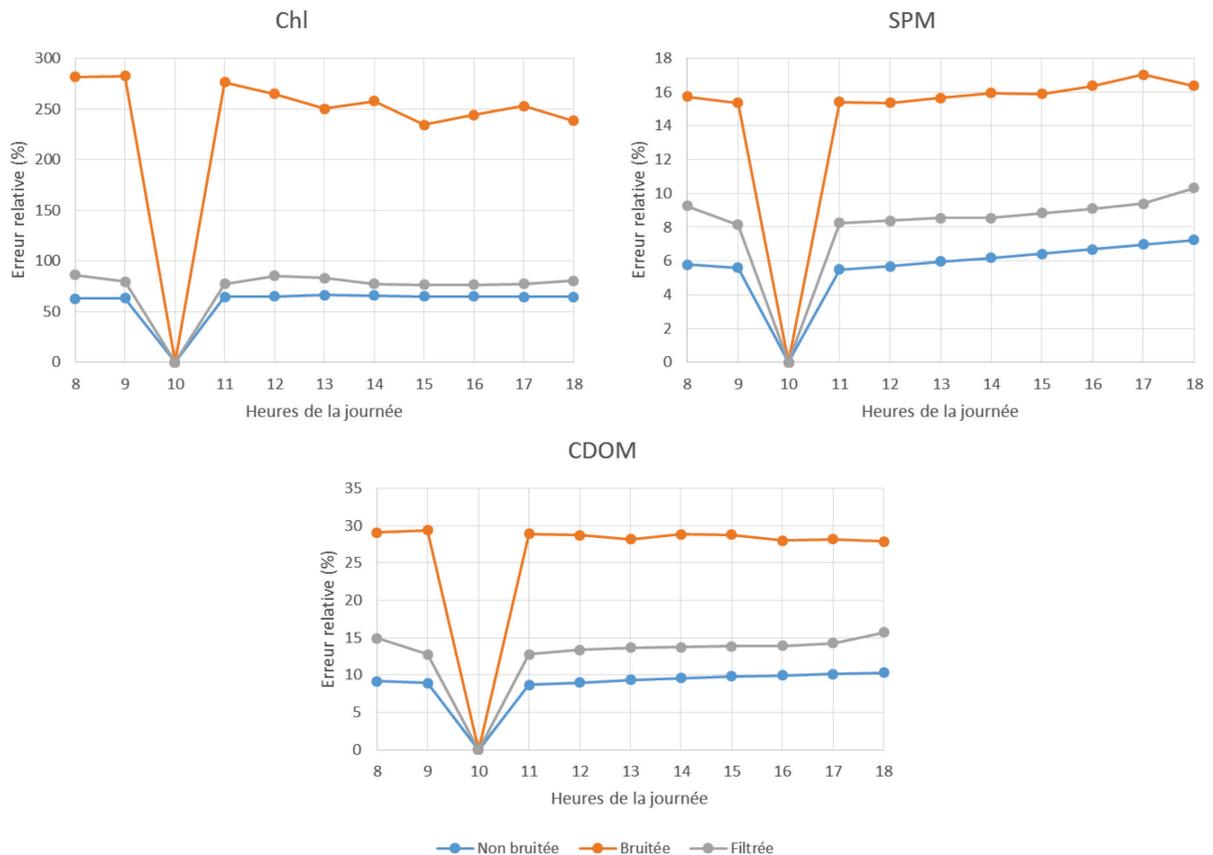


Figure 59 : Erreurs relatives entre les cartes d'entrée et les cartes estimées à partir des produits de fusion SSTF le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée

On remarque que les résultats sont énormément améliorés par le filtrage des images FCI. Sans filtrage, les erreurs relatives de *chl*, *MES* et *CDOM* sont respectivement de 258, 16 et 28%, tandis qu'avec filtrage, elles tombent à 80, 8.8 et 14%.

Les erreurs relatives moyennes sur la *chl*, les *MES* et le *CDOM* avec les images FCI filtrées du bruit ont été tracées durant les journées des 18 et 19 mai 2008 (Figure 60).

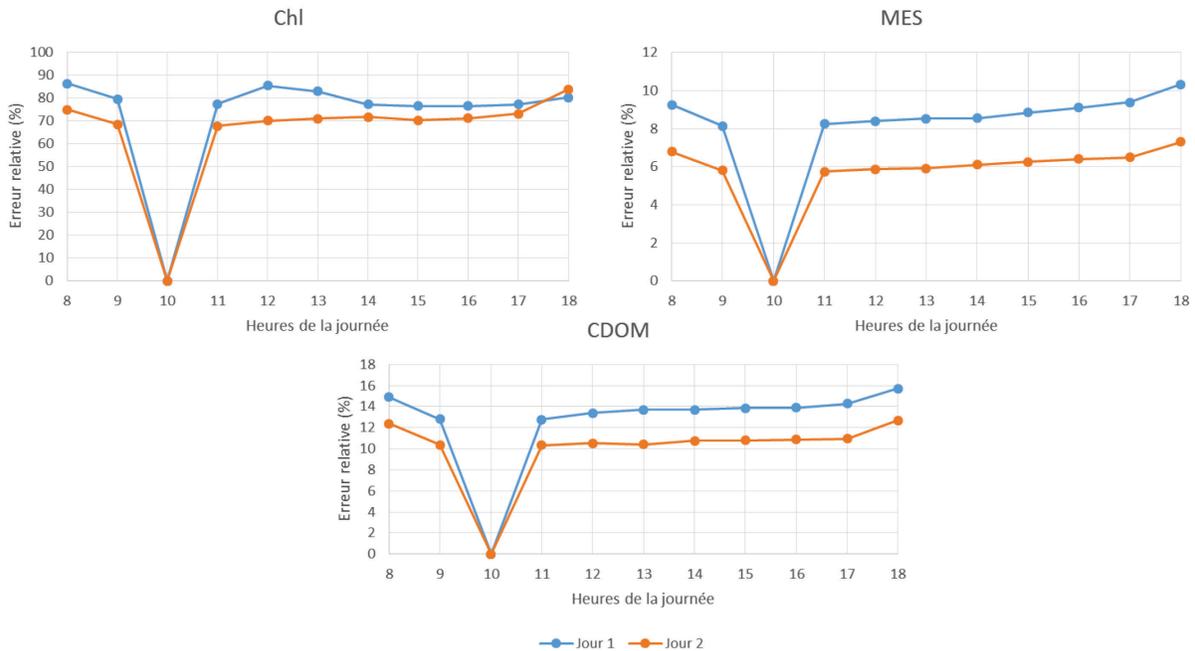


Figure 60 : Erreur relative entre les cartes estimées à partir des produits de fusion SSTF durant les 18 et 19/05/2008 avec les images FCI filtrées du bruit et OLCI et les cartes d'hydrosols utilisés en entrée des simulations

Au cours la première journée, la *chl*, les *MES* et le *CDOM* sont estimés avec des erreurs moyennes de 79.9, 8.9 et 13.9 % tandis que durant la seconde journée, les erreurs d'estimations sont plus faibles avec respectivement 72.2, 6.2 et 11.0 %. On constate donc que l'erreur est plus faible le 2^{ème} jour car la proportion d'eaux du Cas 2 par rapport aux eaux du Cas 1 est moins importante que dans l'image du 1^{er} jour.

On peut noter que même après filtrage, l'erreur sur l'estimation en chlorophylle reste forte car il s'agit d'images comportant des eaux du Cas 2, avec de fortes concentrations en *MES* qui masquent la présence de *chl*. Les erreurs sont également générées car le produit de fusion ne comporte que 3 bandes spectrales et car du bruit est toujours présent même après le filtrage.

On remarque également que les erreurs relatives restent quasi-constantes au cours de chaque journée et qu'elles varient faiblement d'une journée à l'autre (avec forte ou faible évolution du paysage).

Validation de la méthode STARFM :

Les erreurs relatives d'estimation de la *chl*, des *MES* et du *CDOM* issues des résultats de fusion avec la méthode STARFM ont également été tracées avec en entrée de fusion les images non bruitées, bruitées et filtrées durant la journée du 18 mai 2008 (Figure 61).

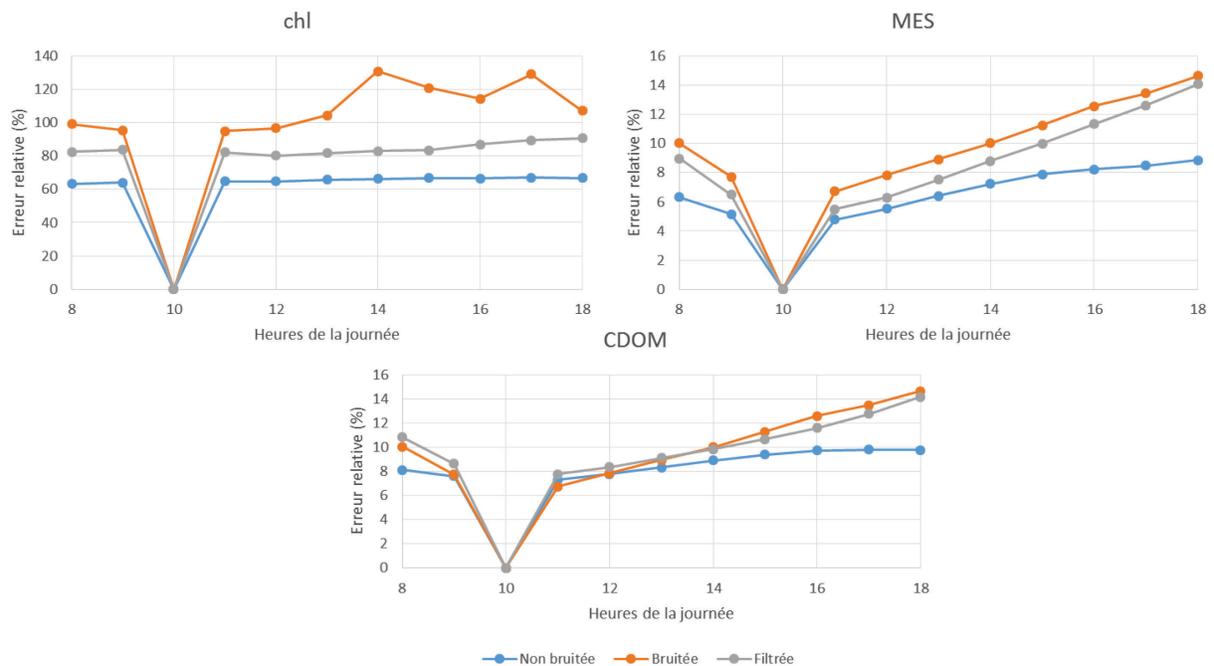


Figure 61 : Erreur relative entre les cartes d'entrée et les cartes estimées à partir des produits de fusion STARFM durant le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée

Les erreurs relatives moyennes d'estimation de la *chl*, des *MES* et du *CDOM* à partir d'images bruitées en entrée de la fusion sont respectivement de 99.5, 9.38 et 13.3% ce qui est beaucoup plus faible que ce qui a été obtenu lors de l'estimation avec la méthode SSTF (258.0, 16.0 et 28.6%).

On remarque encore que les résultats obtenus avec les images non bruitées et filtrées sont très proches, ce qui montre l'intérêt du filtrage.

Ces deux observations montrent que la fusion avec la méthode STARFM permet d'obtenir des résultats moins affectés par le bruit que la méthode SSTF.

Les erreurs relatives ont également été tracées pour chaque hydrosol durant chacune des journées avec en entrée, les images FCI filtrées du bruit (Figure 62).

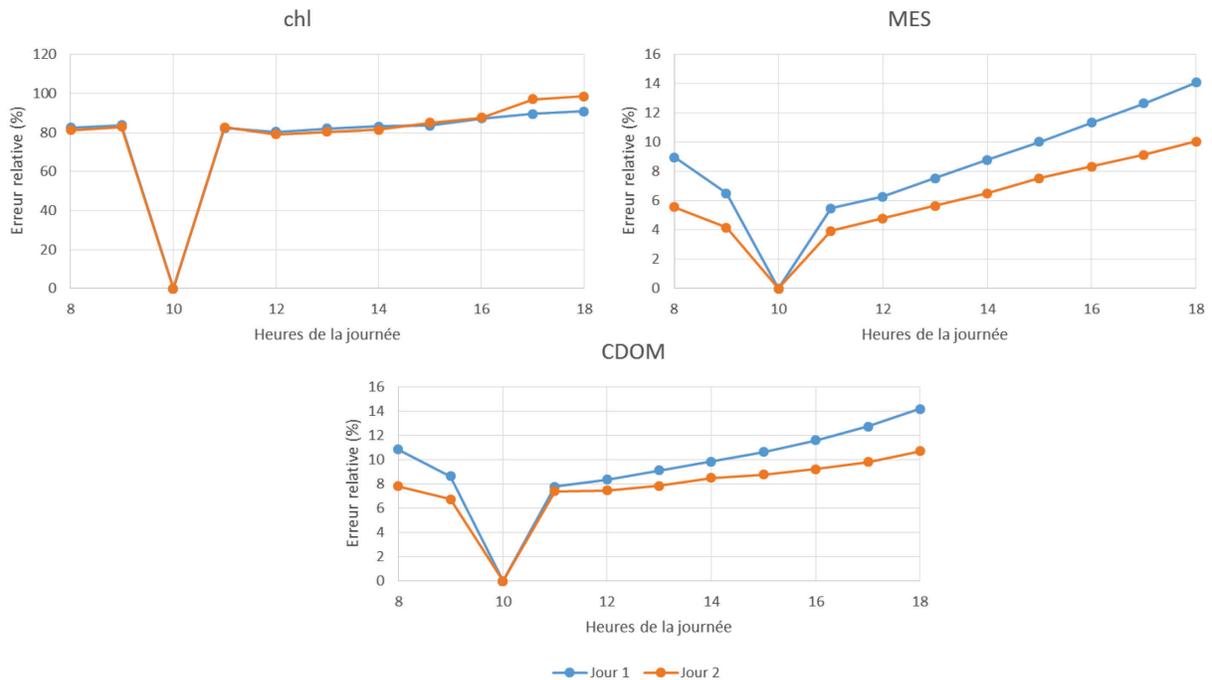


Figure 62 : Erreur relative entre les cartes estimées à partir des produits de fusion STARFM durant le 18 et 19/05/2008 avec les images FCI filtrées du bruit et OLCI et les cartes d'hydrosols utilisées en entrée des simulations

Durant la première journée, la *chl*, les *MES* et le *CDOM* sont estimés avec des erreurs moyennes de 84.5, 9.1 et 10.4% tandis que durant la seconde journée, les erreurs d'estimations sont en moyenne plus faibles avec respectivement 85.6, 6.6 et 8.4% d'erreurs.

Pour les deux journées, la *chl* et les *MES* sont mieux estimées par la méthode SSTF et seul le *CDOM* est mieux estimé par la méthode STARFM.

Finalement, nous synthétisons les résultats de comparaison des deux méthodes utilisant en entrée les images FCI filtrées du bruit durant la journée du 18/05/2008 (Tableau 17).

Tableau 17 : ERGAS entre les produits de fusion des 2 méthodes et les images de référence. Erreurs relatives entre les cartes de composition de l'eau estimées et les cartes d'entrée de simulation le 18/05/2008

temps	ERGAS avec les images de référence		Erreurs relatives avec les cartes de composition (%)					
	SSTF	STARFM	SSTF			STARFM		
			chl	MES	CDOM	chl	MES	CDOM
8h	1,040	1,044	86,38	9,26	14,91	82,56	8,98	10,85
9h	0,709	0,590	79,64	8,15	12,79	83,84	6,51	8,64
10h	0,000	0,000	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
11h	0,629	0,620	77,49	8,24	12,77	82,35	5,49	7,77
12h	0,887	0,945	85,41	8,39	13,40	80,28	6,28	8,35
13h	1,077	1,241	83,08	8,53	13,69	81,94	7,53	9,13
14h	1,127	1,441	77,21	8,54	13,71	83,11	8,80	9,85
15h	1,139	1,560	76,66	8,84	13,85	83,52	10,02	10,65
16h	1,110	1,678	76,51	9,09	13,89	87,19	11,34	11,59
17h	1,106	1,770	77,20	9,38	14,29	89,53	12,64	12,75
18h	1,186	1,890	80,29	10,33	15,73	90,76	14,08	14,18

Avec des images filtrées en entrée, le paramètre *ERGAS* moyen est de 1 avec la méthode SSTF contre 1.35 avec la méthode STARFM. La méthode SSTF est donc plus performante que la méthode STARFM sur les images en réflectance. Concernant les cartes composition de l'eau estimées à partir de ces produits de fusion, les erreurs relatives sur la *chl*, les *MES* et le *CDOM* sont respectivement de 79.9%, 8.87% et 13.9% avec la méthode SSTF et de 84.51%, 9.16% et 10.37% avec la méthode STARFM. Les résultats d'estimation du *CDOM* obtenus une fois les images FCI filtrées du bruit en entrée de la fusion STARFM sont donc meilleurs que ceux obtenus avec la méthode SSTF mais la *chl* et les *MES* sont estimées avec des erreurs légèrement plus faibles avec SSTF.

4.6. Discussion

Les résultats de validation ont montré qu'il existait deux sources d'erreurs dans la fusion d'images OLCI et FCI. La première est due aux changements du paysage qui créent une augmentation de l'erreur entre l'image fusionnée et l'image de référence au cours de la journée. La seconde source d'erreur est due au SNR des images FCI que l'on retrouve dans les produits de fusion. Ces deux types d'erreurs sont plus ou moins importants selon la méthode de fusion utilisée.

Les résultats ont montré que la méthode SSTF est moins sensible aux changements du paysage que la méthode STARFM. En effet, pour la première méthode, la valeur d'*ERGAS* est quasi-constante (Figure 54) alors que pour la deuxième méthode, l'erreur croît de manière quasi-constante et ce, pour les deux journées (Figure 57). Cela est également confirmé par la validation avec les cartes d'hydrosols utilisées en entrée des simulations (Figure 60 et Figure 62).

Pour comprendre pourquoi SSTF prend mieux en compte les variations du paysage, nous avons analysé la transformation d'une bande simulée à un temps t_0 et la même bande simulée à un temps t_2 et nous avons constaté que cette transformation était linéaire, c'est-à-dire qu'il existe un coefficient pour passer de l'une à l'autre mais pas de biais. Comme la méthode SSTF modélise la réflectance en t_1 par un produit (4.4.), elle prend bien en compte la transformation existante dans le temps. Au contraire, la méthode STARFM modélise cette évolution par une somme (4.7.). Ainsi, la méthode SSTF permet une meilleure prise en compte de l'évolution temporelle du paysage.

Concernant la seconde source d'erreur, liée au SNR de FCI, l'ajout de bruit impacte plus fortement les images fusionnées avec la méthode SSTF que les images fusionnées avec la méthode STARFM. On observe visuellement ce phénomène en comparant la Figure 51 et la Figure 52 et quantitativement en comparant la Figure 59 et la Figure 61. Cela est dû au fait que d'une part la méthode SSTF réalise une multiplication de l'image OLCI par le rapport des images FCI, ce qui peut amplifier le bruit et d'autre part la méthode STARFM fournit des résultats moins sensibles au bruit car elle réalise un nouveau filtrage en effectuant une moyenne pondérée de certains pixels sélectionnés dans une fenêtre d'analyse pour réaliser la fusion.

Mais une fois les images FCI filtrées du bruit, la méthode SSTF redevient meilleure que la méthode STARFM.

Lorsque l'objectif est d'estimer les hydrosols, nous avons cherché à proposer une méthode de fusion, pour chaque hydrosol et ce pour les images FCI filtrées du bruit (Tableau 18).

Tableau 18 : Recommandations des méthodes de fusion à utiliser en fonction de la dynamique du paysage des images à fusionner

Cartes de paysages	chl	MES	CDOM
faible évolution	SSTF	SSTF	STARFM
forte évolution	SSTF	SSTF	STARFM

Que le paysage évolue faiblement ou fortement (jour 1 ou 2), la méthode SSTF est conseillée afin d'obtenir des concentrations en *chl* et *MES* les plus précises. Pour le *CDOM*, c'est la méthode STARFM qui permet de meilleures estimations.

Concernant le type de filtrage des images bruitées, nous avons comparé deux types de filtrage (moyenne temporelle et médian temporel) mais le bruit pourrait également être réduit en utilisant un filtre adaptatif temporel. En revanche, l'erreur due à la dynamique du paysage ne peut pas être réduite puisqu'il s'agit d'information utile qui doit être conservée et analysée.

Concernant le temps de calcul des deux méthodes, SSTF n'utilisant pas de fenêtre glissante pondérée, il est donc plus faible qu'avec la méthode STARFM (0.002 seconde par image en moyenne pour SSTF contre 27.8 pour STARFM). Ces durées sont assez courtes car les images sont de petite taille (335×159) mais dans le cas d'une fusion d'images réelles, un rapport de 13900 sur le temps de calcul peut être très significatif.

Concernant la mauvaise estimation de la *chl*, qui est due, à un phénomène de masquage par les *MES*, on peut présumer qu'elle sera meilleure à partir des images fusionnées dans les eaux du Cas 1 (en l'absence de *MES*). La mauvaise estimation est également due au fait que le produit

de fusion ne possède que 3 bandes spectrales. Avec les 12 bandes OLCI, les erreurs relatives d'estimation sont de l'ordre de 20% sur la *chl*.

Concernant la dimension spectrale des images fusionnées, limitée aux 3 bandes de FCI et non aux 12 bandes spectrales du capteur OLCI, l'idée initiale était de générer une image combinant les meilleures caractéristiques de chaque capteur (spatiale, spectrale et temporelle). La résolution spatiale d'OLCI a été combinée à la résolution temporelle de FCI mais nous n'avons pas réussi pour le moment à générer les images à la résolution spectrale d'OLCI (12 bandes). Notre idée était d'utiliser un modèle de réflectance pour ajouter une étape de fusion spectrale après l'étape de fusion présentée dans ce chapitre. Cette étape n'ajoutant pas d'information nouvelle aux images résultantes, nous n'avons donc pas retenu cette solution. L'amélioration de la résolution spatiale et du SNR des images FCI est déjà une avancée en soit. Néanmoins, augmenter le nombre de bandes spectrales serait nécessaire notamment pour obtenir de meilleures estimations de la *chl* dans les eaux du Cas 2.

4.7. Ce qu'il faut retenir

Ce chapitre a présenté différentes méthodes de fusion existantes et notamment les méthodes de fusion permettant de prendre en compte la dynamique temporelle du paysage. Deux méthodes ont été testées, validées et comparées: la méthode SSTF (*Spatial Spectral Temporal Fusion*) qui a été adaptée à la fusion d'images multispectrales et la méthode STARFM (*Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) qui n'avait encore jamais été appliquée à la fusion d'images LEO et GEO, ni à des paysages de couleur de l'eau. La validation des résultats a été réalisée d'une part d'un point de vue radiométrique (avec les images de référence) et a montré que la méthode SSTF était plus performante. Du point de vue de l'estimation des cartes d'hydrosols, après filtrage, le *CDOM* est mieux estimé avec la méthode STARFM mais la *chl* et les *MES* sont estimées avec des erreurs légèrement plus faibles avec SSTF.

Chapitre 5 Fusion des cartes de composition de l'eau

La fusion de données peut être réalisée à différents niveaux. Dans le chapitre précédent, nous avons réalisé la fusion au niveau des images en réflectance. Mais cette fusion peut aussi être réalisée à un niveau supérieur, c'est-à-dire sur des produits issus des images. Dans ce chapitre, nous avons souhaité réaliser la fusion au niveau des cartes d'hydrosols estimées à partir des images OLCI et FCI, pour finalement trouver la meilleure démarche possible entre réaliser la fusion (au niveau image) puis l'estimation (Chapitre 4) ou bien réaliser l'estimation puis la fusion (au niveau produit).

5.1. Etat de l'art

La fusion réalisée au niveau des produits présente différents avantages comparée à la fusion réalisée au niveau des images. Le premier est de fusionner des produits indépendants des conditions géométriques et radiométriques d'acquisitions (angles solaire et de visée) qui pourraient être une source d'erreur dans la fusion. En effet, les images même corrigées des effets atmosphériques, peuvent être sensibles à la réflectance bidirectionnelle. Si l'on fusionne des images acquises dans des conditions différentes, la réflectance de deux images d'un même paysage peut être différente.

Le deuxième avantage est de pouvoir fusionner des cartes issues de deux capteurs dont les bandes spectrales ne sont pas les mêmes, alors que la fusion au niveau de l'image n'aurait pas été possible. En effet, nous n'avons pu fusionner au chapitre précédent que des bandes similaires acquises par les deux capteurs sans tenir compte des informations fournies par la totalité des bandes OLCI. Quand deux capteurs ont des bandes spectrales très différentes, il vaut alors mieux estimer les cartes indépendamment. Les cartes alors produites à partir des deux capteurs ne dépendent que de la résolution spatiale des images dont elles sont issues et peuvent donc être fusionnées.

Kwiatkowska and Fargion (2003a) ont montré l'intérêt de fusionner des cartes provenant des capteurs SeaWiFS, MODIS-Aqua et MODIS-Terra par une approche d'apprentissage automatique. La fusion de données permet de réduire les erreurs aléatoires en augmentant le nombre de mesures et les erreurs systématiques de chaque capteur en réalisant des inter-comparaisons et des inter-calibrations entre les capteurs pour produire des cartes plus précises quantitativement.

En fusionnant la *chl-a* dérivée des capteurs SeaWiFS, MERIS et MODIS/Aqua, Shi *et al.* (2015) ont montré qu'il était possible d'obtenir avec ces 3 capteurs une couverture spatiale de 75% des océans (6 fois plus que la couverture spatiale d'une seule mission) en intégrant les données d'une seule journée et une couverture de 95% en intégrant l'ensemble des données fournies par ces satellites sur 3 journées.

Le 6^{ème} rapport IOCCG (2006), porte sur la fusion de données de couleur de l'océan et une revue des méthodes de fusion dans ce domaine y est présentée. Elles sont classées en 2 groupes : les méthodes statistiques, et les méthodes basées sur l'assimilation de données par des modèles numériques.

Dans les méthodes statistiques, les méthodes par classement ou « binning » n'utilisent que des données de niveau 2 en les classant par ordre d'importance selon leur résolution spatiale, privilégiant ainsi les données de meilleures résolutions (Gregg and Woodward, 1998). Les méthodes par moyenne, génèrent des grilles spatiales et temporelles de données en moyennant simplement les données provenant de différents capteurs sans privilégier certains capteurs par rapport à d'autres. La méthode par moyenne pondérée (Pottier *et al.*, 2006) fusionne des cartes de chlorophylle en les pondérant en fonction de l'erreur entre des mesures estimées et des mesures *in-situ*. Les cartes sont associées à des cartes d'erreur. Dans l'analyse subjective, la qualité des mesures des capteurs est aussi prise en compte dans une fonction de pondération qui dépend des angles solaire et d'observation du capteur, du sun-glint et de tout autre paramètre pouvant réduire la qualité de la mesure. L'analyse combinée ou analyse conditionnelle (*blended analysis*) utilise une équation de poisson dont les termes de forçage sont déterminés par des mesures *in situ*. Cette méthode permet d'éliminer les erreurs systématiques (Gregg *et al.*, 2009; Reynolds, 1988). Dans l'interpolation optimale, la pondération doit minimiser l'erreur de variance attendue, par l'utilisation de la matrice de co-

variance (méthode complexe et longue) (Daley, 1991). L'analyse objective réalise une interpolation spatiale d'une grille à 2, 3 ou 4 dimensions. L'analyse objective tient aussi compte des biais entre les capteurs et les mesures *in situ* (méthode aussi couteuse en temps de calcul) (Kwiatkowska, 2003; Kwiatkowska and Fargion, 2003b; Pottier *et al.*, 2006). L'analyse en ondelettes peut être aussi appliquée à des cartes de chlorophylle de différentes résolutions (Kwiatkowska and Fargion, 2002; Kwiatkowska-Ainsworth, 2001). Les hautes fréquences des cartes résolues sont ajoutées aux cartes à basse résolution au moyen d'une analyse multi-résolution. Les méthodes de type apprentissage (*machine learning*) utilisent directement des images en luminance et ont du mal à séparer l'information liée aux conditions d'acquisition et aux propriétés propres à chaque capteur, de l'information seulement liée à la couleur de l'eau. Des calibrations croisées sont réalisées entre les capteurs quand ceux-ci passent quasiment au même moment sur les mêmes sites (Kwiatkowska and Fargion, 2003b).

La méthode de fusion peut aussi être réalisée par assimilation de données dans des modèles numériques. Cette modélisation vise à développer des schémas numériques pour résoudre les équations décrivant le milieu sur une grille. Les modèles aux résolutions spatio-temporelles de plus en plus fines et aux modélisations physiques de plus en plus complexes peuvent s'emboîter de façon hiérarchique. Les cartes de chlorophylle peuvent ainsi être représentées par des modèles aux échelles spatiales et temporelles emboîtées. L'assimilation de données vise à estimer les conditions initiales de ces modèles en tenant compte des sources d'information disponibles : une prévision précédente et des observations, qui peuvent être fournies par de nouvelles données satellitaires (Gregg *et al.*, 2003).

5.2. Méthodologie générale

Pour déterminer quelle est la meilleure démarche possible (fusion des images puis estimation ou estimation puis fusion des cartes), l'objectif de ce chapitre est donc de fusionner des produits issus de l'estimation à partir de chaque image (OLCI et FCI). Nous comparons donc là encore les deux méthodes de fusion SSTF et STARFM adaptées et appliquées à la fusion de cartes d'hydrosols (Figure 63). La validation est toujours réalisée à l'aide des cartes d'hydrosols utilisées en entrée de la simulation des images.

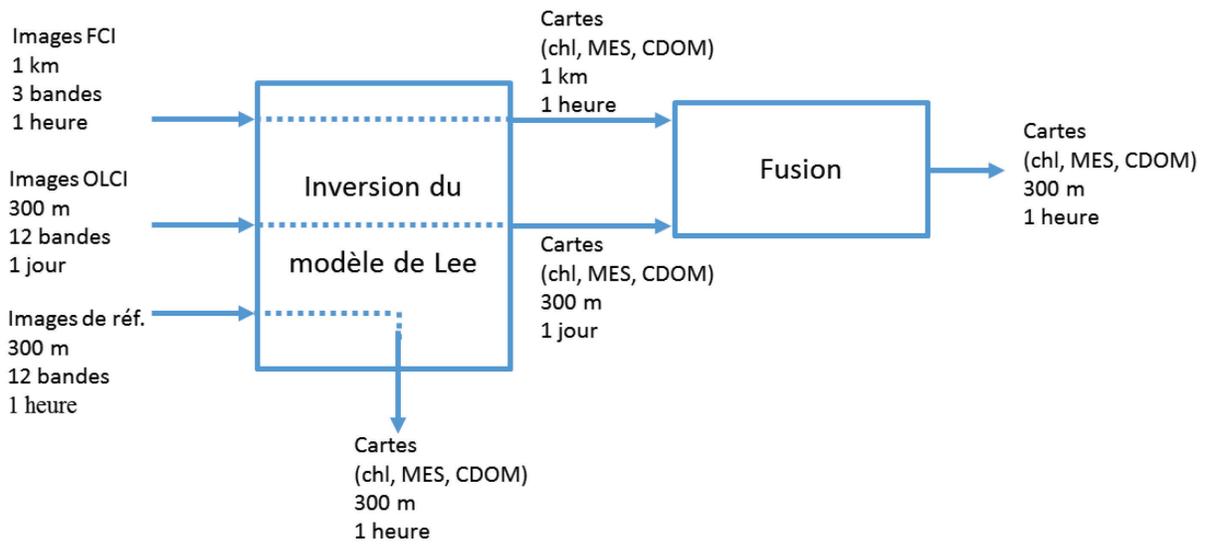


Figure 63 : Méthodologie générale de la fusion des cartes d'hydrosols

5.3. Méthodes

5.3.1. Estimation de la composition de l'eau à partir des images simulées

L'inversion du modèle de Lee est utilisée comme décrite au Chapitre 2, paragraphe 2.4.3 pour estimer les cartes de *chl*, *MES* et *CDOM* à partir des images OLCI et FCI simulées.

Ces estimations sont réalisées à partir des images FCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit, des images OLCI non bruitées et bruitées ainsi qu'à partir des images de référence au cours du 18 et 19/05/2008. Les cartes estimées à partir des images de référence permettront de définir les cartes que l'on peut obtenir dans le meilleur des cas, c'est-à-dire, si l'erreur de fusion est nulle (erreur seulement liée à l'estimation).

5.3.2. Prétraitements des cartes d'hydrosols

Pour pouvoir fusionner les cartes d'hydrosols issues des images OLCI et FCI, celles-ci doivent être à la même résolution. Les cartes d'hydrosols issues des images FCI sont donc sur-échantillonnées pour atteindre la résolution spatiale d'OLCI (300 m) à l'aide de la méthode *cubic-convolution* pour les raisons évoquées précédemment.

5.3.3. Méthodes de fusion des cartes d'hydrosols

Les méthodes de fusion SSTF et STARFM utilisées dans le chapitre précédent sont ici adaptées à la fusion des cartes d'hydrosols.

Méthode SSTF

Le principe sur lequel repose la méthode SSTF est toujours le même excepté que les entrées sont différentes puisqu'il s'agit de cartes d'hydrosols et non d'images. Le rapport entre deux cartes d'hydrosols acquises à haute résolution spatiale avec un intervalle de temps dt est égal au rapport entre deux cartes d'hydrosols acquises à basse résolution avec le même intervalle de temps, sur le même site (5.1.).

$$M_{300m}(x, y, t_1) = \frac{M_{1km}(x, y, t_1)}{M_{1km}(x, y, t_0)} \times M_{300m}(x, y, t_0) \quad (5.1.)$$

$M_{300m}(x, y, t_0)$ représente les cartes d'hydrosols (*chl*, *MES* et *CDOM*) issues de l'unique image OLCI acquise par jour tandis que $M_{1km}(x, y, t_0)$ et $M_{1km}(x, y, t_1)$ sont les cartes issues des images FCI acquises toutes les 10 min.

Concernant la fusion des cartes de *chl*, on obtient par exemple :

$$chl_{300m}(x, y, t_1) = \frac{chl_{1km}(x, y, t_1)}{chl_{1km}(x, y, t_0)} \times chl_{300m}(x, y, t_0) \quad (5.2.)$$

A partir de la carte résultant de la fusion générée en t_1 et des cartes FCI disponibles en t_1 et t_2 , une nouvelle carte issue de la fusion est générée en t_2 . Ceci étant réalisé tout au long des journées du 18 et 19/05/2008 entre 8h et 18h comme au chapitre précédent.

Méthode STARFM

La méthode STARFM a aussi été adaptée à la fusion de produits. Chaque carte fusionnée (*chl*, *MES* et *CDOM*) est donc obtenue par l'expression (5.3.).

$$\begin{aligned} M_{300m}(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0) & \quad (5.3.) \\ &= \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n W_{ijk} \times [M_{1km}(x_i, y_j, t_0) + M_{300m}(x_i, y_j, t_k) \\ & \quad - M_{1km}(x_i, y_j, t_k)] \end{aligned}$$

La pondération W_{ijk} est calculée pour chaque composant.

$$W_{ijk} = (1/C_{ijk}) / \left(\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n (1/C_{ijk}) \right) \quad (5.4.)$$

$$C_{ijk} = S_{ijk} \times T_{ijk} \times D_{ijk} \quad (5.5.)$$

S_{ijk} correspond ici à la différence entre les hydrosols estimés à partir de l'image OLCI et ceux estimés à partir de l'image FCI au même instant t_k , T_{ijk} correspond toujours à la distance temporelle (évolution des hydrosols issus de FCI entre t_0 et t_k) et D_{ijk} est la distance spatiale entre le pixel central et ceux sélectionnés.

Le produit de fusion généré est ensuite réutilisé en entrée de la fusion suivante afin de générer un nouveau produit de fusion et ce également sur les deux journées.

5.3.4. Méthode de validation des produits de fusion

Les cartes d'hydrosols issues de la fusion sont comparées aux cartes utilisées en entrée de la simulation des images en calculant l'erreur relative. Ceci permet de déterminer l'erreur relative totale (voir Figure 64) due à la fois à l'estimation des cartes d'hydrosols et au processus de fusion. Afin de déterminer l'erreur uniquement due à la fusion, nous calculons également l'erreur relative entre les cartes d'entrée et celles estimées à partir des images de référence (300 m, 12 bandes, 1 heure) ce qui permet de déterminer l'erreur uniquement due au processus d'estimation (Figure 64). Si la fusion était réalisée parfaitement, nous devrions obtenir au mieux

les cartes de référence. La différence qui sera observée entre l'erreur relative totale et l'erreur relative d'estimation correspondra donc à l'erreur de fusion.

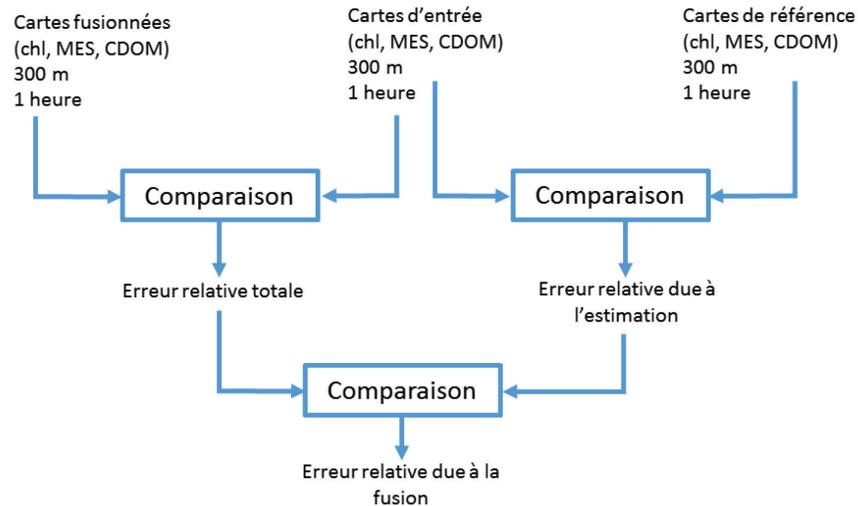


Figure 64 : Validation des cartes issues de la fusion

Ces erreurs seront calculées pour les résultats obtenus avec les deux méthodes de fusion (SSTF et STARFM). Pour chaque méthode, les résultats obtenus durant le jour 1 (18/05/2008) et le jour 2 (19/05/2008) avec des images non bruitées seront comparés afin d'observer uniquement l'erreur de fusion et d'analyser l'effet de l'évolution du paysage (qui diffère d'un jour à l'autre) sur les performances de la fusion.

D'autre part, pour le jour 1, les résultats de fusion avec en entrée les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et les images FCI filtrées du bruit seront également comparés afin d'observer l'effet du bruit et du filtrage des images FCI sur les résultats de fusion des cartes.

Enfin, les erreurs relatives des cartes fusionnées obtenues pour chaque méthode et chaque journée avec en entrée les images OLCI bruitées et FCI filtrées du bruit seront comparées avec les erreurs relatives des cartes d'hydrosols estimés à partir des images fusionnées obtenues au chapitre précédent. Ceci dans le but de déterminer la démarche permettant d'obtenir des cartes d'hydrosols les plus justes.

5.4. Résultats

5.4.1. Cartes d'hydrosols estimées

Cartes issues des images FCI simulées

Les cartes d'hydrosols estimées par l'inversion du modèle de Lee à partir de l'image FCI non bruitée le 18/05/2008 à 16h sont représentées Figure 65 avec les échelles de couleur associées aux concentrations en *chl*, *MES* et *CDOM* respectivement en mg/m^3 , g/m^3 et m^{-1} .

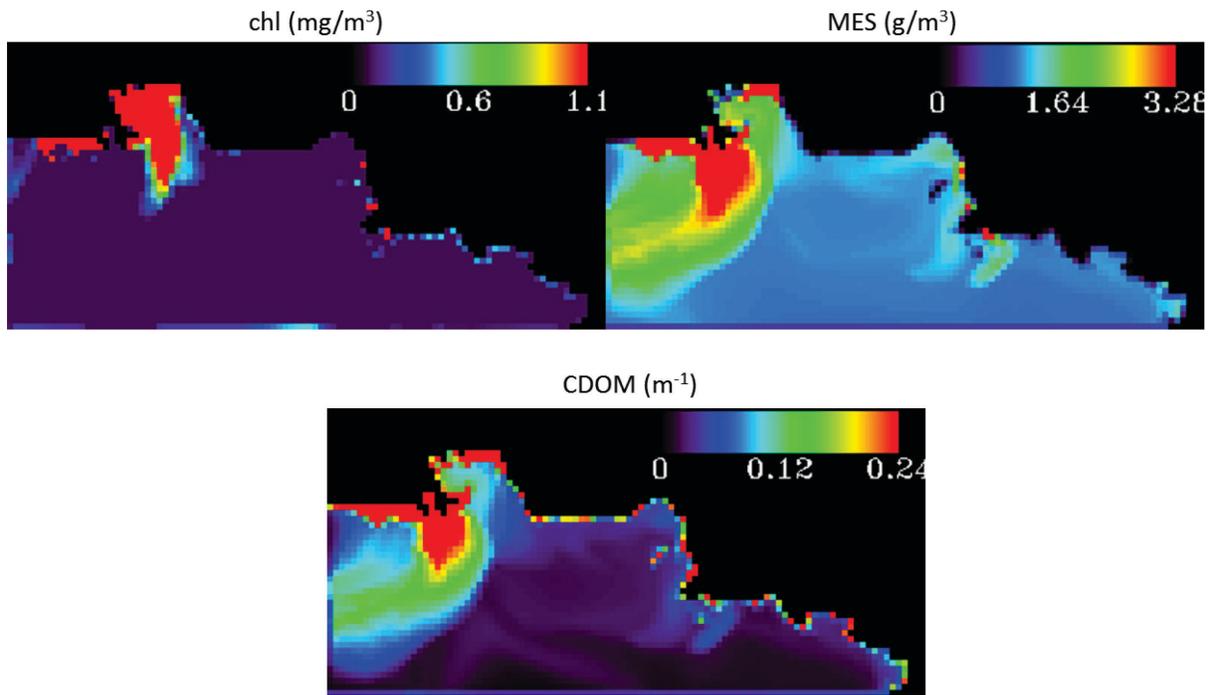


Figure 65 : Cartes d'hydrosols estimées à partir de l'image FCI non bruitée à 16h le 18/05/2008

Les cartes estimées à partir des images FCI, dont la résolution spatiale est de 1km, ne permettent pas d'observer de manière précise l'évolution des différents panaches. Un effet de pixellisation visible est dû à la faible résolution spatiale de FCI, notamment en bordure des panaches.

Cartes issues des images OLCI simulées

Les cartes d'hydrosols issues de l'unique image OLCI simulée à 10h, sans bruit, le 18/05/2008, sont présentées Figure 66.

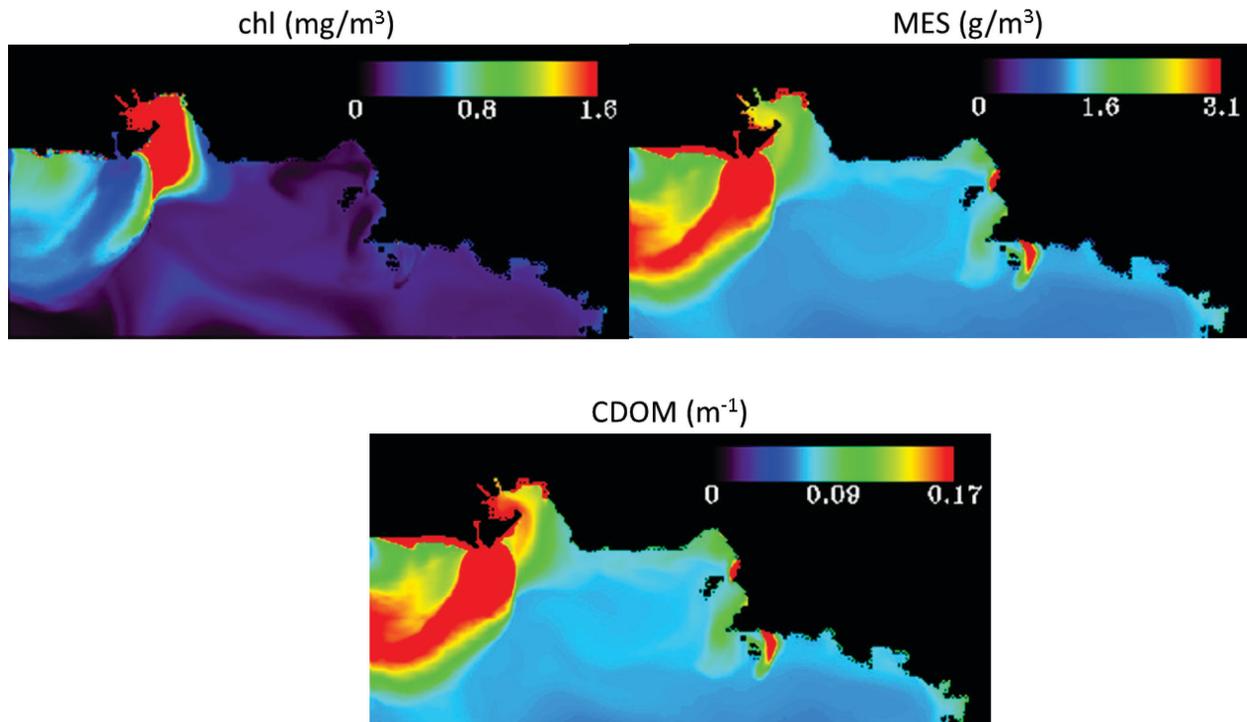


Figure 66 : Cartes d'hydrosols estimées à partir de l'image OLCI non bruitée, à 10h le 18/05/2008

On observe sur ces cartes, les variations spatiales des hydrosols de manière plus détaillée. L'effet de pixellisation n'est plus présent grâce à la résolution spatiale de 300 m. Les variations spatiales des concentrations se font de manière progressive.

5.4.2. Produits de fusion

Méthode SSTF

Les cartes issues de la méthode de fusion SSTF à 16h le 18/05/2008 avec en entrée les cartes d'hydrosols issues des images FCI non bruitées sont représentées Figure 67.

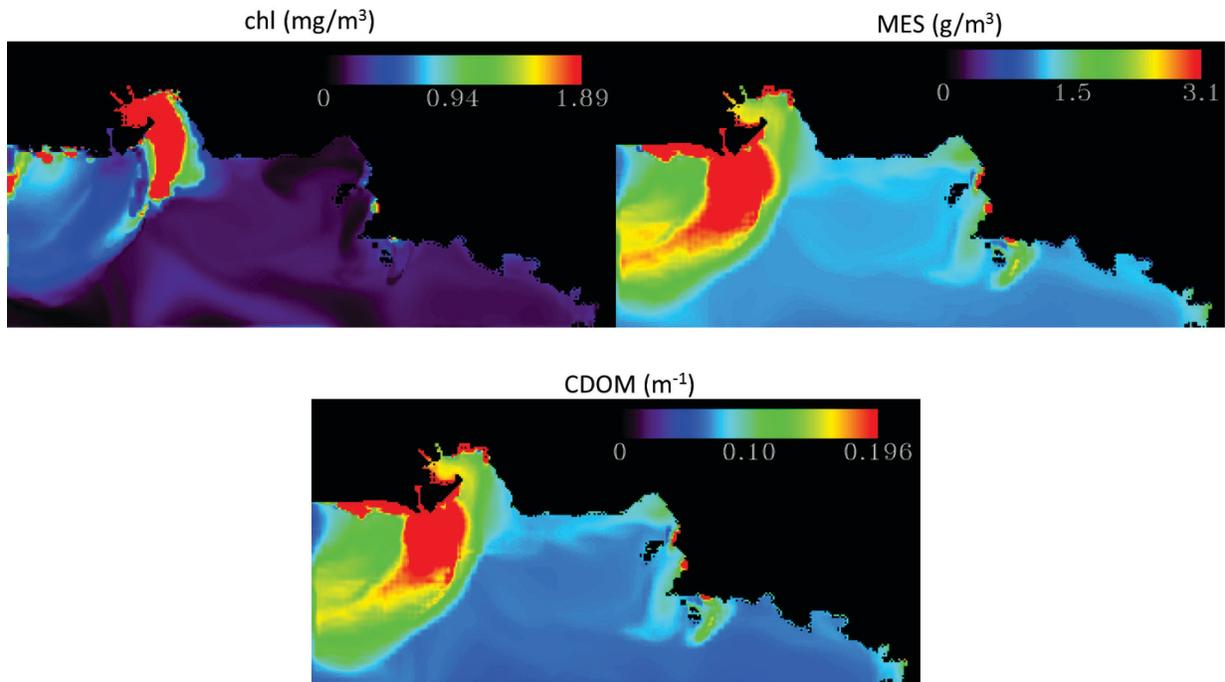


Figure 67 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images non bruitées

Par rapport aux cartes issues de l'image FCI, on visualise mieux l'évolution spatiale des concentrations. Cependant, on remarque toujours un effet de pixellisation sur les cartes fusionnées dû aux cartes d'hydrosols estimées à partir des images FCI et en particulier sur les cartes de *MES* et de *CDOM*.

Les cartes résultant de la fusion avec les images FCI bruitées sont également présentées Figure 68.

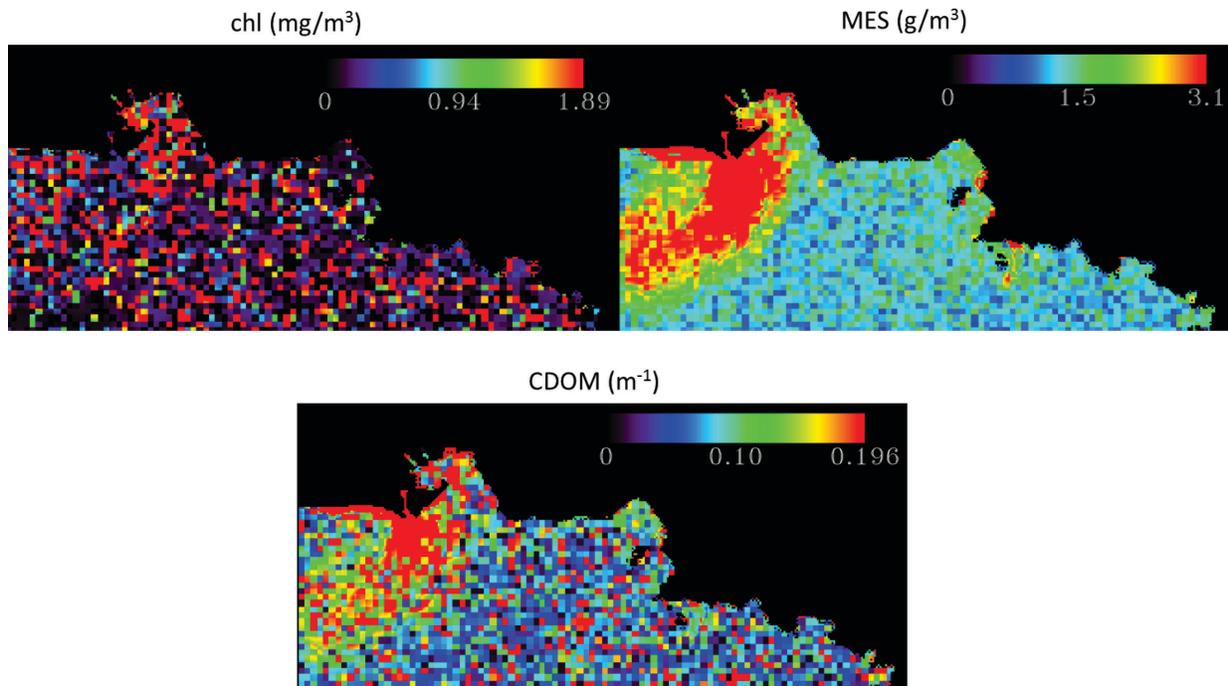


Figure 68 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images bruitées

On visualise nettement l'erreur d'estimation due au bruit de FCI, notamment sur les cartes de concentration en *chl*. Celle-ci varie entre 0 et 15.7 mg/m³ avec les images bruitées contre 0 et 2.7 mg/m³ avec les images non bruitées (Figure 67). Au contraire, sur les cartes de *MES* fusionnées, les gammes de concentrations n'ont pas été modifiées. Le bruit a donc beaucoup moins d'influence sur l'estimation des *MES* et du *CDOM* que sur la *chl*.

Avec les images bruitées en entrée, seule la fusion des cartes de *MES* permet une visualisation de l'évolution du paysage.

Les résultats de fusion des cartes d'hydrosols, une fois les images FCI filtrées du bruit, sont représentés sur la Figure 69.

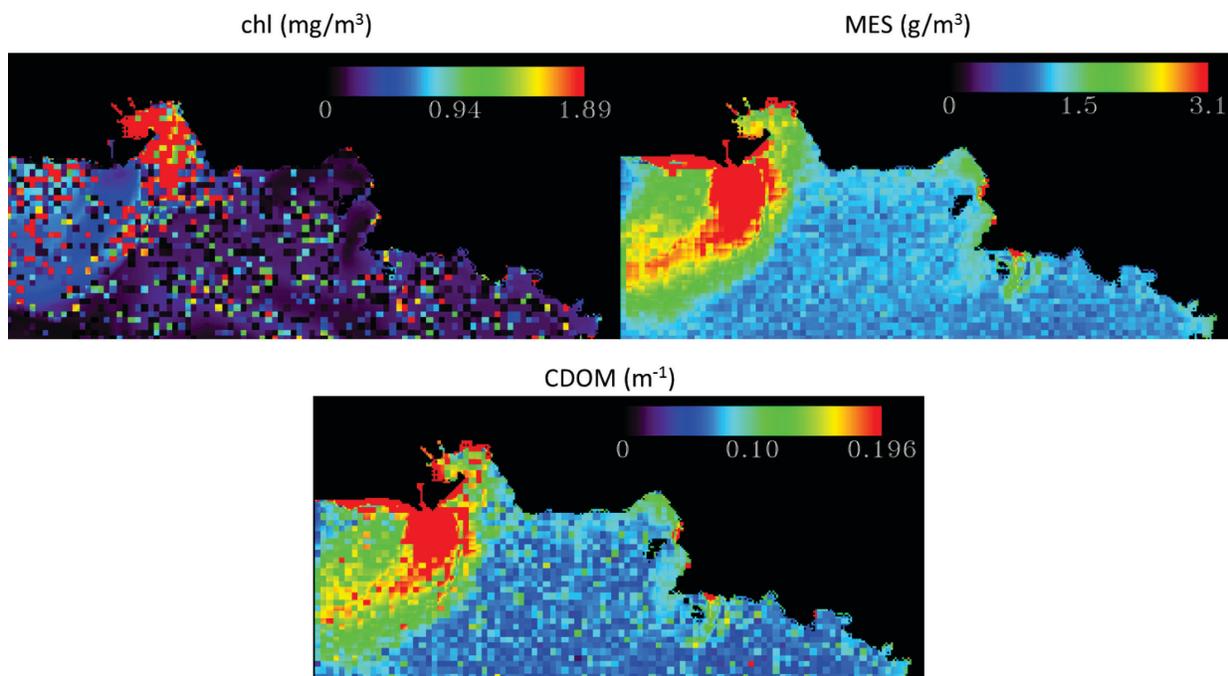


Figure 69 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images FCI filtrées

Le filtrage des images FCI permet d'obtenir des cartes d'hydrosols fusionnées dont les concentrations sont dans les mêmes gammes que les cartes non bruitées. Le filtrage a permis d'améliorer l'estimation mais le bruit est encore bien visible.

La visualisation de l'évolution des paysages est maintenant possible sur les cartes de *CDOM* fusionnées en plus des cartes de *MES*. L'amélioration quantitative de l'estimation par le filtrage sera présentée au paragraphe suivant.

Méthode STARFM

Les cartes issues de la méthode de fusion STARFM à 16h le 18/05/2008 avec en entrée les cartes d'hydrosols issues des images FCI non bruitées sont affichées Figure 70.

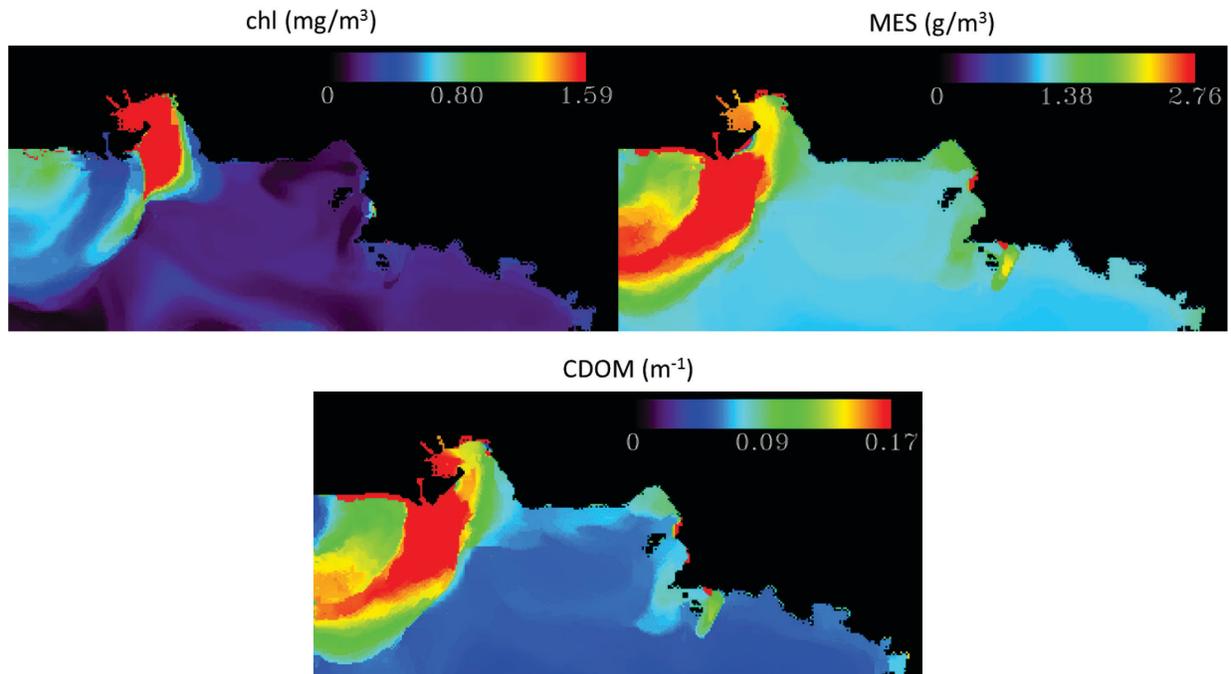


Figure 70 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images non bruitées

Comparé aux résultats obtenus avec la méthode de fusion SSTF (Figure 67), l'effet de pixellisation n'est plus visible. Les variations spatiales des concentrations se font de manière progressive. Visuellement, les cartes issues de la fusion STARFM sont beaucoup plus proches des cartes issues de l'image OLCI (Figure 66).

Les cartes d'hydrosols fusionnées à partir des cartes estimées avec les images OLCI et FCI bruitées sont présentées Figure 71.

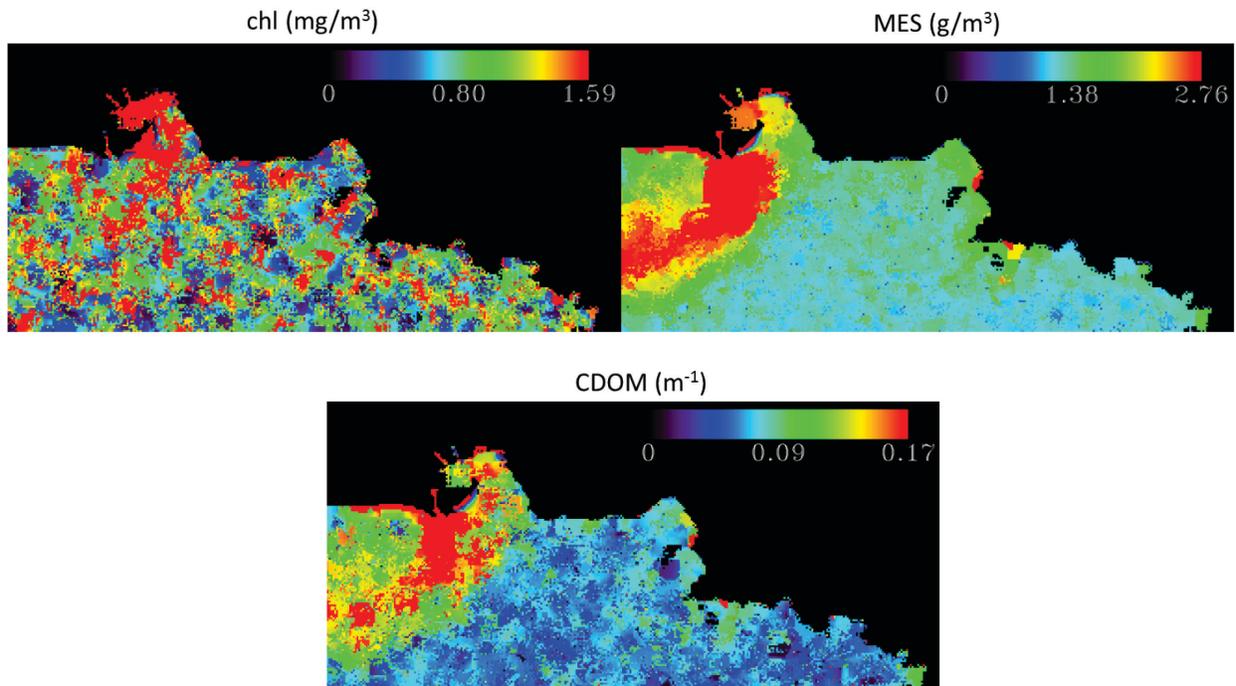


Figure 71 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images bruitées

Les cartes n'ont pas le même rendu visuel que celles obtenues avec la méthode de fusion SSTF. Le bruit semble étalé et n'apparaît plus sous forme de pixels isolés comme on le voit sur la Figure 68. Les gammes de valeurs d'hydrosols obtenues ont faiblement été modifiées.

Les cartes de *CDOM* et *chl* paraissent fortement affectées par le bruit de FCI tandis que la carte de *MES* l'est peu.

La fusion des cartes estimées à partir d'images FCI filtrées du bruit sont affichées Figure 72.

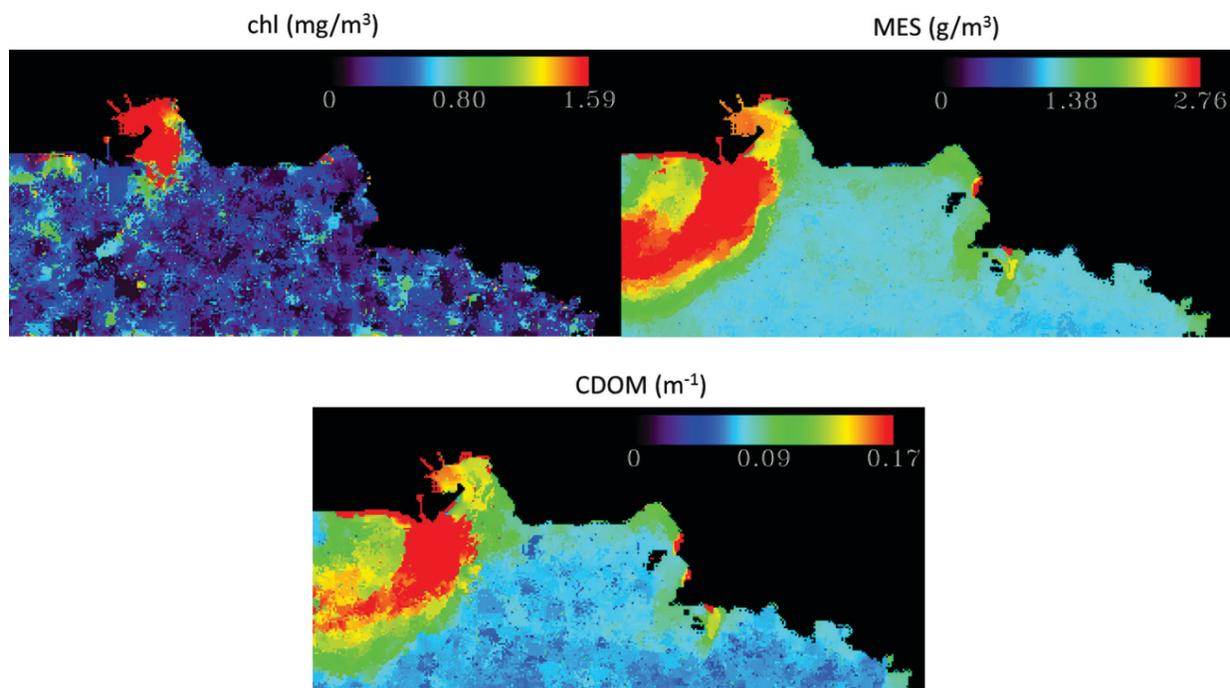


Figure 72 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images FCI filtrées

L'effet du filtrage est visible sur la carte de *MES* où le bruit n'apparaît presque plus. En plus du filtrage temporel des images FCI, la fusion STARFM a permis d'atténuer le bruit spatialement sur les cartes. Lors de la fusion STARFM, la moyenne pondérée au sein d'une fenêtre glissante agit comme un filtre passe-bas et lisse une nouvelle fois le bruit comme on le voit sur les cartes fusionnées.

Sur les cartes de *chl* et *CDOM*, le bruit a été atténué mais il reste toujours visible.

5.4.3. Validation des produits de fusion

Méthode SSTF

Les erreurs relatives entre les cartes en entrée de la simulation et les cartes d'hydrosols fusionnées durant le 18 et 19/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI non bruitées sont

tracées Figure 73. Celles-ci sont également comparées avec les erreurs relatives d'estimation réalisées à partir des images de référence (voir Figure 64).

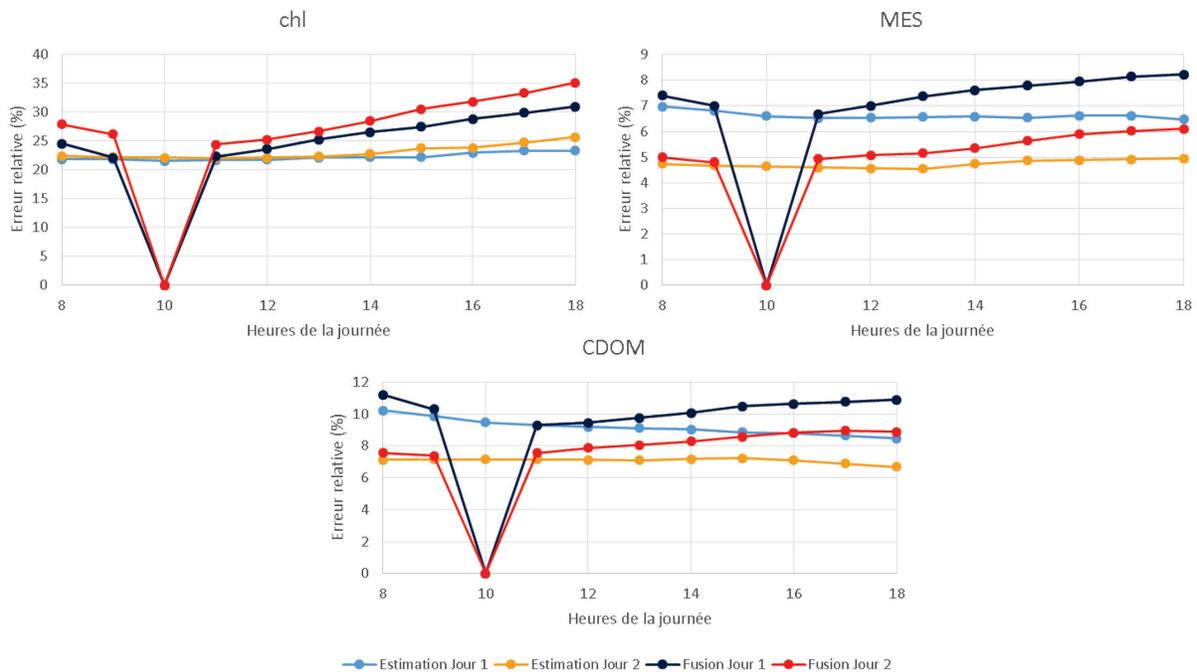


Figure 73 : Erreur relative en sortie de la fusion SSTF et erreur relative d'estimation durant les 18 et 19/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées

On remarque que les erreurs relatives totales (commises lors de l'estimation et de la fusion) des cartes de *chl* et de *CDOM* diffèrent peu d'une journée à l'autre mais cette différence est plus marquée pour les *MES*. Globalement, les erreurs totales accumulées lors de l'estimation et de la fusion sont faibles puisqu'en moyenne sur les deux journées elles sont respectivement de 27.6, 6.5 et 9.2% pour la *chl*, les *MES* et le *CDOM*.

On remarque que l'erreur d'estimation (courbe jaune et bleu clair) est plus forte pour la *chl* que pour les *MES* et le *CDOM*. Cela est dû aux fortes concentrations en *MES* qui masquent la *chl* dans le spectre de réflectance. On remarque aussi que cette erreur est fortement supérieure à l'erreur de fusion quel que soit l'hydrosol (différence entre la courbe rouge et la courbe jaune et différence entre la courbe bleu-clair et la courbe bleu-sombre). L'erreur due qu'à la fusion ne varie pas d'un jour à l'autre mais elle augmente légèrement au cours de chaque journée.

Afin d'étudier l'effet du bruit et l'apport du filtrage sur les cartes fusionnées, les erreurs relatives avec en entrée les images non bruitées, bruitées et les images FCI filtrées du bruit sont tracées Figure 74.

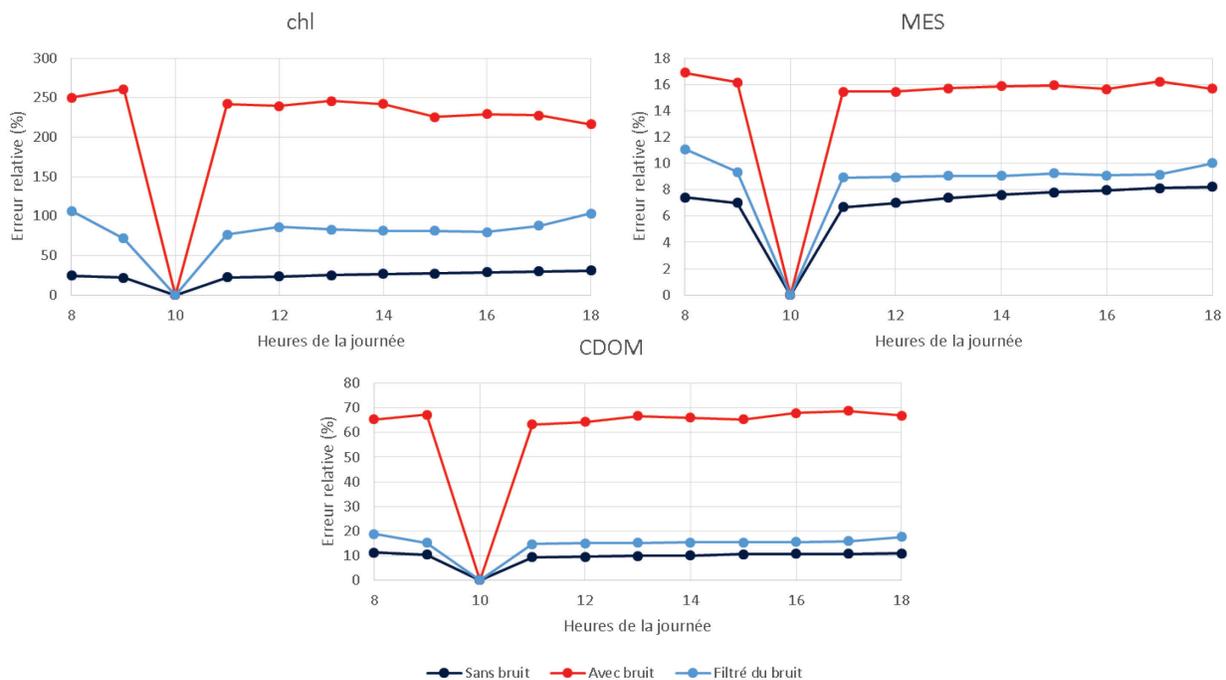


Figure 74 : Erreurs relatives entre les cartes d'entrée et les cartes fusionnées avec la méthode SSTF le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée

On remarque que les résultats avec des images non bruitées et filtrées du bruit sont très proches par rapport aux résultats avec images bruitées, ce qui montre l'efficacité du filtrage. Pour les *MES*, les 3 courbes d'erreurs relatives sont plus proches. Ceci confirme ce qui était observable sur les cartes d'hydrosols fusionnées avec les images bruitées (Figure 68) : le bruit a moins d'impact sur l'estimation et les résultats de fusion des cartes de *MES* (16% d'erreur relative moyenne avec les images bruitées) que sur les deux autres hydrosols.

Une fois les images FCI filtrées du bruit, l'estimation et la fusion des cartes de *CDOM* est notablement améliorée avec des erreurs relatives moyennes au cours de la journée de 15.8% et 9.4% pour les *MES*, tandis que pour la *chl* les erreurs relatives restent élevées avec 85.7% d'erreur en moyenne.

Méthode STARFM

Les erreurs relatives calculées durant chaque journée entre les cartes d'hydrosols en entrée de la simulation et les cartes issues de la fusion avec la méthode STARFM avec en entrée des images non bruitées sont tracées Figure 75. Les erreurs relatives totales des cartes en sortie de fusion, sont également comparées avec celles uniquement dues à l'estimation obtenues à partir des images de référence afin d'observer l'erreur générée uniquement par la fusion.

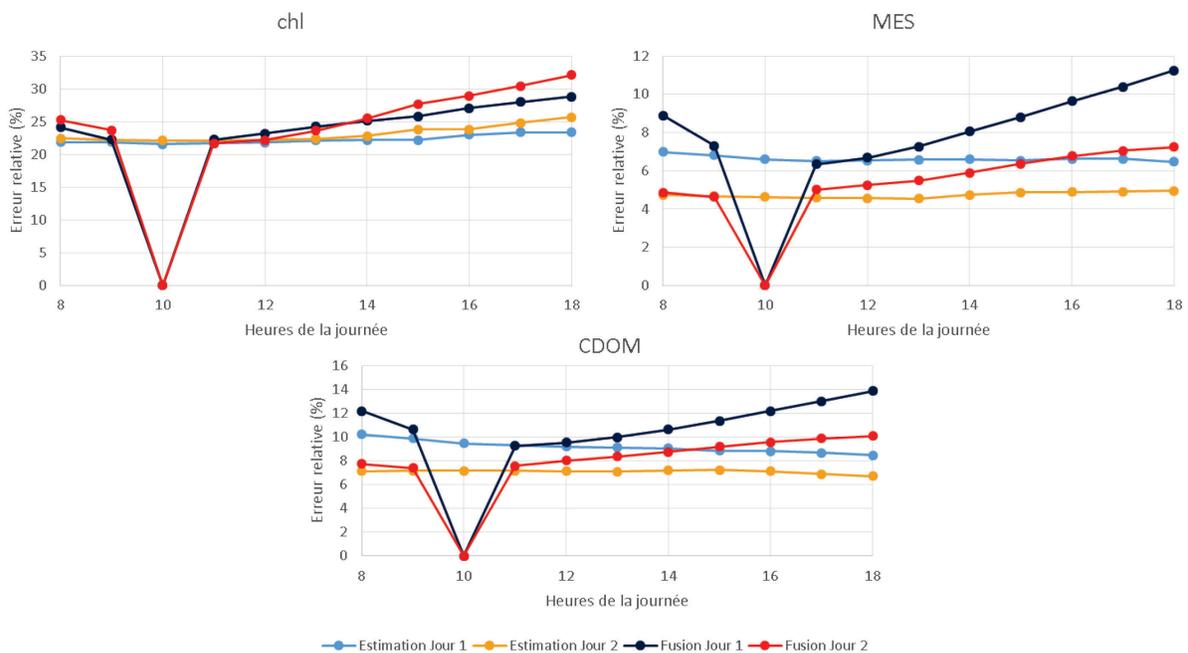


Figure 75 : Erreur relative en sortie de la fusion STARFM et erreur relative d'estimation durant les 18 et 19/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées

Les différences entre les erreurs relatives totales (fusion et estimation) obtenues d'une journée à l'autre sont les mêmes que celles observées avec la méthode SSTF, c'est-à-dire qu'elles sont globalement assez faibles.

Si l'on compare la Figure 73 et la Figure 75, on remarque ici que l'augmentation de l'erreur relative de la méthode STARFM au cours de chaque journée est plus importante que celle de la méthode SSTF quel que soit l'hydrosol, en particulier pour la première journée où le paysage évolue davantage. Comme cela avait été observé lors de la fusion des images au chapitre précédent, la méthode STARFM crée une augmentation de l'erreur relative au cours de la journée par une prise en compte partielle des évolutions temporelles. En fin de journée, la différence entre l'erreur de fusion et l'erreur d'estimation est donc plus importante qu'avec la méthode SSTF.

On remarque également une hausse globale et modérée des erreurs relatives obtenues pour les *MES* et le *CDOM* puisqu'en moyenne sur les deux journées on obtient respectivement 7.2 et 9.9% d'erreurs relatives contre 6.5 et 9.2% avec SSTF.

Enfin, on trace les erreurs relatives totales avec en entrée de fusion, les images non bruitées, bruitées et les images FCI filtrées durant la première journée (Figure 76).

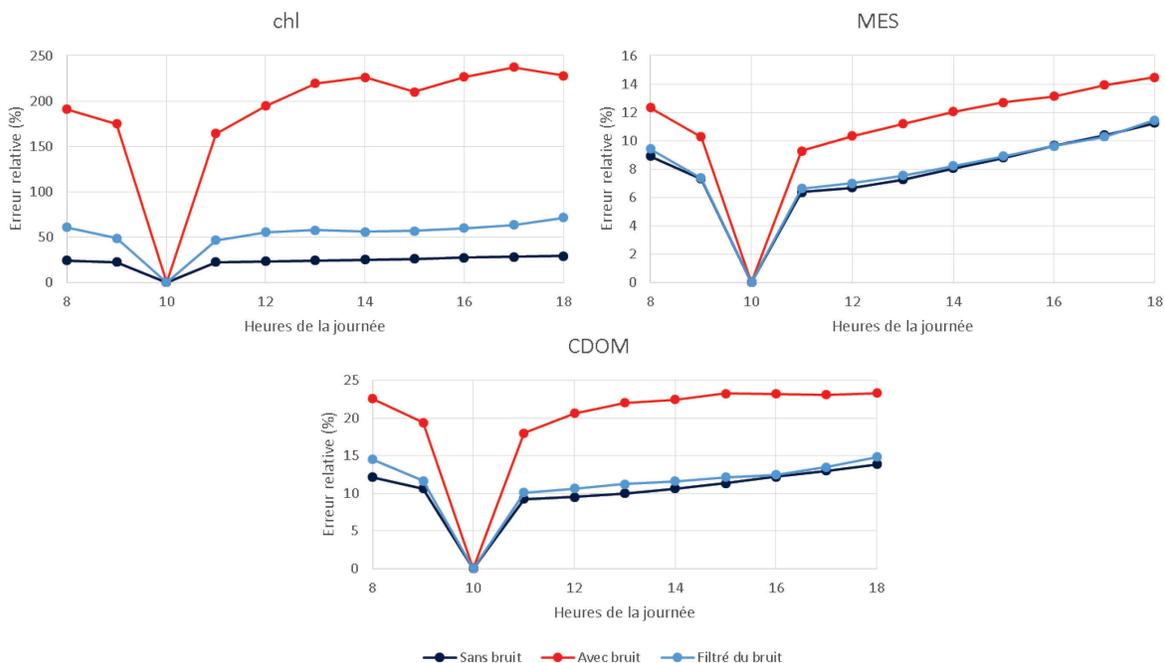


Figure 76 : Erreurs relatives entre les cartes d'entrée et les cartes fusionnées avec la méthode STARFM le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée

Pour les MES et le CDOM on remarque également une augmentation des erreurs relatives au cours de la journée et ce, pour les trois configurations.

Les erreurs relatives obtenues avec les images bruitées sont plus proches de celles obtenues avec images non bruitées et filtrées du bruit comparé à la méthode SSTF. Ce qui a été remarqué sur la Figure 71 où le bruit était très peu visible, est donc confirmé ici. La méthode STARFM réalise un filtrage spatial intégré à la méthode de fusion permettant une amélioration des résultats avec les images bruitées.

Quant au filtrage temporel des images FCI, il permet avec cette méthode des résultats équivalents à ceux obtenus avec les images non bruitées pour les MES et le CDOM (8.6 et 12.3% d'erreur relative moyenne pour les MES et le CDOM avec images filtrées contre 8.5 et 11.2% avec images non bruitées). Cependant, les cartes de chl sont générées avec des erreurs relatives trop élevées, même une fois les images FCI filtrées du bruit (en moyenne 57.5%).

Finalement, nous synthétisons les résultats de comparaison des deux méthodes de fusion en utilisant en entrée les images FCI filtrées du bruit durant la journée du 18/05/2008 (Tableau 19). Il s'agit de l'erreur totale (fusion et estimation).

Tableau 19 : Erreurs relatives entre les cartes d'hydrosols fusionnées avec les images FCI filtrées du bruit en entrée et les cartes d'entrée de simulation le 18/05/2008

Temps	Erreurs relatives des cartes d'hydrosols fusionnées (%)					
	SSTF			STARFM		
	chl	MES	CDOM	chl	MES	CDOM
8h	106,54	11,08	18,70	60,48	9,42	14,50
9h	71,47	9,36	15,24	48,47	7,35	11,66
10h	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
11h	76,78	8,94	14,64	46,47	6,63	10,14
12h	86,10	8,95	15,02	55,17	6,99	10,64
13h	83,08	9,04	15,23	57,72	7,54	11,25
14h	81,32	9,07	15,31	55,93	8,23	11,64
15h	81,11	9,49	14,61	56,69	8,90	12,16
16h	79,91	9,09	15,46	59,76	9,62	12,50
17h	87,62	9,14	15,83	63,25	10,27	13,51
18h	103,32	10,03	17,57	71,43	11,43	14,86

Les cartes des trois hydrosols fusionnés ont des erreurs relatives plus faibles avec la méthode STARFM puisqu'en moyenne sur la journée du 18/05/2008 les erreurs relatives sont respectivement de 57.5, 8.6 et 12.3% pour la *chl*, les *MES* et le *CDOM* contre 85.7, 9.4 et 15.8% avec la méthode SSTF. Cependant, les résultats obtenus avec la méthode STARFM ont montré que l'erreur relative augmentait davantage au cours de la journée à cause de la propagation de l'erreur de fusion. Ce phénomène engendre notamment une erreur relative sur la carte de *MES* à 18h plus élevée qu'avec la méthode SSTF (10.3% avec SSTF contre 11.43% avec STARFM).

Les résultats obtenus pour la seconde journée (19/05/2008) ne sont pas présentés car on observe les mêmes comportements que pour la première journée, excepté que les erreurs sont globalement plus faibles car le paysage varie moins au cours de la journée et que les eaux du Cas 2 sont présentes en plus faible proportion.

5.4.4. Comparaison des démarches fusion / estimation et estimation / fusion

Enfin, dans le but de déterminer la meilleure démarche possible (fusion puis estimation ou estimation puis fusion), nous comparons les résultats obtenus dans ce chapitre avec ceux obtenus au chapitre précédent.

Pour cela, on s'intéresse encore aux résultats obtenus avec les images FCI filtrées du bruit. On considère d'une part les erreurs relatives moyennes de chaque journée calculées entre les cartes en entrée de la simulation et celles estimées à partir des images fusionnées (chapitre 4) et d'autre part entre les cartes en entrée de la simulation et les cartes fusionnées dans ce chapitre (Tableau 20). Pour chaque journée, les erreurs relatives les plus faibles apparaissent en gras.

Tableau 20 : Comparaison entre les erreurs relatives moyennes de chaque journée des cartes estimées à partir des images fusionnées et des cartes fusionnées à partir des images FCI et OLCI

Méthode de fusion	Erreurs relatives des cartes issues des images fusionnées (chapitre 4) (%)						Erreurs relatives des cartes fusionnées (ce chapitre) (%)					
	SSTF			STARFM			SSTF			STARFM		
Hydrosol	chl	MES	CDOM	chl	MES	CDOM	chl	MES	CDOM	chl	MES	CDOM
Jour 1	80,0	8,9	13,9	84,5	9,2	10,4	85,7	9,4	15,8	57,5	8,6	12,3
Jour 2	72,3	6,3	11,0	85,6	6,6	8,4	60,6	7,6	13,7	54,9	6,2	10,2

Pour les deux jours, la démarche suivie dans ce chapitre avec la méthode STARFM permet d'obtenir de bien meilleures estimation pour la *chl* et des estimations un peu meilleures pour les *MES*.

Concernant le *CDOM*, c'est la première démarche (chapitre 4) avec la méthode de fusion STARFM qui permet d'obtenir les meilleurs résultats mais les résultats obtenus pour chaque approche sont assez similaires.

Globalement, les résultats obtenus par les deux démarches sont assez équivalents pour les *MES* et le *CDOM* mais il est préférable de suivre la deuxième démarche qui permet d'obtenir de meilleurs estimations, surtout pour la *chl*.

5.5. Discussions

Dans les deux démarches présentées, il y a toujours une erreur due à l'estimation et une erreur due à la fusion, quel que soit l'ordre des opérations. La première source d'erreur, due à l'estimation est constante au cours de chaque journée mais diffère d'un jour à l'autre. Cela dépend des proportions d'eaux turbides et d'eaux claires, du nombre de bandes utilisées pour l'estimation et du niveau de bruit des images. Mais même avec les 12 bandes d'OLCI, non bruitées, la chlorophylle est estimée avec 20% d'erreur car la présence de *MES* masque celle du phytoplancton dans la réflectance totale. L'estimateur pourrait éventuellement être amélioré mais ceci n'était pas le sujet de cette thèse.

La seconde source d'erreur, liée à la fusion, objet de ce mémoire, est souvent faible par rapport à l'erreur d'estimation, quel que soit la méthode de fusion et la démarche. Elle augmente légèrement au cours de la journée et ce, toujours plus fortement avec la méthode STARFM (Figure 75), qu'avec la méthode SSTF (Figure 73).

Concernant l'évolution du paysage, en l'absence de bruit, la méthode SSTF donne encore ici de meilleurs résultats que la méthode STARFM.

Concernant le bruit de FCI, les résultats obtenus avec la méthode STARFM sont toujours beaucoup moins sensibles à son bruit, que les résultats obtenus avec la méthode SSTF (Figure 74 et Figure 76).

Une nouvelle fois, nous pouvons proposer des recommandations sur des méthodes de fusion à utiliser en fonction de l'évolution du paysage en entrée (Tableau 21) pour l'approche estimation puis fusion et ce pour chaque hydrosol dans le cas où les images FCI en entrée ont été filtrées du bruit.

Tableau 21 : Recommandations sur les méthodes de fusion à utiliser en fonction des caractéristiques des cartes d'entrée pour la démarche « estimation puis fusion »

Cartes de paysages	chl	MES	CDOM
faible	SSTF	STARFM	STARFM

évolution			
forte	STARFM	STARFM	STARFM
évolution			

Pour les *MES* et le *CDOM*, quelle que soit l'évolution du paysage, nous conseillons d'utiliser la méthode STARFM. Pour la *chl*, en cas de faible évolution du paysage (jour 2), la méthode SSTF donne de meilleurs résultats tandis que lorsque le paysage évolue plus fortement, c'est STARFM qui est recommandée.

Dans ce chapitre, nous avons également comparé la démarche qui consiste à fusionner les images en réflectance puis à estimer les cartes d'hydrosols (chapitre 4) avec la démarche qui consiste à estimer les cartes d'hydrosols puis à les fusionner. Les résultats sont similaires pour les *MES* et le *CDOM* mais le processus suivi dans ce chapitre donne des résultats légèrement meilleurs surtout pour la *chl*. Le fait de fusionner des hydrosols au lieu des bandes spectrales permet d'éviter certaines erreurs, notamment lorsque les bandes spectrales diffèrent d'un capteur à l'autre. Puisque dans le cas des capteurs OLCI et FCI les centres de bandes diffèrent peu, les erreurs générées sont donc faibles mais la fusion d'autres images pourraient générer plus d'erreurs. La fusion d'hydrosols en ce sens, présente l'avantage de permettre la fusion de produits issus de différents capteurs quelles que soient leurs bandes spectrales.

Enfin, cette démarche (« estimation puis fusion ») permet d'utiliser pleinement les informations fournies par les 12 bandes d'OLCI lors de l'estimation des cartes d'hydrosols. La démarche fusion puis estimation, ne nous avait pas permis d'utiliser les 12 bandes d'OLCI mais seulement 3, communes avec FCI. En effet, comme la fusion des images radiométriques ne peut se réaliser que bande à bande, et que nous ne disposions que de 3 bandes pour FCI, nous ne pouvions pas utiliser les 9 autres bandes d'OLCI.

Cette dernière raison peut donc expliquer les meilleurs résultats obtenus avec la deuxième approche, notamment pour la *chl*.

Pour finir, des recommandations sont proposées pour chaque hydrosol concernant la démarche à suivre ainsi que la méthode de fusion à utiliser en fonction du paysage observé et ce pour des

images FCI filtrées du bruit en entrée (Tableau 22). La première démarche correspond à la fusion puis estimation et la seconde démarche correspond à l'estimation puis la fusion.

Tableau 22 : Recommandations des démarches à suivre et de la méthode de fusion à utiliser en fonction des caractéristiques des cartes d'entrée

Cartes de paysages	chl	MES	CDOM
faible évolution	2 nd e démarche STARFM	2 nd e démarche STARFM	1 ^{ère} démarche STARFM
forte évolution	2 nd e démarche STARFM	2 nd e démarche STARFM	1 ^{ère} démarche STARFM

Quelle que soit l'évolution du paysage, pour les *MES*, la démarche estimation puis fusion avec la méthode STARFM est recommandée tandis que pour le *CDOM*, c'est la démarche fusion avec la méthode STARFM puis estimation qui permet d'obtenir de meilleurs résultats. Pour la *chl*, selon l'évolution du paysage, la démarche à suivre diffère. Pour les journées où le paysage varie peu, c'est la démarche estimation puis fusion SSTF qui est conseillée alors qu'en cas d'une forte dynamique c'est la démarche fusion SSTF puis estimation qui est recommandée.

Sans tenir compte de la démarche, on remarque que pour la *chl*, la méthode de fusion SSTF permet dans les 2 cas d'obtenir de meilleurs résultats alors que pour les *MES* et le *CDOM* c'est la méthode STARFM.

On peut s'interroger ici sur la raison d'une meilleure performance de la méthode SSTF dans la fusion au niveau image et d'une meilleure performance de la méthode STARFM dans la fusion au niveau produit. Il semblerait que cela puisse s'expliquer par la façon dont évolue la réflectance dans le temps, qui s'avère être linéaire. C'est-à-dire qu'il existe un coefficient qui permet de passer d'une réflectance à un instant t_1 à la réflectance à un instant t_2 , ce qui est pris en compte par la méthode SSTF. Au contraire, quand la fusion est réalisée au niveau produit, on observe une évolution moyenne des hydrosols sous la forme d'une fonction affine, c'est-à-dire qu'il existe un $ax+b$ qui permet de passer d'une réflectance à un instant t_1 à la réflectance à un

instant t_2 . La méthode STARFM suppose une évolution affine mais dont la pente a est égale à 1. On peut donc imaginer qu'une méthode hybride entre SSTF et STARFM pourrait améliorer les résultats de fusion.

5.6. Ce qu'il faut retenir

Ce chapitre a présenté la fusion temporelle de cartes d'hydrosols issues des capteurs FCI et OLCI. Pour cela les cartes de *chl*, *MES* et *CDOM* ont été estimées à partir des images OLCI et FCI simulées au chapitre 3. Les méthodes de fusion SSTF et STARFM utilisées au chapitre précédent sur des images multispectrales ont été adaptées à la fusion de cartes d'hydrosols. Pour cette nouvelle approche, la méthode STARFM donne de meilleurs résultats que la méthode SSTF pour tous les hydrosols. Comparée à l'approche fusion puis estimation, cette approche permet des estimations de la chlorophylle nettement meilleures.

Conclusion et Perspectives

Dans cette thèse nous avons dans un premier temps présenté les problématiques au large des côtes et en zones côtières et présenté les missions d'observation spatiale actuelles et futures pouvant contribuer à analyser ces problématiques. Comme les problématiques en zones côtières présentent une forte dynamique temporelle, une influence sur la couleur parfois faible et des échelles spatiales assez fines, nous avons conclu qu'il n'existait pas de capteur disposant à la fois des résolutions spatiale, spectrale ET temporelle adaptées à l'observation des océans et des zones côtières et que la fusion d'images de différents capteurs pour obtenir les résolutions requises était nécessaire.

Nous avons tout d'abord choisi deux futurs capteurs possédant chacun des caractéristiques requises : OLCI sur Sentinel-3 pour ses résolutions spatiale et spectrale et sa sensibilité à la couleur de l'eau et FCI pour sa résolution temporelle. Nous avons ensuite cherché à analyser les performances de chacun de ces capteurs pour analyser la couleur de l'eau. Pour cela, nous avons simulé la luminance spectrale qui serait acquise par ces capteurs à partir des hydrosols (*chl*, *MES* et *CDOM*) en tenant compte des caractéristiques des capteurs (SNR et bandes spectrales). Ces hydrosols ont ensuite été estimés par inversion du modèle semi-analytique de Lee et comparés avec les valeurs utilisées en entrée des simulations. Grâce à la haute répétitivité temporelle de FCI (10 min), les luminances ont pu être filtrées en réalisant une moyenne de 5 spectres consécutifs (acquis sur une durée de 40 min). Les simulations ont été effectuées pour des valeurs d'hydrosols correspondant aux eaux du large et aux zones côtières. En ce qui concerne les eaux du large, OLCI et FCI filtrées ont fourni des estimations précises de la *chl*. Pour les zones côtières, les simulations des spectres OLCI ont permis une estimation fiable des concentrations des 3 hydrosols tandis que les spectres de FCI filtrés n'ont permis d'estimer avec précision que les *MES* et le *CDOM* mais pas la *chl*.

Les capteurs OLCI et FCI n'ayant pas encore été lancés pendant cette étude, leurs images ont donc été simulées sur le site du Golfe du Lion. La simulation a été réalisée par modélisation

spatiale et temporelle des cartes de paysage (*chl*, *MES* et *CDOM*) puis par la modélisation du transfert radiatif dans la colonne d'eau (avec Hydrolight) et dans l'atmosphère (avec MODTRAN). Enfin, les caractéristiques des capteurs comme leurs résolutions spatiale et spectrale et leur SNR ont été prises en compte dans le processus de simulation. Des images de référence ont également été simulées dans le but de valider les produits de fusion.

Concernant la fusion des images, nous nous sommes intéressés à deux méthodes : la méthode de Vanhellemont *et al.* (2014) qui a été adaptée aux capteurs OLCI et FCI et nommée SSTF (pour *Spatial Spectral Temporal Fusion*) et la méthode STARFM (Feng Gao *et al.*, 2006). La validation a été réalisée d'une part en comparant les images fusionnées avec les images de référence et d'autre part en comparant les cartes d'hydrosols estimées à partir des images fusionnées avec les cartes utilisées en entrée de la simulation d'images. La fusion des images radiométriques a fourni de meilleurs résultats avec la méthode SSTF qu'avec la méthode STARFM mais la validation sur les cartes d'hydrosols estimées a montré que la méthode STARFM donnait de meilleures estimations.

Nous avons ensuite voulu comparer cette démarche (fusion puis estimation) à celle qui consiste à estimer les hydrosols à partir des images simulées puis à fusionner les cartes d'hydrosols entre elles. Pour cela, les deux mêmes méthodes de fusion d'images (SSTF et STARFM) ont été adaptées à la fusion des cartes. Les cartes fusionnées ont ensuite été validées en les comparant aux cartes d'hydrosols utilisées en entrée des simulations. Les cartes d'hydrosols n'évoluant pas temporellement de la même manière que les images de réflectances, les performances des méthodes de fusion diffèrent des résultats obtenus avec les images radiométriques. Cependant, nous avons constaté que lorsque les cartes sont bruitées (même faiblement) la méthode STARFM permet d'obtenir de meilleurs résultats.

Avec des images très faiblement bruitées, la façon dont les modifications du paysage (réflectance ou hydrosols) sont prises en compte par la méthode de fusion s'est révélée être le paramètre le plus influant sur les résultats de fusion. Une analyse de l'évolution temporelle des paysages doit donc être réalisée en amont de la fusion pour aider au choix de la méthode. En présence de bruit, le filtrage devient le paramètre le plus influant sur la qualité des produits de fusion. Nous avons notamment observé d'une part l'importance du filtrage temporel qui a permis d'améliorer les résultats de fusion et dans certains cas d'obtenir des résultats équivalents à ceux

obtenus avec les images non bruitées et d'autre part le filtrage spatial réalisé par la méthode de fusion STARFM qui a permis d'obtenir de meilleurs résultats que SSTF.

D'un point de vue plus général, nous avons montré la complémentarité des deux capteurs, avec l'apport spectral, radiométrique et spatial de l'image OLCI et l'apport temporel de l'image FCI. La fusion au niveau image permet d'associer la résolution spatiale et radiométrique de l'image OLCI à la résolution temporelle de l'image FCI, mais pas la résolution spectrale de l'image OLCI. Alors que la fusion d'images au niveau produit permet d'associer toutes les performances des deux capteurs.

Concernant les perspectives qui pourraient ouvrir de nouvelles voies à ce travail, des améliorations pourraient être apportées sur :

- la méthode d'estimation
- le filtrage temporel
- la sélection de pixels voisins pondérée (qui pourrait aussi être appliqué à la méthode SSTF)
- la méthode de fusion (méthode hybride entre SSTF qui tient compte de l'évolution du paysage et STARFM qui filtre bien les images du bruit du capteur)

D'autre part, comme il est primordial de prendre en compte l'évolution temporelle du paysage, une analyse temporelle du paysage observé pourrait être réalisée à partir des images à haute résolution temporelle disponibles (dans notre étude les images FCI) car les images ou les cartes d'hydrosols n'évoluent pas forcément de façon linéaire.

Nos méthodes pourraient également être comparées à des méthodes statistiques comme la méthode « Objective analysis » de Pottier *et al.* (2006) ou bien s'inspirer de cette méthode en considérant à la fois la distribution spatiale et temporelle des hydrosols et en tenant compte de données *in-situ* afin de calculer la pondération liée à l'erreur associée au capteur.

Concernant les applications des produits de fusion, on peut déjà en envisager trois.

Au niveau image, la première application sera d'augmenter le rythme des acquisitions sur les zones à fortes couvertures nuageuses afin d'augmenter les chances d'obtenir une image sans nuage. Les images GEO pourront être fusionnées avec la dernière image LEO reçue de la zone. Les images pourront être ensuite recomposées à partir de différents produits de fusion. Avoir un tel produit, sans nuage, est l'un des buts de la communauté de la couleur de l'eau (rapports IOCCG) mais ce produit doit être utilisé prudemment car des incohérences spatiales peuvent apparaître pour des pixels ayant été acquis à des instants différents.

Au niveau produit, la fusion permettra le suivi de la dynamique biologique quotidienne dans les eaux du large (eaux du Cas 1) à la résolution d'OLCI. L'étude de sensibilité a montré que pour les eaux du Cas 1, l'estimation de la *chl* est possible avec les trois larges bandes FCI, une fois la luminance filtrée du bruit. Le suivi de la *chl* permettra l'étude des cycles phytoplanctoniques qui contribuent à l'activité photosynthétique permettant indirectement le suivi du cycle du carbone.

Enfin, la fusion au niveau produit permettra de suivre les zones côtières nécessitant une forte résolution spatiale, spectrale et temporelle. Même si la chlorophylle est estimée avec 50% d'erreur, sa concentration pourra être considérée comme un indicateur mais les *MES* et le *CDOM* seront quant à eux bien estimés.

Bibliographie

- Alvain, S., Moulin, C., Dandonneau, Y., Bréon, F.-M., 2005. Remote sensing of phytoplankton groups in case 1 waters from global SeaWiFS imagery. *Deep Sea Res. Part Oceanogr. Res. Pap.* 52, 1989–2004.
- Alvain, S., Moulin, C., Dandonneau, Y., Loisel, H., 2008. Seasonal distribution and succession of dominant phytoplankton groups in the global ocean: A satellite view. *Glob. Biogeochem. Cycles* 22.
- Antoine, D., 1998. Apports de la télédétection spatiale de la «couleur de l’océan» à l’océanographie. *Océanis* 24, 81–150.
- Antoine, D., André, J.-M., Morel, A., 1996. Oceanic primary production: 2. Estimation at global scale from satellite (coastal zone color scanner) chlorophyll. *Glob. Biogeochem. Cycles* 10, 57–69.
- Ardyna, M., Babin, M., Gosselin, M., Devred, E., Rainville, L., Tremblay, J.-É., 2014. Recent Arctic Ocean sea ice loss triggers novel fall phytoplankton blooms. *Geophys. Res. Lett.* 41, 6207–6212.
- Babin, M., Morel, A., Fournier-Sicre, V., Fell, F., Stramski, D., 2003. Light scattering properties of marine particles in coastal and open ocean waters as related to the particle mass concentration. *Limnol Oceanogr* 48, 843–859.
- Baklouti, M., Faure, V., Pawlowski, L., Sciandra, A., 2006. Investigation and sensitivity analysis of a mechanistic phytoplankton model implemented in a new modular numerical tool (Eco3M) dedicated to biogeochemical modelling. *Prog. Oceanogr.* 71, 34–58.
- Berk, A., Bernstein, L.S., Anderson, G.P., Acharya, P.K., Robertson, D.C., Chetwynd, J.H., Adler-Golden, S.M., 1998. MODTRAN cloud and multiple scattering upgrades with application to AVIRIS. *Remote Sens. Environ.* 65, 367–375.
- Bhargava, D., Mariani, D.W., 1991. Effects of suspended particle size and concentration on reflectance measurements. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 57, 519–529.
- Billat, V., Wald, L., 1997. Use of a simulator for the study of the sensitivity of the signal sensed by the MERIS spectrometer, in: *Quantitative Remote Sensing for Science and Applications, International*. Presented at the Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS '95, IEEE, Florence, Italie, pp. 60–62.
- Bricaud, A., Morel, A., Babin, M., Allali, K., Claustre, H., 1998. Variations of light absorption by suspended particles with chlorophyll a concentration in oceanic (case 1) waters: Analysis and implications for bio-optical models. *J. Geophys. Res.* 103, 31033–31044.
- Bricaud, A., Morel, A., Prieur, L., 1981. Absorption by dissolved organic matter of the sea (yellow substance) in the UV and visible domains. *Limnol. Oceanogr.* 26, 43–53.
- Brown, M.E., Pinzón, J.E., Didan, K., Morisette, J.T., Tucker, C.J., 2006. Evaluation of the consistency of long-term NDVI time series derived from AVHRR, SPOT-vegetation, SeaWiFS, MODIS, and Landsat ETM+ sensors. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44, 1787–1793.

- Burke, L., Kura, Y., Kassem, K., Revenga, C., Spalding, M., McAllister, D., 2000. Coastal ecosystems: pilot analysis of global ecosystems, in: Coastal Ecosystems: Pilot Analysis of Global Ecosystems. WRI.
- Burt, P.J., Adelson, E.H., 1983. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Trans. Commun.* 31, 532–540.
- Chami, M., Lafrance, B., Fougnie, B., Chowdhary, J., Harmel, T., Waquet, F., 2015. OSOAA: a vector radiative transfer model of coupled atmosphere-ocean system for a rough sea surface application to the estimates of the directional variations of the water leaving reflectance to better process multi-angular satellite sensors data over the ocean. *Opt. Express* 23, 27829–27852.
- Choi, J.-K., Park, Y.J., Ahn, J.H., Lim, H.-S., Eom, J., Ryu, J.-H., 2012. GOCI, the world's first geostationary ocean color observation satellite, for the monitoring of temporal variability in coastal water turbidity. *J. Geophys. Res. Oceans* 117.
- Christensen, V., Pauly, D., 1993. Trophic models of aquatic ecosystems. *WorldFish*.
- Curran, P., Steele, C., 2005. MERIS: The re-branding of an ocean sensor. *Int. J. Remote Sens.* 26, 1781–1798.
- Daley, R., 1991. Atmospheric data analysis, Cambridge atmospheric and space science series. Camb. Univ. Press 6966, 25.
- Doerffer, R., Schiller, H., 2008. MERIS regional coastal and lake case 2 water project atmospheric correction ATBD. *GKSS Res. Cent.* 21502.
- Doerffer, R., Schiller, H., 2007. The MERIS Case 2 water algorithm. *Int. J. Remote Sens.* 28, 517–535.
- Doxaran, D., Froidefond, J.-M., Castaing, P., 2002. A reflectance band ratio used to estimate suspended matter concentrations in sediment-dominated coastal waters. *Int. J. Remote Sens.* 23, 5079–5085.
- Doxaran, D., Froidefond, J.-M., Lavender, S., Castaing, P., 2002. Spectral signature of highly turbid waters: Application with SPOT data to quantify suspended particulate matter concentrations. *Remote Sens. Environ.* 81, 149–161.
- Falkowski, P.G., 1994. The role of phytoplankton photosynthesis in global biogeochemical cycles. *Photosynth. Res.* 39, 235–258.
- Faure, F., Coste, P., Kang, G., 2008. The GOCI instrument on COMS mission-The first geostationary ocean color imager, in: *Proceedings of the International Conference on Space Optics (ICSO)*. pp. 14–17.
- Feng Gao, Masek, J., Schwaller, M., Hall, F., 2006. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44, 2207–2218.
- Field, C.B., Behrenfeld, M.J., Randerson, J.T., Falkowski, P., 1998. Primary production of the biosphere: integrating terrestrial and oceanic components. *Science* 281, 237–240.
- Forget, P., Ouillon, S., 1998. Surface suspended matter off the Rhone river mouth from visible satellite imagery. *Oceanol. Acta* 21, 739–749.
- Frayse, M., Pairaud, I., Ross, O.N., Faure, V.M., Pinazo, C., 2014. Intrusion of Rhone River diluted water into the Bay of Marseille: Generation processes and impacts on ecosystem functioning. *J. Geophys. Res. Oceans* 119, 6535–6556.
- Frayse, M., Pinazo, C., Faure, V.M., Fuchs, R., Lazzari, P., Raimbault, P., Pairaud, I., 2013. Development of a 3D Coupled Physical-Biogeochemical Model for the Marseille Coastal

- Area (NW Mediterranean Sea): What Complexity Is Required in the Coastal Zone? *PLoS ONE* 8, e80012.
- Froidefond, J.-M., Gardel, L., Guiral, D., Parra, M., Ternon, J.-F., 2002. Spectral remote sensing reflectances of coastal waters in French Guiana under the Amazon influence. *Remote Sens. Environ.* 80, 225–232.
- Fukushima, H., Toratani, M., Yamamiya, S., Mitomi, Y., 2000. Atmospheric correction algorithms for ADEOS/OCTS ocean color data: Performance comparison based on ship and buoy measurements. *Adv. Space Res.* 25, 1015–1024.
- Galeazzi, C., Sacchetti, A., Cisbani, A., Babini, G., 2008. The PRISMA program, in: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International. IEEE*, p. IV–105.
- Gao, F., Masek, J., Schwaller, M., Hall, F., 2006. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44, 2207–2218.
- Garver, S.A., Siegel, D.A., 1997. Inherent optical property inversion of ocean color spectra and its biogeochemical interpretation: 1. Time series from the Sargasso Sea. *J. Geophys. Res. Oceans* 1978–2012 102, 18607–18625.
- Gohin, F., Druon, J.N., Lampert, L., 2002. A five channel chlorophyll concentration algorithm applied to SeaWiFS data processed by SeaDAS in coastal waters. *Int. J. Remote Sens.* 23, 1639–1661.
- Gordon, H., Clark, D., 1980. Remote sensing optical properties of a stratified ocean: an improved interpretation. *Appl. Opt.* 19, 3428–3430.
- Gordon, H.R., 1990. Radiometric considerations for ocean color remote sensors. *Appl. Opt.* 29, 3228–3236.
- Gordon, H.R., Brown, O.B., Evans, R.H., Brown, J.W., Smith, R.C., Baker, K.S., Clark, D., 1988. A semianalytic radiance model of ocean color. *J. Geophys. Res.* 93, 10909–10924.
- Gregg, W.W., Casey, N.W., O'Reilly, J.E., Esaias, W.E., 2009. An empirical approach to ocean color data: Reducing bias and the need for post-launch radiometric re-calibration. *Remote Sens. Environ.* 113, 1598–1612.
- Gregg, W.W., Chen, F.C., Mezaache, A.L., Chen, J.D., Whiting, J.A., Hooker, S.B., Firestone, E.R., Indest, A., 1993. SeaWiFS technical report series. Volume 9: The simulated SeaWiFS data set, version 1.
- Gregg, W.W., Ginoux, P., Schopf, P.S., Casey, N.W., 2003. Phytoplankton and iron: validation of a global three-dimensional ocean biogeochemical model. *Deep Sea Res. II* 50, 3143–3169.
- Gregg, W.W., Woodward, R.H., 1998. Improvements in high frequency ocean color observations: Combining data from SeaWiFS and MODIS. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 36, 1350–1353.
- Hall, D.L., Llinas, J., 1997. An introduction to multisensor data fusion. *Proc. IEEE* 85, 6–23.
- Hall, D.L., Llinas, J., 1997. An introduction to multisensor data fusion. *Proc. IEEE* 85, 6–23.
- Han, L., Rundquist, D.C., 1996. Spectral characterization of suspended sediments generated from two texture classes of clay soil. *Int. J. Remote Sens.* 17, 643–649.
- Haydn, R., Dalke, G., Henkel, J., Bare, J., 1982. Application of the IHS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement, in: *Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing of Environment, First Thematic*

- Conference: Remote Sensing of Arid and Semi-Arid Lands. Ann Arbor, Mich.: Center Remote Sens. Information & Analysis, Environ. Res. Inst., Mich., Cairo, Egypt.
- Hesselmans, G.H.F.M., Nipius, K., 2001. RAPSODI: Rapid and Global Sediment Observations for the Dredging Industry. Netherlands Remote Sensing Board (BCRS), Programme Bureau, Rijkswaterstaat Survey Department.
- Holland, M.M., Bitz, C.M., Tremblay, B., Bailey, D.A., 2008. The role of natural versus forced change in future rapid summer Arctic ice loss. *Arct. Sea Ice Decline Obs. Proj. Mech. Implic. Geophys Monogr Ser* 180, 133–150.
- Holyer, R.J., 1978. Toward universal multispectral suspended sediment algorithms. *Remote Sens. Environ.* 7, 323–338.
- Hovis, W.A., 1981. The Nimbus-7 Coastal Zone Color Scanner (CZCS) Program, in: Gower, J.F.R. (Ed.), *Oceanography from Space*, Marine Science. Springer US, pp. 213–225.
- Huang, B., Song, H., Cui, H., Peng, J., Xu, Z., 2014. Spatial and spectral image fusion using sparse matrix factorization. *Geosci. Remote Sens. IEEE Trans.* 52, 1693–1704.
- IOCCG, 2015. Ocean Colour Remote Sensing in Polar Seas (No. 16). International Ocean-Colour Coordinating Group.
- IOCCG, 2008. Why Ocean Colour? The Societal Benefits of Ocean-Colour Technology (No. 7), Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group. IOCCG, Dartmouth, Canada.
- IOCCG, 2006. Remote Sensing of Inherent Optical Properties: Fundamentals, Tests of Algorithms, and Applications. Lee, Z.-P. (ed) (No. 5), International Ocean-Colour Coordinating Group, IOCCG. Dartmouth, Canada.
- IOCCG, 2000. Remote sensing of ocean colour in coastal, and other optically-complex, waters.
- Jacquemoud, S., Baret, F., 1990. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sens. Environ.* 34, 75–91.
- Jacquemoud, S., Baret, F., Hanocq, J., 1992. Modeling spectral and bidirectional soil reflectance. *Remote Sens. Environ.* 41, 123–132.
- Jarecke, P.J., Barry, P., Pearlman, J., Markham, B.L., 2001. Aggregation of Hyperion hyperspectral spectral bands into Landsat-7 ETM+ spectral bands, in: *International Symposium on Optical Science and Technology. Presented at the Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS '01, International Society for Optics and Photonics, Sydney, NSW, 2822–2824.*
- Jay, S., Guillaume, M., 2014. A novel maximum likelihood based method for mapping depth and water quality from hyperspectral remote-sensing data. *Remote Sens. Environ.* 147, 121–132.
- Jeong, S., Jeong, Y., Ryu, D., Kim, S., Cho, S., Hong, J., Kim, S.-W., Youn, H.S., 2009. In-orbit imaging and radiometric performance prediction for flight model Geostationary Ocean Color Imager. 74520F–74520F–12.
- Kahru, M., Mitchell, B.G., Diaz, A., Miura, M., 2004. MODIS detects a devastating algal bloom in Paracas Bay, Peru. *Eos Trans. Am. Geophys. Union* 85, 465–472.
- Kahru, M., Mitchell, B.G., 2010. Blending of ocean colour algorithms applied to the Southern Ocean. *Remote Sens. Lett.* 1, 119–124.
- Kahru, M., Mitchell, B.G., Diaz, A., 2005. Using MODIS medium-resolution bands to monitor harmful algal blooms, in: *Remote Sensing of the Coastal Oceanic Environment. Presented at the SPIE, International Society for Optics and Photonics, Bellingham, WA.*

- Kavzoglu, T., 2004. Simulating Landsat ETM+ imagery using DAIS 7915 hyperspectral scanner data. *Int. J. Remote Sens.* 25, 5049–5067.
- Keys, R.G., 1981. Cubic convolution interpolation for digital image processing. *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.* ASSP-29, 1153–1160.
- Kheireddine, M., 2014. Caractéristiques et origines de la variabilité diurne des propriétés optiques. Université Pierre et Marie Curie, Observatoire océanologique de Villefranche. p. 165
- Kneizys, F.X., Shettle, E.P., Abreu, L.W., Chetwynd, J.H., Anderson, G.P., 1988. Users guide to Lowtran 7. University of California Libraries.
- Kutser, T., Pierson, D.C., Kallio, K.Y., Reinart, A., Sobek, S., 2005. Mapping lake CDOM by satellite remote sensing. *Remote Sens. Environ.* 94, 535–540.
- Kwiatkowska, E., 2003. Statistical objective analysis; spatial and temporal interpolation of multi-sensor ocean color data onto daily global binned coverage, MODIS Validation, Data Merger and Other Activities Accomplished by the SIMBIOS Project: 2002-2003. Goddard Space Flight Center, Greenbelt, Maryland.
- Kwiatkowska, E.J., Fargion, G.S., 2003a. Application of machine-learning techniques toward the creation of a consistent and calibrated global chlorophyll concentration baseline dataset using remotely sensed ocean color data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 2844–2860.
- Kwiatkowska, E.J., Fargion, G.S., 2003b. Merger of ocean color data from multiple satellite missions within the SIMBIOS project, in: *Proceedings of SPIE Symposium - Remote Sensing of the Atmosphere, Ocean, Environment, and Space*. Hangzhou, China, 168–182.
- Kwiatkowska, E.J., Fargion, G.S., 2002. Merger of ocean color information from multiple satellite missions under the NASA SIMBIOS Project Office, in: *Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion*. Annapolis, MD, USA, 291–298.
- Kwiatkowska-Ainsworth, E., 2001. Merger of Ocean Color Information of Different Spatial Resolution: SeaWiFS and MOS., in: *Eos Trans. American Geophysical Union, Fall Meeting*. San Francisco, USA, OS52A-0514.
- Larouche, P., El-Mouctaki, M., Djouai, A., 2003. Spectroradiométrie de la matière particulaire dans l’oued Sebou (Maroc): Application aux données de télédétection. *Télédétection* 3, 85–96.
- Lasdon, L.S., Waren, A.D., Ratner, M., 1986. GRG2 user’s guide. Sch. Bus. Adm. Univ. Tex. Austin.
- Lazure, P., Dumas, F., 2008. An external–internal mode coupling for a 3D hydrodynamical model for applications at regional scale (MARS). *Adv. Water Resour.* 31, 233–250.
- Lee, Z., Carder, K.L., Mobley, C.D., Steward, R.G., Patch, J.S., 1999. Hyperspectral remote sensing for shallow waters: 2. Deriving bottom depths and water properties by optimization. *Appl. Opt.* 38, 3831–3843.
- Lee, Z., Carder, K.L., Steward, R.G., Peacock, T.G., Davis, C.O., Mueller, J.L., 1997. Remote sensing reflectance and inherent optical properties of oceanic waters derived from above-water measurements. pp. 160–166.
- Lee, Z.P., Carder, K.L., Arnone, R.A., 2002. Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters. *Appl. Opt.* 41, 5755–5772.

- Lee, Z.P., Carder, K.L., Mobley, C.D., Steward, R.G., Patch, J.S., 1998. Hyperspectral remote sensing for shallow waters. I. A semianalytical model. *Appl. Opt.* 37, 6329–6338.
- Lehner, S., Anders, I., Gayer, G., 2004. High resolution maps of suspended particulate matter concentration in the German Bight. *EARSeL EProceedings* 3, 118–126.
- Lei, M., 2011. Simulation d'images d'un futur imageur multispectral géostationnaire dédié à la couleur de l'eau : étude de l'influence des angles d'observation et d'éclairage sur la luminance mesurée et sur l'erreur d'estimation en chlorophylle. Université de Bourgogne.
- Lei, M., Minghelli-Roman, A., Bricaud, A., Froidefond, J.M., 2012. Simulation of Future Geostationary Ocean Color Images. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 5, 173–182.
- Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., Chipman, J.W., others, 2004. Remote sensing and image interpretation. John Wiley & Sons Ltd.
- Loisel, H., Vantrepotte, V., Dessailly, D., Mériaux, X., 2014. Assessment of the colored dissolved organic matter in coastal waters from ocean color remote sensing. *Opt. Express* 22, 13109–13124.
- Lorthiois, T., 2012. Dynamique des matières en suspension dans le panache du Rhône (Méditerranée occidentale) par télédétection spatiale“ couleur de l'océan.” Université Pierre et Marie Curie-Paris VI. p. 166
- Manolakis, D., Marden, D., Shaw, G.A., 2003. Hyperspectral image processing for automatic target detection applications. *Linc. Lab. J.* 14, 79–116.
- Maritorena, S., Morel, A., Gentili, B., 1994. Diffuse reflectance of oceanic shallow waters: Influence of water depth and bottom albedo. *Limnol. Oceanogr.* 39, 1689–1703.
- Maritorena, S., Siegel, D.A., 2005. Consistent merging of satellite ocean color data sets using a bio-optical model. *Remote Sens. Environ.* 94, 429–440.
- Maritorena, S., Siegel, D.A., Peterson, A.R., 2002. Optimization of a semianalytical ocean color model for global-scale applications. *Appl. Opt.* 41, 2705–2714.
- Matthews, M.W., 2011. A current review of empirical procedures of remote sensing in inland and near-coastal transitional waters. *Int. J. Remote Sens.* 32, 6855–6899.
- Meyer, D.J., Chander, G., 2007. The effect of variations in relative spectral response on the retrieval of land surface parameters from multiple sources of remotely sensed imagery, in: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Presented at the IGARSS 07, Barcelona, 5150–5153.
- Michel, S., Gamet, P., Lefevre-Fonollosa, M.-J., 2011. HYPXIM—A hyperspectral satellite defined for science, security and defence users, in: *3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*,. Presented at the WHISPERS, IEEE, Lisbon, 1–4.
- Minghelli-roman, A., Lei, M., Fraysse, M., Pairaud, I., Verney, C., 2014. Image simulation of the geostationary sensor geocapi for the water quality survey of a dynamic coastal area. Presented at the *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Québec City, QC.
- Minghelli-Roman, A., Mangolini, M., Petit, M., Polidori, L., 2001. Spatial resolution improvement of MeRIS images by fusion with TM images. *IEEE Geosci. Remote Sens.* 39, 1533–1536.
- Mobley, C., n.d. *HydroLight-EcoLight version 5.0 User's Guide*. Sequoia Sci. Inc.
- Mobley, C.D., 1994. *Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters*, Academic Press. ed. WA, USA.

- Moksness, E., Dahl, E., Støttrup, J., 2009. Integrated Coastal Zone Management. John Wiley & Sons.
- Montagner F., (2001), Reference model for MERIS level 2 processing, MERIS PO-TN-MELGS-0026, ESA.
- Moore, G., Aiken, J., Lavender, S., 1999. The atmospheric correction of water colour and the quantitative retrieval of suspended particulate matter in Case II waters: application to MERIS. *Int. J. Remote Sens.* 20, 1713–1733.
- Morel, A., 1988. Optical modeling of the upper ocean in relation to its biogenous matter content (case I waters). *J. Geophys. Res. Oceans* 1978–2012 93, 10749–10768.
- Morel, A., Gentili, B., 2009. A simple band ratio technique to quantify the colored dissolved and detrital organic material from ocean color remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 113, 998–1011.
- Morel, A., Gentili, B., 1993. Diffuse reflectance of oceanic waters. II. Bidirectional aspects. *Appl. Opt.* 32, 6864–6879.
- Morel, A., Gentili, B., 1991. Diffuse reflectance of oceanic waters: its dependence on Sun angle . [WWW Document]. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20717221> (accessed 11.20.14).
- Morel, A., Gentili, B., 1991. Diffuse reflectance of oceanic waters: its dependence on Sun angle as influenced by the molecular scattering contribution. *Appl. Opt.* 30, 4427–4438.
- Morel, A.Y., Gordon, H.R., 1980. Report of the working group on water color. *Bound.-Layer Meteorol.* 18, 343–355.
- Nechad, B., Ruddick, K.G., Park, Y., 2010. Calibration and validation of a generic multisensor algorithm for mapping of total suspended matter in turbid waters. *Remote Sens. Environ.* 114, 854–866.
- Nieke, J., Schwarzer, H.H., Neumann, A., Zimmermann, G., 1997b. Imaging spaceborne and airborne sensor systems in the beginning of the next century, in: *SPIE 3221 Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites*. International Society for Optics and Photonics, London, United Kingdom, 581–592.
- Novo, E., Hansom, J., CURRAN†, P., 1989. The effect of sediment type on the relationship between reflectance and suspended sediment concentration. *Remote Sens.* 10, 1283–1289.
- Novo, E.M.L.M., Steffen, C.A., Braga, C.Z.F., 1991. Results of a laboratory experiment relating spectral reflectance to total suspended solids. *Remote Sens. Environ.* 36, 67–72.
- Odermatt, D., Gitelson, A., Brando, V.E., Schaepman, M., 2012. Review of constituent retrieval in optically deep and complex waters from satellite imagery. *Remote Sens. Environ.* 118, 116–126.
- O’Reilly, J.E., Maritorena, S., Siegel, D., O’Brien, M.C., Toole, D., Mitchell, B.G., Kahru, M., Chavez, F.P., Strutton, P., Cota, G., Hooker, S.B., McClain, C.R., Carder, K.L., Muller-Karger, F., Harding, L., Magnuson, A., Pihinney, D., Moore, G.F., Aiken, J., Arrigo, K.R., Letellier, R., Culver, M., 2000. Ocean color chlorophyll a algorithms for SeaWiFS, OC2, and OC4: Version 4”. *SeaWiFS Postlaunch Technical Report Series*. NASA.
- Ouaknine, J., Gode, S., Napierala, B., Viard, T., Foerster, U., Fray, S., Peacocke, P., Hartl, M., Hallibert, P., Durand, Y., 2013. MTG Flexible Combined Imager optical design and performances, in: *SPIE Optical Engineering+ Applications*. International Society for Optics and Photonics, 88661A–88661A.

- Ouillon, S., Douillet, P., Petrenko, A., Neveux, J., Dupouy, C., Froidefond, J.-M., Andréfouët, S., Muñoz-Caravaca, A., 2008. Optical algorithms at satellite wavelengths for total suspended matter in tropical coastal waters. *Sensors* 8, 4165–4185.
- Padwick, C., Deskevich, M., Pacifici, F., Smallwood, S., 2010. WorldView-2 pan-sharpening, in: *Proceedings of the ASPRS 2010 Annual Conference*, San Diego, CA, USA.
- Pairaud, I.L., Gatti, J., Bensoussan, N., Verney, R., Garreau, P., 2011. Hydrology and circulation in a coastal area off Marseille: Validation of a nested 3D model with observations. *J. Mar. Syst.* 88, 20–33.
- Peters, S.W.M., 1999. *Demonstration Ocean Colour Satellites: Various Aspects of TSM Determinations Using Ocean Colour Satellite Imagery*. Instituut voor Milieuvraagstukken, Vrije Universiteit.
- Peters, S.W.M., Pasterkamp, R., Van der Woerd, H.J., 2002. A sensitivity analysis of analytical inversion methods to derive Chlorophyll from MERIS spectra in case-II waters, in: *Proceedings of the Ocean Optics XVI Conference*. pp. 18–22.
- Pinkerton, M.H., Lavender, S.J., Aiken, J., 2003. Validation of SeaWiFS ocean color satellite data using a moored databuoy. *J. Geophys. Res. Oceans* 108, 3133.
- Pohl, C., Van Genderen, J., 1998. Review article Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *Int. J. Remote Sens.* 19, 823–854.
- Pottier, C., Garçon, V., Larnicol, G., Sudre, J., Schaeffer, P., Le Traon, P.-Y., 2006. Merging SeaWiFS and MODIS/Aqua ocean color data in North and Equatorial Atlantic using weighted averaging and objective analysis. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44, 3436–3451.
- Preisendorfer, R., 1976. *Hydrologic optics. Vol. I. Introduction*. US Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration. Environ. Res. Lab.
- Ranchin, T., Aiazzi, B., Alparone, L., Baronti, S., Wald, L., 2003. Image fusion—the ARSIS concept and some successful implementation schemes. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 58, 4–18.
- Reynolds, R.W., 1988. A real-time global sea surface temperature analysis. *J. Clim.* 1, 75–87.
- Robinson, W.D., Schmidt, G.M., McClain, C.R., Werdell, P.J., 2000. Changes made in the operational SeaWiFS processing. *SeaWiFS Postlaunch Calibration Valid. Anal. Part 2*, 12–28.
- Roffer, M., Gawlikowski, G., Muller-Karger, F., Schaudt, K., Upton, M., Wall, C., Westhaver, D., 2006. Use of thermal infrared remote sensing data for fisheries, environmental monitoring, oil and gas exploration, and ship routing., in: *AGU Fall Meeting*. San Francisco, California, USA, p. 7.
- Ruddick, K., Park, Y., Nechad, B., 2003. MERIS imagery of Belgian coastal waters: mapping of suspended particulate matter and chlorophyll-a, in: *Proceedings of MERIS User Workshop*, ESA. ESA Special Publication, Frascati, Italy, SP-249.
- Ryu, J.-H., Han, H.-J., Cho, S., Park, Y.-J., Ahn, Y.-H., 2012. Overview of geostationary ocean color imager (GOCI) and GOCI data processing system (GDPS). *Ocean Sci. J.* 47, 223–233.
- Sang, B., Schubert, J., Kaiser, S., Mogulsky, V., Neumann, C., Förster, K.-P., Hofer, S., Stuffer, T., Kaufmann, H., Müller, A., 2008. The EnMAP hyperspectral imaging spectrometer: Instrument concept, calibration, and technologies, in: *Proc. SPIE 7086, Imaging*

- Spectrometry XIII. International Society for Optics and Photonics, San Diego, California, 708605–708605.
- Sathyendranath, S., Platt, T., 1998. Ocean-color model incorporating transspectral processes. *Appl. Opt.* 37, 2216–2227.
- Sathyendranath, S., Platt, T., 1997. Analytic model of ocean color. *Appl. Opt.* 36, 2620–2629.
- Schueler, C.F., Clement, J.E., Ardanuy, P.E., Welsch, C., DeLuccia, F., Swenson, H., 2002. NPOESS VIIRS sensor design overview, in: *Proc. SPIE 4483, Earth Observing Systems VI*. International Society for Optics and Photonics, San Diego, CA, USA, 11–23.
- Serreze, M.C., Holland, M.M., Stroeve, J., 2007. Perspectives on the Arctic’s shrinking sea-ice cover. *science* 315, 1533–1536.
- Shah, V.P., Younan, N.H., King, R.L., 2008. An efficient pan-sharpening method via a combined adaptive PCA approach and contourlets. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 46, 1323–1335.
- Shen, F., Verhoef, W., Zhou, Y., Salama, M.S., Liu, X., 2010. Satellite estimates of wide-range suspended sediment concentrations in Changjiang (Yangtze) estuary using MERIS data. *Estuaries Coasts* 33, 1420–1429.
- Shi, Y., Zhou, X., Yang, X., Shi, L., Ma, S., 2015. Merging Satellite Ocean Color Data With Bayesian Maximum Entropy Method. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 8, 3294–3304.
- Smith, A.R., 1978. Color gamut transform pairs, in: *ACM Siggraph Computer Graphics*. ACM, 12–19.
- Stamnes, K., Tsay, S.-C., Wiscombe, W., Jayaweera, K., 1988. Numerically stable algorithm for discrete-ordinate-method radiative transfer in multiple scattering and emitting layered media. *Appl. Opt.* 27, 2502–2509.
- Stumpf, R.P., Pennock, J.R., 1989. Calibration of a general optical equation for remote sensing of suspended sediments in a moderately turbid estuary. *J. Geophys. Res. Oceans* 1978–2012 94, 14363–14371.
- Sylla, D., 2014. Fusion de données provenant de différents capteurs satellitaires pour le suivi de la qualité de l’eau en zones côtières. Application au littoral de la région PACA. Toulon.
- Tanré, D., Deroo, C., Duhaut, P., Herman, M., Morcrette, J.J., Perbos, J., Deschamps, P.Y., 1990. Technical note Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code. *Int. J. Remote Sens.* 11, 659–668.
- Thomas, C., 2006. Fusion d’images de résolutions spatiales différentes. *École Nationale Supérieure des Mines de Paris*. p. 169
- Thomas, C., Ranchin, T., Wald, L., Chanussot, J., 2008. Synthesis of multispectral images to high spatial resolution: A critical review of fusion methods based on remote sensing physics. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 46, 1301–1312.
- Tu, T.-M., Huang, P.S., Hung, C.-L., Chang, C.-P., 2004. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *Geosci. Remote Sens. Lett. IEEE* 1, 309–312.
- Unser, M., Aldroubi, A., Eden, M., 1993. B-spline signal processing. I. Theory. *IEEE Trans. Signal Process.* 41, 821–833.
- Van der Woerd, H., Pasterkamp, R., 2004. Mapping of the North Sea turbid coastal waters using SeaWiFS data. *Can. J. Remote Sens.* 30, 44–53.

- Van Raaphorst, W., Malschaert, H., Van Haren, H., 1998. Tidal resuspension and deposition of particulate matter in the Oyster Grounds, North Sea. *J. Mar. Res.* 56, 257–291.
- Vanhellemont, Q., Greenwood, N., Ruddick, K., 2013. Validation of MERIS-derived turbidity and PAR attenuation using autonomous buoy data, in: ESA Special Publication SP-722. Presented at the 2013 European Space Agency Living Planet Symposium, Edinburgh.
- Vanhellemont, Q., Neukermans, G., Ruddick, K., 2014. Synergy between polar-orbiting and geostationary sensors: Remote sensing of the ocean at high spatial and high temporal resolution. *Remote Sens. Environ.* 146, 49–62.
- Vanhellemont, Q., Ruddick, K., 2015. Assessment of Sentinel-3/OLCI Sub-Pixel Variability and Platform Impact Using Landsat-8/OLI, in: ESA Special Publication. p. 77.
- Verhoef, W., 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sens. Environ.* 16, 125–141.
- Verhoef, W., Bach, H., 2003. Simulation of hyperspectral and directional radiance images using coupled biophysical and atmospheric radiative transfer models. *Remote Sens. Environ.* 87, 23–41.
- Verney, R., Jany, C., Thouvenin, B., Pairaud, I., Voudoukas, M.I., Pinazo, C., Arduin, F., Cann, P., 2013. Sediment transport in the Bay of Marseille: Role of extrem events. Presented at the Coastal Dynamics 2013-7th International Conference on Coastal dynamics, Arcachon, France.
- Verrelst, J., Muñoz, J., Alonso, L., Delegido, J., Rivera, J.P., Camps-Valls, G., Moreno, J., 2012. Machine learning regression algorithms for biophysical parameter retrieval: Opportunities for Sentinel-2 and-3. *Remote Sens. Environ.* 118, 127–139.
- Viollier, M., Sturm, B., 1984. CZCS data analysis in turbid coastal water. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 1984–2012 89, 4977–4985.
- Wald, L., 2000. Quality of high resolution synthesised images: Is there a simple criterion?, in: Third conference “Fusion of Earth Data: Merging Point Measurements, Raster Maps and Remotely Sensed Images.” SEE/URISCA, Sophia Antipolis, France, 99–103.
- Wang, M., Overland, J.E., 2012. A sea ice free summer Arctic within 30 years: An update from CMIP5 models. *Geophys. Res. Lett.* 39.
- Wang, P., Liu, K.Y., Cwik, T., Green, R., 2002. MODTRAN on Supercomputers and Parallel Computers. *Parallel Comput* 28, 53–64.
- Weidemann, A., Arnone, R., Parsons, R., Gould, R., Ladner, S., 2004. Ocean Color Satellite Derived Products in Support of Diver and Special Forces Operations During Operation Iraqi Freedom. DTIC Document.
- Wu, M., Wang, J., Niu, Z., Zhao, Y., Wang, C., 2012. A model for spatial and temporal data fusion (In Chinese) *Journal of infrared and millimeter waves.* 80–84.
- Zaneveld, J.R., Barnard, A., Boss, E., 2005. Theoretical derivation of the depth average of remotely sensed optical parameters. *Opt. Express* 13, 9052–9061.
- Zhang, W., Li, A., Jin, H., Bian, J., Zhang, Z., Lei, G., Qin, Z., Huang, C., 2013. An Enhanced Spatial and Temporal Data Fusion Model for Fusing Landsat and MODIS Surface Reflectance to Generate High Temporal Landsat-Like Data. *Remote Sens.* 5, 5346–5368.
- Zhang, Y., 2004. Understanding image fusion. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 70, 657–661.
- Zhukov, B., Oertel, D., Lanzl, F., Reinhackel, G., 1999. Unmixing-based multisensor multiresolution image fusion. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 37, 1212–1226.

- Zimmermann, G., Neumann, A., Suemnich, K.-H., Schwarzer, H.H., 1993. MOS/PRIRODA: an imaging VIS/NIR spectrometer for ocean remote sensing. pp. 201–206.
- Zurita-Milla, R., Clevers, J.G., Schaepman, M.E., 2008. Unmixing-based Landsat TM and MERIS FR data fusion. *Geosci. Remote Sens. Lett. IEEE* 5, 453–457.

Table des figures

Figure 1 : Représentation schématique du cycle de la matière dans l’océan, avec le double rôle du phytoplancton : base de la chaîne alimentaire et régulateur des flux de gaz carbonique et d’oxygène (Antoine, 1998).....	14
Figure 2 : Concentration moyenne en chlorophylle du 15 septembre 1997 au 1 janvier 2004 à partir des observations SeaWiFS (NASA)	15
Figure 3 : Image MERIS (Envisat) montrant des panaches à l’embouchure de la rivière Yangtze (Chine), acquise le 15 mars 2008 (Agence Spatiale Européenne).....	17
Figure 4 : Image MERIS montrant une floraison d’algues au large de l’estuaire de la Gironde ..	18
Figure 5 : Cartographie des fonds marins à partir d’une image aérienne CASI sur l’île de Porquerolles	19
Figure 6 : Diagramme des groupes de flux inspiré de Christensen and Pauly, 1993	20
Figure 7 : Propagation du rayonnement dans l’eau	24
Figure 8 : Coefficient d’absorption (a) (Pope et Fry, 1997) et de diffusion (b) (Morel, 1974) de l’eau de mer pure	25
Figure 9 : (rapport 3 IOCCG) Différents facteurs influant sur les rayonnements ascendants. (a) diffusion par les matières en suspension ; (b) diffusion par les molécules d’eau ; (c) absorption par les matières organiques dissoutes ; (d) réflexion par le fond et (e) diffusion par le phytoplancton	26
Figure 10 : Coefficients d’absorption de l’eau pure (a_w), du phytoplancton (a_{phy}), des matières organiques dissoutes (a_{cdom}), des particules non algales (a_{nap}) et total (a)	27
Figure 11 : Coefficient de rétrodiffusion de l’eau pure (b_{bw}), du phytoplancton (b_{bphy}), des particules non algales (b_{bNAP}) et total (b_b).....	28
Figure 12 : Relation entre la composition de l’eau, les IOP, les AOP et la structure du champ radiatif	28
Figure 13 : Angle solide.....	29
Figure 14 : Variation de la réflectance R (sr^{-1}) en fonction de (a) la concentration en chlorophylle (en mg/m^3), (b) des matières en suspension (en g/m^3), et (c) des substances jaunes (en m^{-1}). 30	
Figure 15 : Répartition du rayonnement incident solaire à travers l’atmosphère (Preisendorfer, 1976).....	32

Figure 16 : Éclairement solaire en haut de l'atmosphère (TOA) en noir et en bas de l'atmosphère (BOA) en rouge (spectres obtenus par l'ASTM ; American Society for Testing and Materials) ..	32
Figure 17 : Orbite héliosynchrone.....	34
Figure 18 : Balayage de la surface du globe par un satellite héliosynchrone	34
Figure 19 : Orbite d'un satellite géostationnaire.....	35
Figure 20: Grandeurs physiques déterminant la résolution spatiale.....	36
Figure 21 : Chaîne de simulation et inversion.....	51
Figure 22 : Réponse spectrale d'OLCI.....	56
Figure 23 : Réponse spectrale de FCI.....	57
Figure 24 : Signal aux différentes étapes de la simulation pour le cas 1 avec chl=0.2,	60
Figure 25 : Signal aux différentes étapes de simulation pour le cas 2 : chl=1, MES=1, CDOM=0.01,	61
Figure 26 : Polynome OC4 adapté à SeaWiFS.....	65
Figure 27 : Calcul de l'erreur à minimiser	69
Figure 28 : R_{rs} initiale (courbe bleue) et optimisée (courbe rouge)	70
Figure 29 : chl estimée en fonction de la chl en entrée avec les bandes et le bruit d'OLCI	74
Figure 30 : chl estimée en fonction de la chl en entrée avec les bandes et le bruit de FCI	74
Figure 31 : chl estimée en fonction de la chl en entrée avec FCI (a) et une fois FCI filtré du bruit (b).....	76
Figure 32 : Valeurs de chl estimées en fonction	78
Figure 33 : MES estimées en fonction des MES en entrée avec les bandes et le bruit de FCI ..	78
Figure 34 : CDOM estimé en fonction du CDOM en entrée avec les bandes et le bruit de FCI	79
Figure 35 : Valeurs de chl estimées avec les bandes FCI bruitées (a) et FCI filtré du bruit (b) en fonction des valeurs de chl réelles.....	80
Figure 36 : MES estimées avec FCI (a) et FCI filtré du bruit (b) en fonction des MES réelles....	80
Figure 37 : CDOM estimé avec FCI (a) et FCI filtré du bruit (b) en fonction du CDOM réel.....	81
Figure 38 : Méthodologie générale du processus de simulation, de fusion des images simulées et de validation des résultats de fusion.....	86
Figure 39 : Chaîne de simulation.....	90
Figure 40 : Carte Google représentant la zone sur laquelle les images sont simulées.....	91
Figure 41 : Modélisation dynamique des paysages sur le Golfe du Lion.....	93
Figure 42 : Bathymétrie de la zone sur laquelle les images sont simulées (en m)	97
Figure 43 : Bandes spectrales OLCI et FCI	99

Figure 44 : Images FCI simulées à 14h sans bruit (a), avec bruit (b), après filtrage de bruit (c) et leurs profils horizontaux correspondant (d), (e) et (f)	102
Figure 45 : Images simulées OLCI à 10h sans bruit (a) et avec bruit (b) ainsi que leurs profils horizontaux correspondant (c) et (d).....	103
Figure 46 : Images de référence simulées à 8h (a), 13h (b), 18h (c) le 18/05/2008 et à 8h (d), 13h (e), 18h (f) le 19/05/2008	104
Figure 47 : Spectres d'un pixel sélectionné dans le panache (carré rouge) et dans les eaux claires (carré vert)	105
Figure 48 : Schéma de la fusion par inversion du modèle GSM (Maritorena et Siegel, 2005)..	109
Figure 49 : Images FCI sur-échantillonnées avec la méthode B-spline (a) et cubic convolution (b)	115
Figure 50 : Validation des cartes de composition de l'eau estimées à partir des produits de fusion à l'aide des cartes utilisées en entrée du simulateur d'images	117
Figure 51 : Produit de fusion à 13h avec en entrée les images OLCI et FCI sans bruit (a), avec le bruit simulé (b) et une fois les images FCI filtrées du bruit (c).....	118
Figure 52 : Produit de fusion à 13h avec en entrée les images OLCI et FCI sans bruit (a), avec le bruit simulé (b) et une fois les images FCI filtrées du bruit (c).....	119
Figure 53 : ERGAS entre les produits de fusion issu de la méthode SSTF et les images de référence au cours du 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans simulation de bruit, avec simulation de bruit et avec filtrage du bruit des images FCI et la persistance	120
Figure 54 : ERGAS entre les produits de fusion issu de la méthode SSTF et les images de référence pour les 18 et 19/05/2008 avec en entrée les images FCI filtrées du bruit et OLCI simulées ainsi que la persistance correspondante.....	121
Figure 55 : Cartes d'erreurs (%) moyennées sur les 3 bandes du produit de fusion avec la méthode SSTF à 17h le 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans bruit simulé (a), avec bruit simulé (b) et une fois FCI filtrées du bruit (c).....	122
Figure 56 : ERGAS entre les produits de fusion issu de la méthode STARFM et les images de référence au cours du 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans bruit, avec bruit et filtrées du bruit et la persistance	123
Figure 57 : ERGAS entre les produits de fusion issus de la méthode STARFM et les images de référence durant le 18/05/2008 et le 19/05/2008 avec en entrée les images FCI filtrées du bruit et OLCI simulées ainsi que la persistance correspondante	124

Figure 58 : Cartes d'erreurs (%) moyennées sur les 3 bandes du résultat de fusion avec la méthode STARFM à 17h le 18/05/2008 avec en entrée les images FCI et OLCI sans bruit (a), avec bruit (b) et une fois filtrées du bruit (c).....	125
Figure 59 : Erreurs relatives entre les cartes d'entrée et les cartes estimées à partir des produits de fusion SSTF le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée	126
Figure 60 : Erreur relative entre les cartes estimées à partir des produits de fusion SSTF durant les 18 et 19/05/2008 avec les images FCI filtrées du bruit et OLCI et les cartes d'hydrosols utilisés en entrée des simulations.....	127
Figure 61 : Erreur relative entre les cartes d'entrée et les cartes estimées à partir des produits de fusion STARFM durant le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée.....	128
Figure 62 : Erreur relative entre les cartes estimées à partir des produits de fusion STARFM durant le 18 et 19/05/2008 avec les images FCI filtrées du bruit et OLCI et les cartes d'hydrosols utilisées en entrée des simulations.....	129
Figure 63 : Méthodologie générale de la fusion des cartes d'hydrosols	138
Figure 64 : Validation des cartes issues de la fusion	141
Figure 65 : Cartes d'hydrosols estimées à partir de l'image FCI non bruitée à 16h le 18/05/2008	142
Figure 66 : Cartes d'hydrosols estimées à partir de l'image OLCI non bruitée, à 10h le 18/05/2008	143
Figure 67 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images non bruitées	144
Figure 68 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images bruitées	145
Figure 69 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images FCI filtrées.....	146
Figure 70 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images non bruitées	147
Figure 71 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images bruitées	148
Figure 72 : Cartes d'hydrosols fusionnées à 16h avec les cartes d'hydrosols estimées à partir des images FCI filtrées.....	149

Figure 73 : Erreur relative en sortie de la fusion SSTF et erreur relative d'estimation durant les 18 et 19/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées 150

Figure 74 : Erreurs relatives entre les cartes d'entrée et les cartes fusionnées avec la méthode SSTF le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée..... 151

Figure 75 : Erreur relative en sortie de la fusion STARFM et erreur relative d'estimation durant les 18 et 19/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées 152

Figure 76 : Erreurs relatives entre les cartes d'entrée et les cartes fusionnées avec la méthode STARFM le 18/05/2008 avec les images FCI et OLCI non bruitées, bruitées et filtrées du bruit en entrée..... 154

Table des tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques des capteurs dédiés à la couleur de l'eau.....	39
Tableau 2 : Caractéristiques d'OLCI (Sentinel-3).....	44
Tableau 3 : Caractéristiques de FCI (Météosat Troisième Génération)	45
Tableau 4 : Bandes spectrales OLCI	56
Tableau 5 : Bandes spectrales FCI.....	57
Tableau 6 : Coefficients du polynôme OC en fonction des capteurs.....	64
Tableau 7 : RMSE et erreur relative d'estimation de la chl dans les eaux du Cas 1 avec R_{rs} définie entre 400 nm et 800 nm par pas de 1 nm sans bruit	72
Tableau 8 : RMSE et erreur relative d'estimation de la chl dans les eaux du Cas 1 avec R_{rs} des capteurs (bandes et bruit).....	73
Tableau 9 : RMSE et erreur relative d'estimation de la chl dans les eaux du Cas 1 avec R_{rs} FCI filtré du bruit	75
Tableau 10 : RMSE et erreur relative pour une modélisation des eaux du Cas 2 avec R_{rs} définie entre 400 nm et 800 nm par pas de 1 nm sans bruit.....	77
Tableau 11 : RMSE et erreur relative pour une modélisation des eaux du Cas 2 avec R_{rs} des capteurs (bandes et bruit).....	77
Tableau 12 : RMSE et erreur relative pour une modélisation des eaux du Cas 2 avec les bandes FCI filtrées du bruit	79
Tableau 13 : Synthèse des erreurs relatives pour le Cas 1 et 2.....	81
Tableau 14 : Paramètres d'entrée d'Hydrolight en mode « IOP DATA ».....	96
Tableau 15 : Résolution des images à simuler	98
Tableau 16 : Matrice de corrélation entre les bandes FCI et les bandes OLCI	114
Tableau 17 : ERGAS entre les produits de fusion des 2 méthodes et les images de référence. Erreurs relatives entre les cartes de composition de l'eau estimées et les cartes d'entrée de simulation le 18/05/2008.....	130
Tableau 18 : Recommandations des méthodes de fusion à utiliser en fonction de la dynamique du paysage des images à fusionner	132
Tableau 19 : Erreurs relatives entre les cartes d'hydrosols fusionnées avec les images FCI filtrées du bruit en entrée et les cartes d'entrée de simulation le 18/05/2008	155

Tableau 20 : Comparaison entre les erreurs relatives moyennes de chaque journée des cartes estimées à partir des images fusionnées et des cartes fusionnées à partir des images FCI et OLCI..... 156

Tableau 21 : Recommandations sur les méthodes de fusion à utiliser en fonction des caractéristiques des cartes d'entrée pour la démarche « estimation puis fusion » 157

Tableau 22 : Recommandations des démarches à suivre et de la méthode de fusion à utiliser en fonction des caractéristiques des cartes d'entrée 159

Publications

Ce travail de thèse a donné lieu à un article publié en 2016 dans la revue IEEE JSTARS (facteur d'impact de 2.145) qui a été joint à ce document en Annexe et à des présentations dans 3 conférences, dont 2 internationales.

Article de revue (1)

Peschoud C., Minghelli A., Mathieu S., Lei M., Pairaud I., Pinazo C., (2016), "Fusion of sun-synchronous and geostationary images for coastal and ocean color survey. Application to OLCI (Sentinel-3) and FCI (MTG)." *In IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*,

Conférences internationales (2)

Peschoud C., Minghelli A., Mathieu S., Lei M., (2014), "Study of the complementarity and the fusion of the images that will be provided by the future satellite sensors OLCI/Sentinel 3 and FCI/Meteosat Third Generation.", *Ocean Optics 2014*, Portland, ME, USA

Peschoud C., Minghelli A., Mathieu S., Lei M., (2015), "Study of the complementarity and the fusion of the future satellite sensors OLCI/Sentinel-3 and FCI/Meteosat Third Generation images.", *International Ocean Colour Science Meeting 2015*, San Francisco, CA, USA

Conférence nationale (1)

Peschoud C., Minghelli A., Mathieu S., Lei M., (2015), "Etude de la complémentarité et de la fusion des images qui seront fournies par les futurs capteurs satellitaires OLCI/Sentinel3 et FCI/Meteosat Troisième Génération. ", *GIS-COOC Atelier National Couleur de l'Océan 2015*, Talence, France

Fusion of sun-synchronous and geostationary images for coastal and ocean color survey Application to OLCI (Sentinel-3) and FCI (MTG)

Cécile PESCHOUD^{1,2}, Audrey MINGHELLI^{1,2}, Sandrine MATHIEU³, Manchun LEI^{1,2},
Ivane PAIRAUD⁴ et Christel PINAZO⁵

¹Aix Marseille Université, CNRS, ENSAM, LSIS UMR 7296, 13397 Marseille, France

²Université de Toulon, CNRS, LSIS UMR 7296, CS 60584 - 83041 Toulon cedex 9, France
Cecile.peschoud@univ-tln.fr, audrey.minghelli@univ-tln.fr

³Thales Alenia Space, 5, allée des Gabians, 06156 Cannes la Bocca, France
sandrine.mathieu@thalesaleniaspace.com

⁴Ifremer, Centre Méditerranée, Zone Portuaire de Brégaillon,
CS20 330 83507 La Seyne-sur-Mer Cedex
ivane.pairaud@ifremer.fr

⁵Aix Marseille Université, CNRS/INSU, Université de Toulon, IRD, Mediterranean Institute of
Oceanography (MIO) UM 110, 13288, Marseille, France
christel.pinazo@univ-amu.fr

Abstract. Open ocean and coastal area monitoring requires multispectral satellite images with a middle spatial resolution (~300 m) and a high temporal repeatability (~1 hour). As no current satellite sensors have such features, the aim of this work is to propose a fusion method to merge images delivered by a Low Earth Orbit (LEO) sensor with images delivered by a Geostationary Earth Orbit (GEO) sensor. This fusion method, called Spatial Spectral Temporal Fusion (SSTF), is applied to the future sensors OLCI (on Sentinel-3) and FCI (on Meteosat-Third-Generation) whose images were simulated. The OLCI bands, acquired at t_0 , are divided by the over-sampled corresponding FCI band acquired at t_0 and multiplied by the FCI bands acquired at t_1 . The fusion product is used for the next fusion at t_1 and so on. The high temporal resolution of FCI allows its SNR to be enhanced by the means of temporal filtering. The fusion quality indicator ERGAS computed between SSTF fusion products and reference images is around 0.75 once the FCI images are filtered from the noise and 1.08 before filtering. We also compared the estimation of Chlorophyll (*Chl*), Suspended Particulate Matter (*SPM*) and Colored Dissolved Organic Matter (*CDOM*) maps from the fusion products with the input simulation maps. The comparison shows an average relative errors on *Chl*, *SPM* and *CDOM* respectively of 64.6, 6.2 and 9.5% with SSTF method. The SSTF method was also compared with an existing fusion method called STARFM.

Index Terms—*fusion, ocean color, image simulation, MTG, OLCI*

1. Introduction

Many problems of natural or anthropogenic origin are present in offshore and coastal waters. Remote sensing allows some of these phenomena to be detected or monitored directly or indirectly. Water color has been used for a long time to determine the water composition in terms of *Chl*, *SPM* and *CDOM* in open water and more recently in coastal areas. New applications have emerged thanks to the increase of the number of spectral bands, the radiometric measurement quality and the observation frequency [1].

For the ocean survey, many sensors have been developed over the past thirty years such as CZCS [2], SeaWiFS [3], MODIS [4], MERIS [5], VIIRS [6] and the future Ocean and Land Color Instrument (OLCI) [7]. The spatial, spectral and radiometric resolutions of these sensors increased over the time (300 m, 21 bands and SNR \sim 1200 for OLCI) but, due to their positioning in LEO orbit, their temporal repetitivity remains low with at best one daily revisit (when using 3 to 4 satellites).

As one daily revisit is not sufficient, for high temporal dynamics ecosystems like coastal areas, the geostationary sensors are becoming increasingly considered for the water color survey [8], [9]. Their spatial and spectral resolutions are often limited for the coastal area needs, but they can provide almost continuous images over a same area. Meteosat is the only existing geostationary satellite covering Europe and Africa. Some studies on coastal waters survey with geostationary sensors proved the feasibility of *SPM* mapping as with the Spinning Enhanced Visible and Infra-Red Imager (SEVIRI) on Meteosat Second Generation (MSG) but its spatial and spectral resolutions were still limited [10], [11]. The Geostationary Ocean Color Imager (GOCI) onboard COMS satellite provides images with higher spatial and spectral resolutions (500 m, 8 spectral bands in the visible range) every hour but it covers only a limited area around the Korean Peninsula [12]. We are thus interested in merging the images provided by a sun-synchronous and a geostationary sensor in order to get the required information to detect and monitor marine phenomena.

Many fusion methods have already been developed. Some of these methods such as ARSIS (from its French acronym “Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structure”) [13] enables the spatial resolution to be improved by the structure injection, using a multiresolution analysis approach. Methods were also developed to merge several multispectral images such as MMT (Multisensor Multiresolution Technique) inspired from Zhukov *et al.* [14]. Minghelli-Roman *et al.* [15], [16] implemented this method to sharpen a MERIS image with the spatial information from an ETM (Landsat) image. Most recently, Yokoya *et al.* [17] developed a method called CNMF (Coupled Nonnegative Matrix Factorization) to fuse multispectral and hyperspectral images by decomposing the hyperspectral input image into an endmember’s spectra matrix and the multispectral image into an abundance matrix. Sylla *et al.* [18] also merged multispectral images (MSI on Sentinel-2 and OLCI on Sentinel-3) using a method adapted from ARSIS [17]. But all these methods assume that the landscape does not change between the 2 acquisitions. The temporal variations of the landscape between the two image acquisitions is however taken into account by very few fusion methods, such as STARFM (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model) [19]. It was implemented to fuse MODIS and

Landsat images over forest areas and showed accurate detection of phenology changes. Q. Vanhellemont [20] also developed a method to combine data from the single broad red band of the SEVIRI geostationary sensor with the corresponding band of MODIS sun-synchronous sensor. This process enables the high spatial information provided by the sun-synchronous sensor (MODIS) to be merged with the high temporal information provided by the geostationary sensor (SEVIRI) but it is applied only to one band.

The originality of this paper is the extension of the method developed by Q. Vanhellemont [20] to fuse images provided by a multispectral LEO sensor and by a multispectral GEO sensor to obtain images having the spatial resolution of the LEO sensor and the spectral and temporal resolution of the GEO sensor to finally obtain a reliable water quality indicator. We called this method the Spatial Spectral Temporal Fusion method (SSTF).

The SSTF method is applied to 2 future sensors: the next European ocean color sensor, OLCI on Sentinel-3, planned to fulfill a mission in the continuity of ENVISAT/MERIS sensor with 6 more spectral bands and an improved SNR. The second sensor belongs to the next generation of European meteorological satellites, Meteosat Third Generation (MTG) with the onboard Flexible Combined Imager (FCI) which is dedicated mainly to meteorological survey. Planned to follow on from MSG/SEVIRI, MTG/FCI will provide images every 10 minutes with a spatial resolution of 1 km on 5 VIS spectral bands except for the 3rd band that reaches a 0.5 km spatial resolution.

At the time this paper was being written, the two sensors were under development at Thales Alenia Space, we thus describe in this paper the process to provide OLCI and FCI simulated images. In order to artificially increase FCI SNR, a noise filtering was applied using its temporal repetitivity of 10 min. The fusion process consists in increasing the FCI spatial resolution throughout the day thanks to the OLCI image.

In this manuscript, we firstly detail the image simulation process and the temporal filtering (section 2). Then we present our SSTF fusion method and the STARFM fusion method in order to compare their results (section 3). In this section, we also propose a validation methodology. In the following section, we present image simulation results and the comparison of the two fusion methods performances (section 4). Finally, we discuss the results (section 5).

2. Image simulation and first processing

As OLCI and FCI have not yet been launched, the images need to be simulated. The reference images were also required to be simulated for the purpose of fusion validation with the spatial resolutions of OLCI and the spectral and temporal resolutions of FCI. The image simulations are performed in four steps.

First, dynamic maps of *Chl* and *SPM* are generated using hydro-biogeochemical and hydro-sedimentary models. Then the corresponding Inherent Optical Properties (IOPs) are computed and used as inputs for a water radiative transfer model to produce remote sensing reflectance images. The atmospheric radiative transfer is eventually modeled to produce Top Of Atmosphere

radiance. The spectral bands, the spatial resolution and the SNR of each sensor are considered for the image simulation. Figure 1 presents the flowchart of the image simulation process.

[insert Figure 1]

Some pre-processing, such as temporal noise filtering for the FCI images and the atmospheric correction for both images, is also applied to the simulated images before the fusion process.

2.1. Period and area of simulation

OLCI and FCI images are simulated on the eastern gulf of Lion located on the Mediterranean coast of France. This area is highly representative of the applications of interest because it houses the Rhone River mouth and the urban outfall (Cortiou) of the second most populous town in France (Marseille). The images are simulated for May 18th and 19th 2008 because these 2 days correspond to different dynamics. The first one is a high dynamic day, due to the rainfall, compared to the second one.

2.2. Temporal seascape modelling

The temporal variability of the water composition (here *Chl* and *SPM*) is obtained by models. The hydrodynamic ocean model MARS3D (3D hydrodynamic Model for Application at Regional Scale, IFREMER) [21]. The input data of this model are: the water river contribution, the liquid input from the Waste water Treatment Plant contributions, meteorological parameters (pressure, wind speed and direction, air temperature, rainfall, heat fluxes).

MARS3D was also coupled with a numerical Hydro-Sedimentary model (hereafter called MS model) described in [22] in order to model the sediment dynamics in the Gulf of Lion, taking into account the liquid and solid outflow from the Rhone River, the coastal rivers and the Cortiou outfall. All details concerning the model processes, input and output can be found in the bibliography [22]–[24]. This model provides hourly Suspended Particle Matter (*SPM*) maps at each model grid cell, with 400 m spatial resolution and 30 vertical levels (3D model).

MARS3D was also coupled with the ECO3M model (Ecological Modular Mechanistic Model) [25], designed to model the biogeochemical carbon, nitrogen and phosphorus cycles of aquatic ecosystems and validated for the years 2007 and 2008 [24], [26]. The input data of this model are, in addition to those for hydrodynamics: the rivers and Waste water Treatment Plant biogeochemical contributions (nutrients, organic matter), the nutrient inputs from the atmosphere, and biogeochemical conditions on the Gulf of Lion [26]. This model provides *Chl* and Particulate Organic Carbon (*POC*) maps every 10 minutes with 400 m spatial resolution in 3 dimensions (with 30 vertical levels).

The 3D water compositions maps of *Chl*, *POC* and inorganic SPM_{norg} were converted into 2D maps by integration of concentration along a vertical profile, [27]–[29] show that the influence of

the vertical profile of the water compositions on the water surface reflectance can be described by a decreasing exponential function depending on depth. The slope of this exponential function depends on the light attenuation coefficient K_d . The influence of the vertical profile decreases with the turbidity at the surface level.

Because the next step requires SPM maps, we needed to obtain Suspended Organic Matter (SPM_{org}) maps that can be deduced from POC maps [30]:

$$SPM_{org} = 2.6POC \quad (1)$$

The SPM_{norg} is directly obtained from the MARS3D Sediment-Transport model and the SPM is then obtained by the sum of organic and non-organic SPM :

$$SPM = SPM_{org} + SPM_{norg} \quad (2)$$

Because no available model provides the $CDOM$ 3D maps, we deduced these maps from the SPM maps with the relation $a_y(442) / SPM = 0.0633$ found between MERIS products and confirmed by [31].

Because the original seascape maps (Chl , SPM and $CDOM$) have a 400 m resolution and we need to simulate at best 300 m resolution images. The maps were then over-sampled in order to reach the best resolution of the 2 sensors (300 m) using the cubic convolution technics. These 300 m resolution maps were then used as inputs of the image simulation chain.

2.3. Sea surface reflectance modeling

The Inherent Optical Properties (IOPs) were computed using the Chl , SPM and $CDOM$ input maps considering the total absorption coefficient a , the total scattering coefficient b and the backscattering coefficient b_b as the sum of the different water components IOP. The water components are given from [28], [30]–[34].

Hydrolight [32] is a water radiative transfer model that enables the remote sensing reflectance images at surface level to be computed according to the IOPs. As computing Hydrolight for each pixel is too time consuming, look-up tables ($LUTs$) of remote sensing reflectance R_{rs} are generated using Hydrolight version 5 [33]. These $LUTs$ are generated according to the IOPs such as the absorption coefficient a , particle scattering coefficients b_p , the direct surface reflectance R_{refl} and also according to the wind speed W_{spd} and the angular geometry (θ_t the sensor zenith angle, Δ_ϕ the relative azimuth angle and θ_s the sun zenithal angle).

2.4 Atmospheric transfer modeling

Because the sensor SNR are given for a specific Top Of Atmosphere radiance (TOA), the atmospheric transfer needs to be simulated. The atmosphere is simulated using the atmospheric model MODTRAN (MODERate resolution TRANsmittance and radiance code) which is one of the most used models for atmospheric radiative transfer by the remote sensing community [35], [36].

The TOA radiance was computed according to the four-stream radiative transfer theory. It results from 3 contributions: the atmospheric reflection, the direct target reflection and the surface environmental reflection. The radiance is given by the relationship (3), depending on the surface reflectance and variables described below.

$$L_{TOA} = \frac{E_s \mu_s}{\pi} \left[\rho_{atm} + \frac{t_s}{1 - \rho_e S} (t_{dir} \rho + t_{dif} \rho_e) \right] \quad (3)$$

where E_s is the extraterrestrial solar radiance, ρ_{Atm} the atmosphere intrinsic reflectance (molecular and aerosol), ρ the target surface reflectance, ρ_e the environmental surface reflectance, t_s the total downwelling transmittance from the sun target, t_{dif} the diffuse upwelling transmittance, t_{dir} the direct upwelling transmittance, μ_s the sun zenith angle cosine and S the atmosphere spherical reflectance. E_s , ρ_{Atm} , S , t_s , t_{dir} , t_{dif} are spectrally dependent and are given by the MODTRAN model. In this study, we chose the maritime aerosol profile proposed by MODTRAN because the visibility and relative humidity of this model are the closest to the local atmospheric conditions.

2.5 Sensor simulation

Regarding the spectral resolution, the remote sensing reflectance is integrated over the spectral bands corresponding to each sensor. Because the water color signal can be neglected after 780 nm [34] we simulated only the first 12 spectral bands of OLCI and the first 3 spectral bands of FCI (Table 1). The spectral response is given for the 2 sensors Figure 2(a) and Figure 2(b).

[insert Table 1]

[insert Figure 2]

Regarding the spatial resolution, the OLCI TOA image already has the right resolution (300 m) but the FCI TOA image needs to be down-sampled in order to reach the right FCI resolution (1 km). The down-sampling is applied to the radiance images with the pixel aggregate method (filtering and subsampling).

Regarding the temporal resolution, FCI images are simulated every 10 minutes while OLCI images are simulated once a day at 10:00 am. For the latitude of Marseille (43.3°), OLCI revisit period will be around 1 day once Sentinel 3A and 3B will be launched [38].

Concerning the SNR, the main sources of noise for the sensor are divided into 3 main categories: the photonic noise, the read noise and the quantization noise. The two last noises can be neglected thanks to the high quality of the electronic components and to the high quantization resolution of OLCI and FCI (12 bits). The photonic noise is the most significant. It is proportional to the number of photons captured. The flux of photons received is subject to a Poisson process, and therefore the noise is proportional to the signal square root (4). This noise is considered to be Gaussian, with a standard deviation (σ_{ph}).

$$\sigma_{ph} = \sqrt{\alpha_{ph} \times L_{TOA}} \quad (4)$$

The Signal to Noise Ratio (SNR) represents the magnitude of all the noises regarding the signal. This ratio depends on the amplitude of the signal and can also vary with the wavelength. The total noise can be considered as a white Gaussian noise with a standard deviation σ_b (5).

$$\sigma_b = \sqrt{\alpha_{ph} \times L_{TOA}} = \frac{\sqrt{L_{TOA} \times L_{ref}}}{SNR} \quad (5)$$

L_{ref} and SNR were given by Thales Alenia Space, depending on the spectral bands. This noise is added on the Top Of Atmosphere radiance images.

For a given channel, the noise level varies with the square root of Top Of Atmosphere radiance, knowing that L_{ref}/SNR ratio is unchanged for a given channel. FCI sensor has a SNR in line with the requirements of atmospheric measurements whereas OLCI is dimensioned for ocean color applications which requires higher SNR.

2.6. First processing

Filtering

Because FCI noise level is not compatible with an accurate estimation of the concentration of *Chl*, *SPM* or *CDOM* [8] and because its temporal frequency of one image every 10 minutes is over dimensioned for the water color monitoring, we decided to increase the FCI SNR thanks to its high temporal repetitivity. Five consecutive FCI images are then averaged in order to obtain a filtered image every hour with an improved SNR, more suitable to coastal applications. The standard deviation of the remaining noise is then reduced by a factor of 3.

Inversion of the atmospheric transfer

Because the fusion process needs to be applied on reflectance images (normalized from acquisition conditions), an atmospheric correction is computed. To study the error due only to the fusion process, the atmospheric correction is considered to be perfect. As a consequence, a simple inversion of the atmospheric model has been performed (6) with the parameters previously defined (3).

$$\rho = \left[\frac{L_{TOA} \times \pi}{E_S \times \mu_S} - \rho_{atm} - \frac{t_S \times t_{dir} \times \rho_e}{1 - S \times \rho_e} \right] \times \left(\frac{1 - S \times \rho_e}{t_S \times t_{dir}} \right) \quad (6)$$

3. Methodology

3.1. Fusion methods

Spatial Spectral Temporal Fusion (SSTF) method

Our fusion process consists in adding the OLCI spatial details into the 3 FCI spectral bands. The resulting image has thus, the spatial resolution of OLCI and the spectral and temporal resolutions of FCI. The SSTF method is inspired by the method proposed by Q. Vanhellefont [20] who combined data from the single broad red band of the SEVIRI GEO sensor with the corresponding band of the MODIS sun-synchronous sensor. This method considers that the temporal variations of the reflectance measured by two different sensors for a same interval are equals. Using this method, which has been adapted to our sensors, the ratio between 2 consecutive FCI images is multiplied by the high spatial resolution OLCI image with the corresponding band (7).

$$OLCI(\lambda_i, t_1) = \frac{FCI(\lambda_i, t_1)}{FCI(\lambda_i, t_0)} \times OLCI(\lambda_i, t_0) \quad (7)$$

The multispectral bands of the two sensors were associated according to their spectral proximity. FCI 1st band (444 nm) is fused with the OLCI 3rd band (442 nm), FCI 2nd band (510 nm) with OLCI 5th band (510 nm) and FCI 3rd band (640 nm) with OLCI 7th band (620 nm).

To implement this method, the FCI images need to be oversampled to reach the OLCI spatial resolution. To oversample the FCI images, two methods were compared: the cubic convolution [39] and the B-spline [40] interpolation methods .

Only one OLCI image is acquired per day but the resulting fusion product (t_{i-1}) is used to perform the next fusion with the existing FCI (t_i) and to generate a new product (t_i). This method was applied throughout 2 consecutive days.

This method was compared to the STARFM existing method.

STARFM

STARFM method (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model) [19] is also a multispectral-spatial-temporal fusion model but the predicted image is computed differently. The high resolution predicted image $OLCI(t_0)$, is considered equal to the oversampled coarse resolution image $FCI(t_0)$, added to the difference between the 2 sensors images at the acquisition time. A selection of neighboring pixels within a moving window is operated on the $OLCI$ image according to the spectral similarity with the central pixel. The selected pixels are then weighted (W_{ijk}) according to the spectral, spatial and temporal distances between the central and the selected pixels (8).

$$\begin{aligned} OLCI(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0) & \quad (8) \\ &= \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n W_{ijk} \times (FCI(x_i, y_i, t_0) \\ & \quad + OLCI(x_i, y_i, t_k) - FCI(x_i, y_i, t_k)) \end{aligned}$$

where w is the searching window size, i and j the spatial location in the image, t_0 and t_k respectively the prediction and the acquisition date of FCI and $OLCI$ images. More details are available in [19]. This fusion method has never been applied to the fusion of GEO and LEO images before.

3.2. Validation method

With the reference images

The fusion products of the 2 methods can be compared to the reference images, having the same features (300 m, 3 bands, 10 min). The statistical index called $ERGAS$ for “Relative Adimensional Global Error in Synthesis” (9) is used to assess the global quality of the fused images with more robustness than the $RASE$ (Relative Average Spectral Error), regardless of the spatial resolution and the spectral bands. It also respects calibration and changes of units. The ideal value is 0 in case of perfect fusion, but its value remains correct under 3 [41].

$$ERGAS(A, B) = 100 \times \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{n_b} \frac{RMSE(A, B, \lambda)^2}{mean(A, B, \lambda)^2}} \quad (9)$$

where h/l is the ratio between $OLCI$ and FCI spatial resolutions and nb is the number of fused bands.

We also measured the persistence which consists in calculating the $ERGAS$ index between the reference images at each hour and the only $OLCI$ image of the day. It shows the error due to the

seascape variations in order to judge whether the fusion is useful or not. If the persistence error is lower than the fusion error, the fusion is pointless.

With water composition maps

Radiometric indexes are good indicators to assess the fusion performance but sometimes they are not sufficient if the final application is not satisfied at the end of the study. The fusion methods can effectively be compared and evaluated on the accuracy of the water components estimation which is the final application of our fusion. This comparison can easily be made with the maps used as simulation input, which are the perfect “ground truth”.

Because the fusion product has only 3 bands, we cannot use an algorithm like OC5 which needs specific bands [42], so we chose to inverse a physical model developed by Lee [43],[44]. Lee’s model inputs are *Chl*, *SPM* and *CDOM* concentrations. The IOP (absorption a , backscattering b_b) are derived from these inputs. a and b_b are additives, so they result from the sum of the pure seawater a_w , the phytoplankton coefficient a_ϕ , the coefficient of Coloured Dissolved Organic Matter (*CDOM*) a_y , the non-algal particle coefficient a_{nap} , the pure seawater scattering coefficient b_w , and the water particle scattering coefficient b_p . The second step provides the remote sensing reflectance, i.e. apparent optical properties (AOP), derived from the IOP and from the observation geometry.

This model can be reversed to estimate *Chl'*, *SPM'* and *CDOM'* concentrations from the fusion product (3 bands, 300 m), given in reflectance after atmospheric correction. The reverse model consists in varying the input concentrations in order to minimize the error between the model spectrum and the measured one. It requires the determination of the initial values and the range of variations for each concentration. An example is represented in Figure 3 for a Case 1 waters, with the remote sensing reflectance R_{rs} corresponding to the initial values ($Chl=1 \text{ mg.m}^{-3}$, $SPM=1 \text{ g.m}^{-3}$ and $CDOM=0.1 \text{ m}^{-1}$) and R_{rs} once the iterative process of optimization is over, i.e. $Chl=0.2 \text{ mg.m}^{-3}$, $SPM=0.01 \text{ g.m}^{-3}$ and $CDOM=0.01 \text{ m}^{-1}$.

[insert Figure 3]

This method enables these three parameters to be determined simultaneously by using the remote sensing reflectance from at least three spectral bands between 400 and 800 nm.

The relative errors are then computed between the input maps (*Chl*, *SPM* and *CDOM*) and the estimation maps (*Chl'*, *SPM'*, *CDOM'*) from the images resulting from the fusion. The flowchart of fusion and validation process is presented Figure 4.

[insert Figure 4]

4. Results

4.1. Results of simulation

Figure 5 shows a color composite of the FCI simulated images (444, 510 and 640 nm) on the Gulf of Lion at 2:00 pm without noise simulation (a), with noise simulation (b) and after noise filtering (c) and the corresponding horizontal profiles for the 3 bands (d), (e) and (f) corresponding to the red line on the images. On (d) we see the relevant information (the water color signal) while on (e) this information is combined with the noise. On (f), we can see that the noise is reduced compared to (e) and the information is preserved compared to (d). Figure 6 shows a color composite of the OLCI simulated image (442, 510 and 620 nm) at 10:00 am without noise simulation (a) and with noise simulation (b). On OLCI images, the noise is so low that it is not visible on the image (b) but it can however be visualized on the profile (d).

[insert Figure 5]

[insert Figure 6]

Spatial differences between images of FCI (1 km) and OLCI (300 m) can be noticed between Figure 5 and Figure 6.

4.2. Results of fusion

Figure 7 shows a color composite (444, 510 and 640 nm) of the fusion product with the SSTF method corresponding to the increase of FCI spatial resolution (1 km) thanks to the OLCI one (300 m), without noise simulation (a), with noise simulation (b) and with FCI noise filtering (c). The spatial resolution was improved for the 3 images but the noise is very noticeable on (b). However, the fusion applied to FCI filtered images gives much better results (c) compared to (b).

[insert Figure 7]

4.3. Result of validation

With reference images

In order to quantify accurately the error induced by the fusion process, the ERGAS statistical index was computed each hour between the fusion product and the simulated reference image.

The 2 oversampling methods enabling FCI images to reach OLCI spatial resolution, cubic convolution and B-spline (6th degree), were compared and the B-spline method always provided an ERGAS value 1.5 times higher than those obtained with the cubic convolution method.

Furthermore, the high reflectance values due to the high concentration of *SPM* on the shore created spatial fluctuations of reflectance (artefacts) that were still present in the resulting fused images. We then chose to use the cubic convolution resampling method in the fusion process.

On Figure 8, ERGAS index corresponding to May 18th and 19th 2008 is computed between the fusion product and the reference images without noise. The ERGAS value corresponding to the persistence is also plotted. The ERGAS value being lower than the persistence proves that the fusion product provides more extensive information than the OLCI image alone and it then proves the usefulness of the fusion. But in case of significant seascape variations, the fusion can generate serious errors that are propagated to the next hour's fusion and cumulated throughout the day. Figure 8 shows that these errors are totally different from one day to the next. For example, with the images without noise, the average ERGAS is 0.9 for the first day while it is only 0.29 for the second day. During the first day with high seascape dynamics, the difference between fusion ERGAS and the persistence is much higher than for the second day. The fusion is still useful but the increase of seascape change induces an increase of the ERGAS error.

[insert Figure 8]

To analyze the impact of the noise on the fusion performance, Figure 9 shows the evolution of the ERGAS index on May 18th 2008 with noiseless, noisy and FCI filtered input images, the persistence is plotted in red. The error of the fusion process for the first hour's fusion is around 0.3 with noiseless images, 0.9 with noisy images and 0.5 with filtered images as input. Then the error added from one hour to the next is only 0.1 whatever the input images. These values show that the noise reduction computed on the noisy FCI images has greatly improved the fusion product. The plot also shows that the error seems to be constant throughout the day. The persistence shows that the fusion provides more consistent information, even with noisy FCI images, than with the same OLCI image used throughout the day.

[insert Figure 9]

In order to visualize the spatial distribution of the accumulated errors at the end of the day, error maps between the reference and the final fusion images at 5:00 pm were displayed (Figure 10). On (a) we can see that the errors correspond to the plume variations (on the borders). On (b) and (c) the errors are spatially constant, due to the GEO sensor noise and they were reduced by 50% with the temporal FCI filtering (c).

[insert Figure 10]

With water composition maps

We compared the water composition maps obtained after the fusion process with the input maps. On Figure 11, the mean relative errors of the estimated *Chl* (a), *SPM* (b) and *CDOM* maps (c) without noise during May 18th and 19th 2008 is plotted. The *Chl* is misestimated for the 2 days with relative errors around 64% and 60%, *SPM* is accurately estimated with 6.5% and 5.5% as the *CDOM* around 5.5 and 9%.

We also plotted the errors on *Chl* (a), *SPM* (b) and *CDOM* maps (c) with input images without noise, noisy and filtered for May 18th 2008 (Figure 12). The results are greatly improved by the temporal filtering of the FCI images. Without filtering, average relative errors on *Chl*, *SPM* and *CDOM* estimation are respectively 258%, 16% and 28%, whereas with filtering, they become 82%, 8% and 12%.

[insert Figure 11]

[insert Figure 12]

4.4 Comparison with results from the STARFM algorithm

The SSTF method was also compared with the existing STARFM method by computing the ERGAS index and relative errors on water component estimation during the day 18/05/2008 (Table 2). Using images filtered from the noise as input, average ERGAS is 1 with the SSTF method and 1.47 with the STARFM method. While SSTF relative errors are constant through the day, STARFM ones increase. Concerning the water component estimation, relative errors on *Chl*, *SPM* and *CDOM* are respectively 79.9%, 8.87% and 13.9% with the SSTF method, and 63.1%, 8.52% and 13.85% with the STARFM method. The results are quite similar for *SPM* and *CDOM* but *chl* is really improved when estimated with STARFM fused images.

[insert Table 2]

5. Discussion

This work has shown that the fusion of LEO and GEO images has 2 sources of errors. The first is due to the seascape dynamics that increase the error between the fusion products and the images that would have been acquired by a sensor with the spatial resolution of the LEO sensor and the spectral and the temporal resolution of the GEO one. Because only one high spatial resolution image is acquired during the day, an error of propagation is measured by the ERGAS index throughout the day. The fusion was applied to noiseless simulated images and the spatial analysis showed that this radiometric error is located on the area of most variations, on the border of the plume for example (Figure 10). But whatever the seascape dynamics, the persistence study showed that the fusion is always useful (ERGAS with persistence higher than ERGAS with fusion, Figure 8). The seascape variations during the day also have a noticeable impact on the estimation maps. The relative errors on *SPM* and the *CDOM* estimation are low (respectively ~5.5% and ~9%) and increase slightly throughout the day. *Chl* is misestimated (~60%) because *SPM* obscures the influence of *Chl* on the water surface reflectance, and remains constant (Figure 11).

The second source of errors is due to the SNR of FCI images. Without noise filtering the ERGAS value is around 1, *Chl* is misestimated by 250%, *SPM* by 16% and *CDOM* by 28%. The error is then acceptable for *SPM* and *CDOM* values even without noisy images but not for *Chl*.

When FCI images are temporally filtered, the ERGAS value is improved and approaches the fusion without noise (0.75/0.6), proving that the temporal filtering is really effective (Figure 9). On the water component estimation, filtering is much more effective because all components are much more accurately estimated: *chl* (250/80%), *SPM* (16/8%) and *CDOM* (28/12%) (Figure 12).

If we compare the 2 sources of errors, we can say that without temporal filtering, the noise impact is higher than the seascape dynamics on the fusion performance but when the temporal filtering is applied, the seascape dynamics becomes the main source of error.

The remaining noise could also be reduced by using an adaptive temporal filtering. We tried to temporally filter the images with the median filter but the resulting SNR of the filtered images was lower than the one obtained by temporal average filtering. On the contrary, the seascape dynamics could not be reduced because this is useful information that should be kept and analyzed.

Compared to other fusion methods like MMT or CNMF, this method doesn't make the assumption that the landscape has not changed between the 2 acquisitions and this is important in marine areas. Even if the fusion error increases with the seascape change, the information concerning change is kept and used by this method. Furthermore, our method was compared to the STARFM method, never tested on LEO and GEO images before. SSTF provides a lower ERGAS index than STARFM but results on water component estimation are quite similar except for *chl* having lower error with STARFM. Compared to the STARFM method, no weighting function in a searching window is needed, SSTF is then less time consuming than STARFM.

Concerning the misestimation of *Chl* after the fusion between FCI and OLCI images, we can surmise that in Case 1 waters, the estimation of *Chl* would be better because the influence of *Chl* on reflectance would not be masked by the *SPM* presence and the estimation would then be more reliable.

One limitation of the SSTF method is that our fusion process does not provide the 12 bands of OLCI sensor. The original idea was to provide an image combining the best qualities of the 2 sensors (spatial, spectral and temporal features). We combined the spatial resolution of OLCI and the temporal resolution of FCI but we have not yet succeeded in obtaining fused images with OLCI spectral resolution. Our idea was to use a physical model of reflectance to add a spectral fusion phase after the spatial one (presented here), but this process would not have added more information to the resulting image. We therefore disregarded this idea for the moment. The improvement of the SNR and the spatial resolution of the FCI images are already a notable progress. But to estimate *Chl* concentrations, more than 3 bands would certainly be helpful.

Concerning the future applications of these fusion products, 3 main directions can be cited. The first one is the monitoring of daily biological dynamics in offshore waters (Case 1 waters). Monitoring the Chlorophyll enables the phytoplankton cycle to be studied, contributor to photosynthetic activity and contributes indirectly to monitoring the carbon cycle. In a preliminary study of FCI and OLCI sensors for the estimation of water composition, we proved that for Case 1 waters, the *Chl* estimation is possible with low errors with the 3 FCI broad bands after a noise filtering. The second application would be the monitoring of coastal area dynamics, to follow the river mouth and the river plume as we did in this paper for example.

Finally, the last application of this fusion method will be the increase of the spatial coverage to take into account the cloud cover over some overcast areas. The advantage of GEO sensor is to provide several images during the day (60 FCI images for example). This number of images would make available limited area without cloud each day. These local images could be fused with the last LEO sensor image received. The image could then be recomposed from different local fusion products. Having a composite product with no clouds is one of the aims of the color water community (see IOCCG reports), but this product will have to be used very carefully because of the temporal inconsistency of concomitant pixels which could have been acquired at different times.

6. Conclusion

This work has shown that even with a lower SNR, GEO images can provide useful information in addition to LEO ocean color sensors even for ocean color surveys because the temporal resolution can balance the low SNR by using temporal filtering. A fusion method which was given the name SSTF was then proposed to combine the spatial resolution of the LEO sensor with the temporal resolution of the GEO sensor in order to obtain multispectral GEO images enabling a quasi-continuous monitoring of water composition. The SSTF method was applied to the future FCI (MTG) and OLCI (Sentinel-3) images that were simulated to assess the fusion method. Because FCI is dimensioned for meteorological applications and not for ocean observations, a noise filtering was applied and enabled the noise to be reduced by 39% on the 3 bands. The SSTF method was compared with STARFM. The results are quite similar with both methods but we noticed that SSTF gives better results in case of high landscape dynamic while STARFM is more efficient with noisy images.

Acknowledgment

The authors thank the French region *Provence-Alpes-Côte d'Azur* and Thales Alenia Space for their financial support. The authors are grateful to the European Space Agency for the funding of MTG and Sentinel 3 programs from which the simulation are derived.

References

- [1] T. Platt, “Why Ocean Colour? The Societal Benefits of Ocean-Colour Technology,” IOCCG, Dartmouth, Canada, Rep. 7, 2008.
- [2] W. Hovis, D. Clark, F. Anderson, R. Austin, W. Wilson, E. Baker, D. Ball, H. Gordon, J. Mueller, S. El-Sayed, and others, “Nimbus-7 Coastal Zone Color Scanner: system description and initial imagery,” *Science*, vol. 210, no. 4465, pp. 60–63, 1980.
- [3] S. B. Hooker, E. R. Firestone, W. E. Esaias, G. C. Feldman, W. W. Gregg, and C. R. McClain, “SeaWiFS technical report series. Volume 1: An overview of SeaWiFS and ocean color,” 1992.
- [4] W. E. Esaias, M. R. Abbott, I. Barton, O. B. Brown, J. W. Campbell, K. L. Carder, D. K. Clark, R. H. Evans, F. E. Hoge, H. R. Gordon, and others, “An overview of MODIS capabilities for ocean science observations,” *Geosci. Remote Sens. IEEE Trans. On*, vol. 36, no. 4, pp. 1250–1265, 1998.
- [5] G. Zibordi, F. Mélin, J.-F. Berthon, and E. Canuti, “Assessment of MERIS ocean color data products for European seas,” *Ocean Sci.*, vol. 9, no. 3, pp. 521–533, 2013.
- [6] S. Hlaing, T. Harmel, A. Gilerson, R. Foster, A. Weidemann, R. Arnone, M. Wang, and S. Ahmed, “Evaluation of the VIIRS ocean color monitoring performance in coastal regions,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 139, pp. 398–414, 2013.
- [7] J. Nieke, C. Mavrocordatos, C. Donlon, B. Berruti, T. Garnier, J.-B. Riti, and Y. Delclaud, *Ocean and Land Color Imager on Sentinel-3 in Optical Payloads for Space Missions*, John Wiley & Sons, Ltd. Chichester, UK: S.-E. Qian, 2015.
- [8] K. Ruddick, G. Neukermans, Q. Vanhellefont, and D. Jolivet, “Challenges and opportunities for geostationary ocean colour remote sensing of regional seas: A review of recent results,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 146, pp. 63–76, 2014.
- [9] J.-K. Choi, Y. J. Park, J. H. Ahn, H.-S. Lim, J. Eom, and J.-H. Ryu, “GOCI, the world’s first geostationary ocean color observation satellite, for the monitoring of temporal variability in coastal water turbidity,” *J. Geophys. Res. Oceans*, vol. 117, no. C9, 2012.
- [10] G. Neukermans, B. Nechad, and K. Ruddick, “Optical remote sensing of coastal waters from geostationary platforms: a feasibility study—mapping total suspended matter with SEVIRI,” in *Proceedings of the XIX Ocean Optics Conference*, 2008.
- [11] G. Neukermans, K. G. Ruddick, and N. Greenwood, “Diurnal variability of turbidity and light attenuation in the southern North Sea from the SEVIRI geostationary sensor,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 124, pp. 564–580, 2012.
- [12] F. Faure, P. Coste, and G. Kang, “The GOCI instrument on COMS mission-The first geostationary ocean color imager,” in *Proceedings of the International Conference on Space Optics (ICSO)*, 2008, pp. 14–17.
- [13] T. Ranchin, B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, and L. Wald, “Image fusion—the ARSIS concept and some successful implementation schemes,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 58, no. 1–2, pp. 4–18, 2003.
- [14] B. Zhukov, D. Oertel, F. Lanzl, and G. Reinhackel, “Unmixing-based multisensor multiresolution image fusion,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 37, no. 3, pp. 1212–1226, 1999.
- [15] A. Minghelli-Roman, M. Mangolini, M. Petit, and L. Polidori, “Spatial resolution improvement of MeRIS images by fusion with TM images,” *IEEE Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, no. 7, pp. 1533–1536, 2001.

- [16] A. Minghelli-Roman, L. Polidori, S. Mathieu-Blanc, L. Loubersac, and F. Cauneau, "Spatial Resolution Improvement by Merging MERIS–ETM Images for Coastal Water Monitoring," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 3, no. 2, pp. 227–231, 2006.
- [17] N. Yokoya, T. Yairi, and A. Iwasaki, "Hyperspectral, multispectral, and panchromatic data fusion based on coupled non-negative matrix factorization," in *Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2011 3rd Workshop on*, Lisbon, 2011, pp. 1–4.
- [18] D. Sylla, A. Minghelli-Roman, P. Blanc, A. Mangin, F. d'Andon, and O. Hembise, "Fusion of multispectral images by extension of the pan-sharpening ARSIS method," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 7, no. 5, pp. 1781–1791, 2014.
- [19] Feng Gao, J. Masek, M. Schwaller, and F. Hall, "On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 44, no. 8, pp. 2207–2218, 2006.
- [20] Q. Vanhellefont, G. Neukermans, and K. Ruddick, "Synergy between polar-orbiting and geostationary sensors: Remote sensing of the ocean at high spatial and high temporal resolution," *Remote Sens. Environ.*, vol. 146, pp. 49–62, 2014.
- [21] P. Lazure and F. Dumas, "An external–internal mode coupling for a 3D hydrodynamical model for applications at regional scale (MARS)," *Adv. Water Resour.*, vol. 31, no. 2, pp. 233–250, 2008.
- [22] R. Verney, C. Jany, B. Thouvenin, I. Pairaud, M. I. Vousdoukas, C. Pinazo, F. Ardhuin, and P. Cann, "Sediment transport in the Bay of Marseille: Role of extrem events," presented at the Coastal Dynamics 2013-7th International Conference on Coastal dynamics, Arcachon, France, 2013.
- [23] I. L. Pairaud, J. Gatti, N. Bensoussan, R. Verney, and P. Garreau, "Hydrology and circulation in a coastal area off Marseille: Validation of a nested 3D model with observations," *J. Mar. Syst.*, vol. 88, no. 1, pp. 20–33, 2011.
- [24] M. Fraysse, C. Pinazo, V. M. Faure, R. Fuchs, P. Lazzari, P. Raimbault, and I. Pairaud, "Development of a 3D Coupled Physical-Biogeochemical Model for the Marseille Coastal Area (NW Mediterranean Sea): What Complexity Is Required in the Coastal Zone?," *PLoS ONE*, vol. 8, no. 12, p. e80012, 2013.
- [25] M. Baklouti, V. Faure, L. Pawlowski, and A. Sciandra, "Investigation and sensitivity analysis of a mechanistic phytoplankton model implemented in a new modular numerical tool (Eco3M) dedicated to biogeochemical modelling," *Prog. Oceanogr.*, vol. 71, no. 1, pp. 34–58, 2006.
- [26] M. Fraysse, I. Pairaud, O. N. Ross, V. M. Faure, and C. Pinazo, "Intrusion of Rhone River diluted water into the Bay of Marseille: Generation processes and impacts on ecosystem functioning," *J. Geophys. Res. Oceans*, vol. 119, no. 10, pp. 6535–6556, 2014.
- [27] M. Lei, A. Minghelli-Roman, A. Bricaud, and J. M. Froidefond, "Simulation of Future Geostationary Ocean Color Images," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 5, pp. 173–182, 2011.
- [28] H. Gordon and D. Clark, "Remote sensing optical properties of a stratified ocean: an improved interpretation," vol. 19, no. 20, pp. 3428–3430, 1980.
- [29] J. R. Zaneveld, A. Barnard, and E. Boss, "Theoretical derivation of the depth average of remotely sensed optical parameters," *Opt. Express*, vol. 13, no. 22, pp. 9052–9061, 2005.

- [30] M. Babin, A. Morel, V. Fournier-Sicre, F. Fell, and D. Stramski, "Light scattering properties of marine particles in coastal and open ocean waters as related to the particle mass concentration," *Limnol Ocean*, vol. 48, pp. 843–859, 2003.
- [31] M. Babin, D. Stramski, G. M. Ferrari, H. Claustre, A. Bricaud, G. Obolensky, and N. Hoepffner, "Variations in the light absorption coefficients of phytoplankton, nonalgal particles, and dissolved organic matter in coastal waters around Europe," *J. Geophys. Res.*, vol. 108, p. 3211, 2003.
- [32] C. D. Mobley, *Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters*, Academic Press, 1994.
- [33] A. Minghelli-roman, M. Lei, M. Fraysse, I. Pairaud, and C. Verney, "Image simulation of the geostationary sensor geocapi for the water quality survey of a dynamic coastal area," presented at the IGARSS, 2014.
- [34] R. Pope and E. Fry, "Absorption spectrum (380-700 nm) of pure water. II. Integrating cavity measurements," vol. 36, no. 33, pp. 8710–8723, 1997.
- [35] A. Berk, L. S. Bernstein, G. P. Anderson, P. K. Acharya, D. C. Robertson, J. H. Chetwynd, and S. M. Adler-Golden, "MODTRAN cloud and multiple scattering upgrades with application to AVIRIS," *Remote Sens. Environ.*, vol. 65, no. 3, pp. 367–375, 1998.
- [36] W. Verhoef and H. Bach, "Simulation of hyperspectral and directional radiance images using coupled biophysical and atmospheric radiative transfer models," *Remote Sens. Environ.*, vol. 87, no. 1, pp. 23–41, 2003.
- [37] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 31, no. 4, pp. 532–540, 1983.
- [38] K. Fletcher, "Sentinel-3: ESA's Global Land and Ocean Mission for GMES Operational Services," ESA communications, 2012.
- [39] R. G. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, vol. ASSP-29, no. 6, 1981.
- [40] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "B-spline signal processing. I. Theory," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 41, no. 2, pp. 821–833, 1993.
- [41] L. Wald, "Quality of high resolution synthesised images: Is there a simple criterion?," in *Third conference "Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images,"* Sophia Antipolis, France, 2000, pp. 99–103.
- [42] F. Gohin, J. N. Druon, and L. Lampert, "A five channel chlorophyll concentration algorithm applied to SeaWiFS data processed by SeaDAS in coastal waters," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 23, no. 8, pp. 1639–1661, 2002.
- [43] Z. P. Lee, K. L. Carder, and R. A. Arnone, "Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters," *Appl. Opt.*, vol. 41, no. 22, 2002.
- [44] Z. P. Lee, K. L. Carder, C. D. Mobley, R. G. Steward, and J. S. Patch, "Hyperspectral remote sensing for shallow waters. I. A semianalytical model," *Appl. Opt.*, vol. 37, no. 27, pp. 6329–6338, 1998.

Tables:

FCI Channels	Center (nm)	Width (nm)
1	444	60
2	510	40
3	640	50

(a)

OLCI Channels	Center (nm)	Width (nm)
1	400	15
2	412	10
3	442	10
4	490	10
5	510	10
6	560	10
7	620	10
8	665	10
9	681	7.5
10	709	10
11	753	7.5
12	761	2.5

(b)

Table 1: FCI (a) and OLCI (b) channels.

time	ER GAS with reference images		Relative errors with water composition maps (%)					
	SSTF	STARFM	SSTF			STARFM		
			Chl	SPM	CDOM	Chl	SPM	CDOM
8:00 AM	1.040	1.074	86.38	9.26	14.91	66.82	9.65	14.91
9:00 AM	0.709	0.647	79.64	8.15	12.79	64.38	7.93	12.47
10:00 AM	0.000	0.000	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
11:00 AM	0.629	0.701	77.49	8.24	12.77	60.77	6.15	10.17
12:00 AM	0.887	1.087	85.41	8.39	13.40	60.73	6.89	11.75
1:00 PM	1.077	1.390	83.08	8.53	13.69	59.79	7.49	13.09
2:00 PM	1.127	1.608	77.21	8.54	13.71	60.30	8.05	13.95
3:00 PM	1.139	1.722	76.66	8.84	13.85	60.38	8.72	14.62
4:00 PM	1.110	1.832	76.51	9.09	13.89	62.89	9.35	15.13
5:00 PM	1.106	1.912	77.20	9.38	14.29	65.54	9.97	15.80
6:00 PM	1.186	2.031	80.29	10.3	15.73	69.31	11.0	16.67

Table 2: ERGAS index between the fusion products of the 2 fusion methods and the reference images and relative error between estimated water contents and input maps for the 18/5/2008.

Figures:

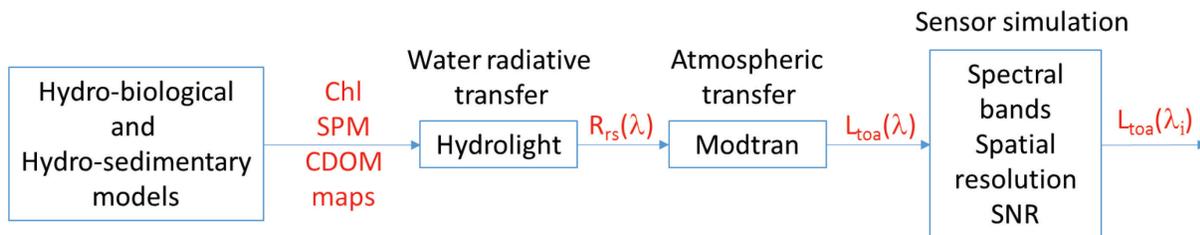


Figure 1: Flowchart of image simulation process.

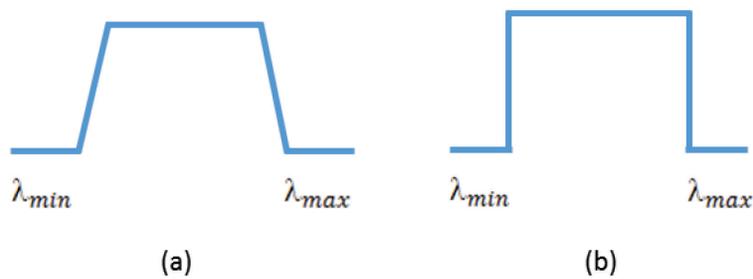


Figure 2: FCI (a) and OLCI (b) spectral responses.

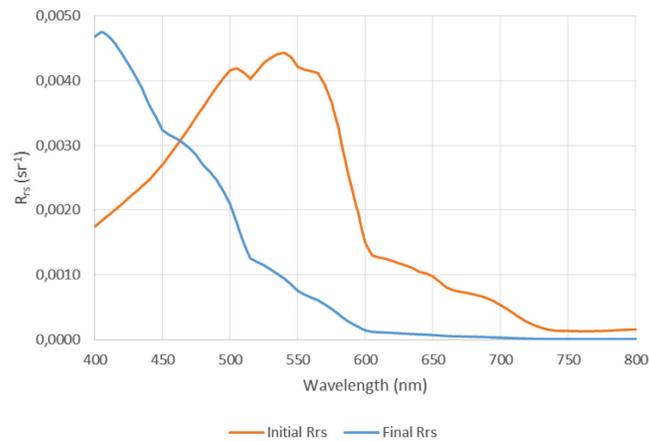


Figure 3: Initial and final reflectance of the optimization process.

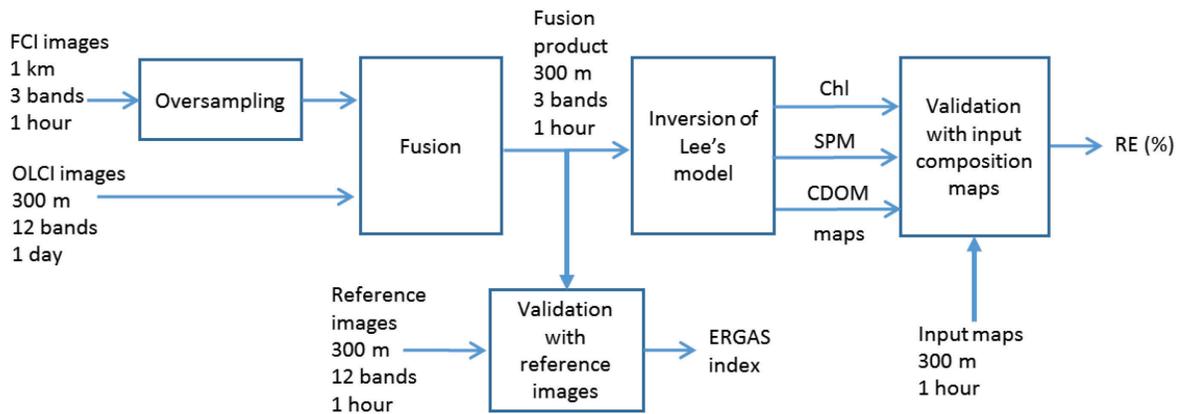


Figure 4: Flowchart of fusion and validation process.

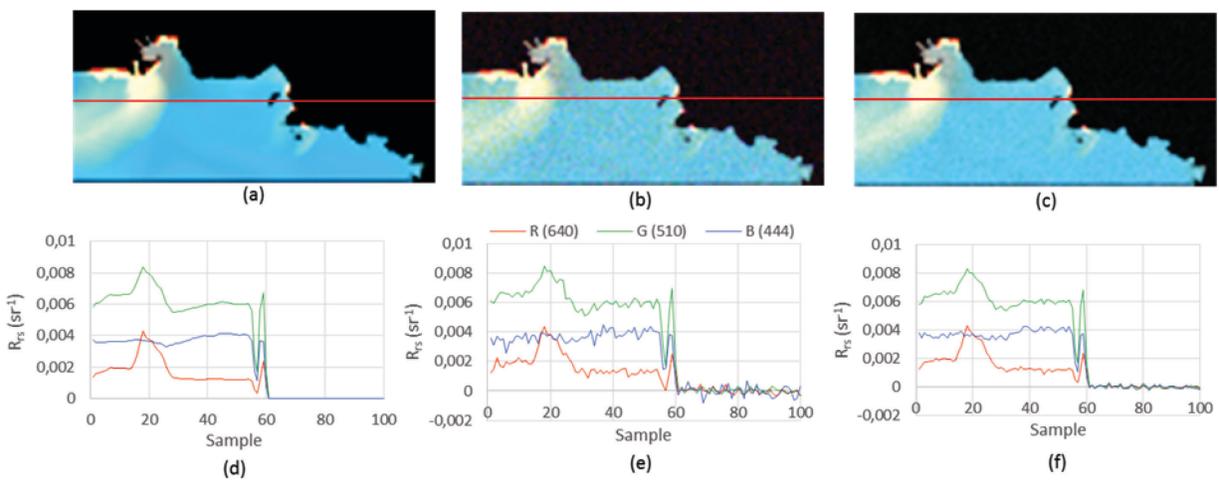


Figure 5: FCI simulated images at 2:00 PM without noise simulation (a), with noise simulation (b), after noise filtering (c) and the 3 corresponding profiles (d), (e), and (f).

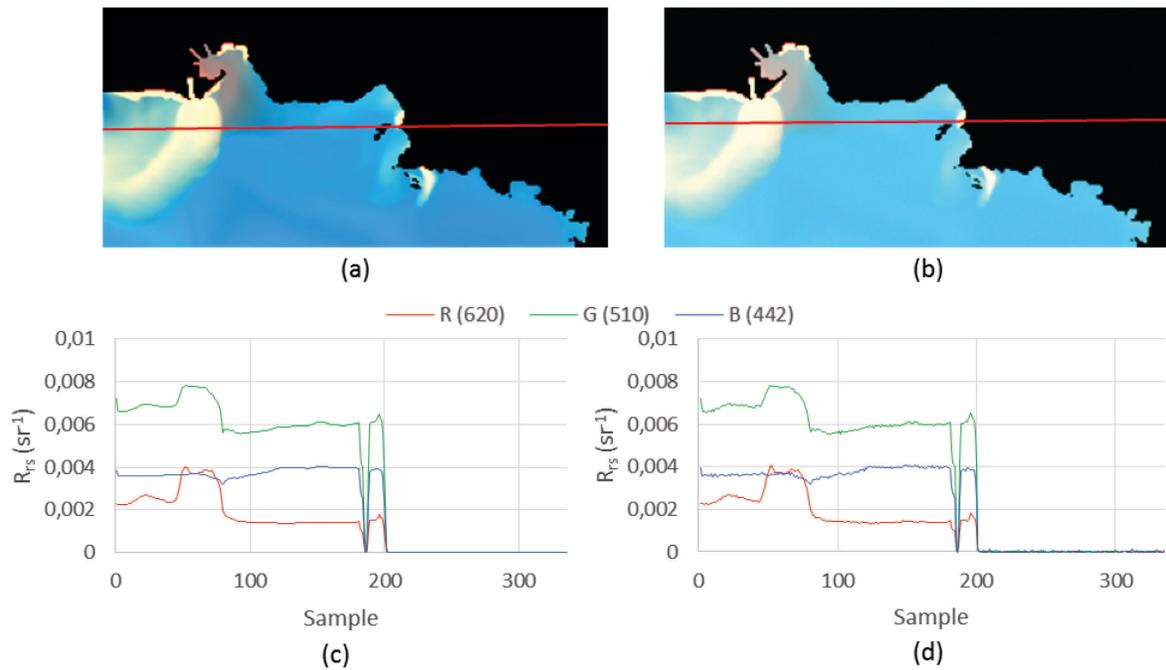


Figure 6: OLCI simulated images at 10:00 AM without noise simulation (a) and with noise simulation (b) and the 2 corresponding profiles (c) and (d).

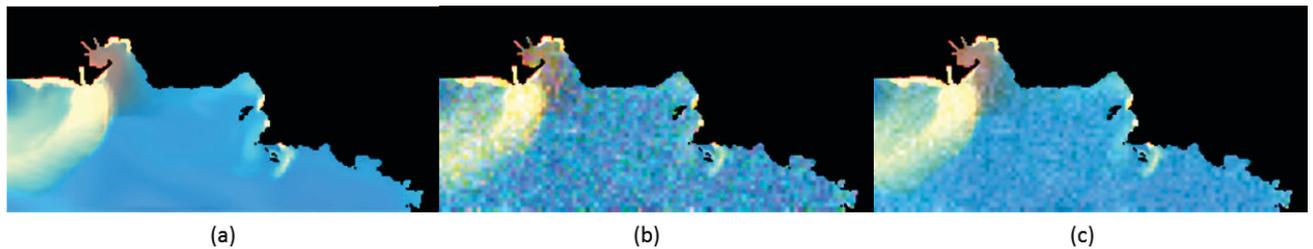


Figure 7: Fusion product of FCI and OLCI images at 1:00 PM without noise simulation (a), with noise simulation (b), with noise filtering (c).

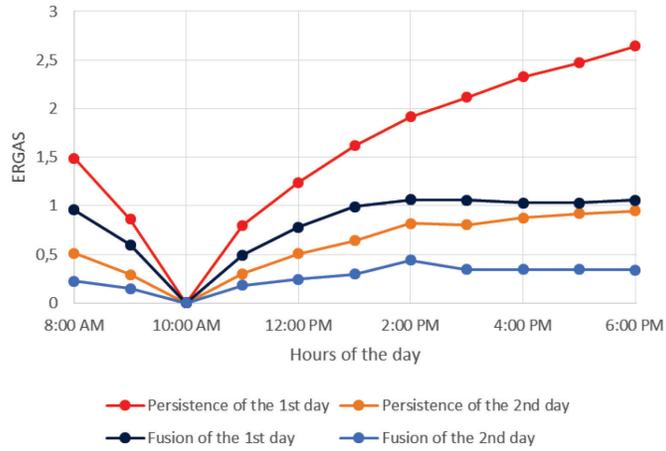


Figure 8: ERGAS index for the SSTF method for the 18/05/2008 and the 19/05/2008 without noise simulation and the corresponding persistence.

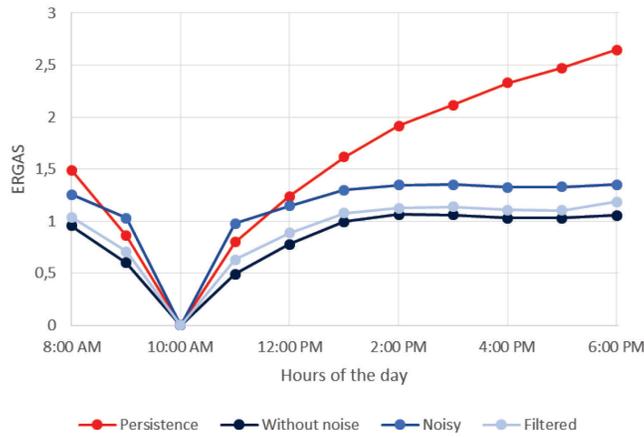


Figure 9: ERGAS index for the SSTF method for the 18/05/2008 without noise simulation, with noise simulation and with noise filtering and the persistence.

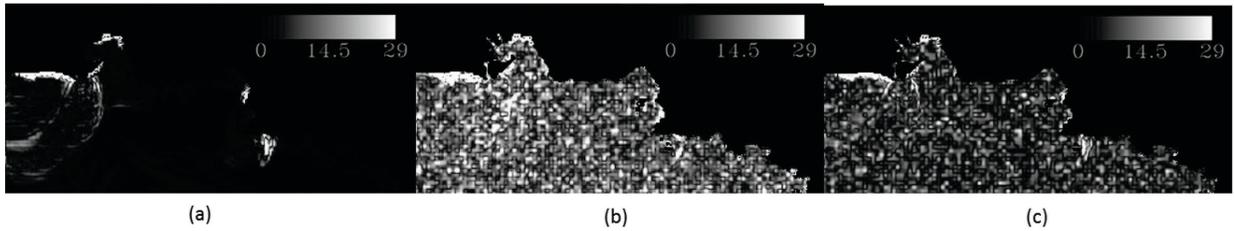


Figure 10: Averaged error maps on the fusion product at 5:00 PM without noise simulation (a), with noise simulation (b) and with noise filtering (c).

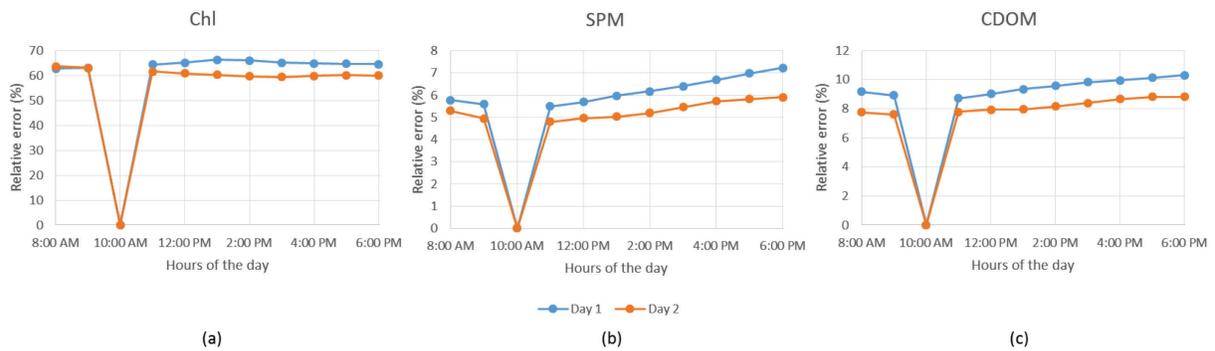


Figure 11: Relative error between input maps and estimated maps from the fusion products for the 18 and 19/05/2008.

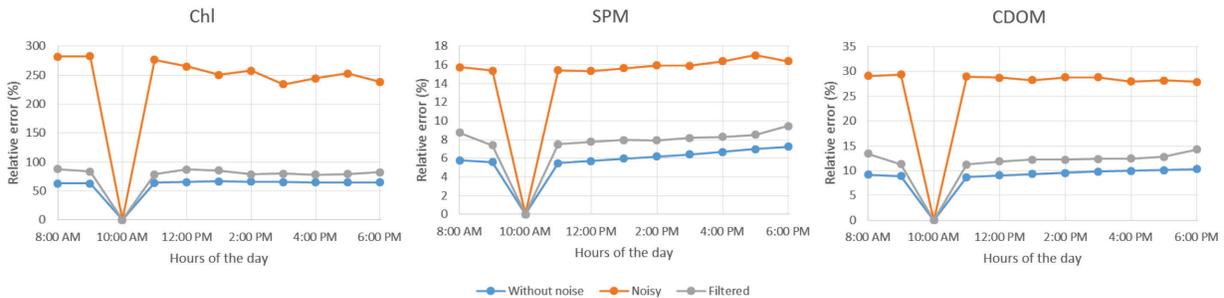


Figure 12: Relative error between input maps and estimated maps from the fusion products for the 18/05/2008 with FCI and OLCI images without noise simulation, with noise simulation and with noise filtering as inputs.

Cécile PESCHOU

Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes

Université du Toulon

**Etude de la complémentarité et de la fusion des images qui seront
fournies par les futurs capteurs satellitaires OLCI/Sentinel 3 et
FCI/Meteosat Troisième Génération**

L'objectif de cette thèse était de proposer, valider et comparer des méthodes de fusion d'images provenant d'un capteur héliosynchrone multispectral et d'un capteur géostationnaire multispectral, pour produire des cartes de composition de l'eau détaillées spatialement et les mieux rafraîchies possibles. Notre méthodologie a été appliquée au capteur héliosynchrone OLCI sur Sentinel-3 et au capteur géostationnaire FCI sur Météosat Troisième Génération. Dans un premier temps, la sensibilité des deux capteurs à la couleur de l'eau a été analysée. Les images des capteurs OLCI et FCI n'étant pas encore disponibles, ont donc été simulées sur le Golfe du Lion, grâce à des cartes d'hydrosols (chlorophylle, matières en suspension et matières organiques dissoutes) et à des modèles de transfert radiatifs (Hydrolight et Modtran). Deux méthodes de fusion ont ensuite été adaptées puis testées à partir des images simulées : la méthode SSTF (*Spatial, Spectral, Temporal Fusion*) inspirée de la fusion de (Vanhellemont *et al.*, 2014) et la méthode STARFM (*Spatial Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) de (Gao *et al.*, 2006). Les résultats de fusion ont alors été validés avec des images de référence simulées et les cartes d'hydrosols estimées à partir de ces images ont été comparées aux cartes utilisées en entrée des simulations. Pour améliorer le SNR des images FCI, un filtrage temporel a été proposé. Enfin, comme le but est d'obtenir des indicateurs de qualité de l'eau, nous avons testé les méthodes de fusion sur les cartes d'hydrosols estimées à partir des images FCI et OLCI simulées.

Mot clés : Analyse de sensibilité, Simulation Images, Hydrosols, Fusion, Zones côtières.

**Study of the complementarity and the fusion of the images that will be provided by the
future satellite sensors OLCI/Sentinel-3 and FCI/Meteosat Third Generation**

The objective of this thesis was to propose, validate and compare fusion methods of images provided by a Low Earth Orbit multispectral sensor and a Geostationary multispectral sensor in order to obtain water composition maps with spatial details and high temporal resolution. Our methodology was applied to OLCI Low Earth Orbit sensor on Sentinel-3 and FCI Geostationary Earth Orbit (GEO) sensor on Meteosat Third Generation. Firstly, the sensor sensitivity, regarding the water color, was analyzed. As the images from both sensors were not available, they were simulated on the Gulf of Lion, thanks to hydrosol maps (*chl*, *SPM* and *CDOM*) and radiative transfer models (Hydrolight and Modtran). Two fusion methods were then adapted and tested with the simulated images: the SSTF (*Spatial, Spectral, Temporal Fusion*) method inspired from the method developed by (Vanhellemont *et al.*, 2014) and the STARFM (*Spatial Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) method from (Gao *et al.*, 2006). The fusion results were then validated with the simulated reference images and by estimating the hydrosol maps from the fusion images and comparing them with the input maps of the simulation process. To improve FCI SNR, a temporal filtering was proposed. Finally, as the aim is to obtain a water quality indicator, the fusion methods were adapted and tested on the hydrosol maps estimated with the FCI and OLCI simulated images.

Keyword: Sensitivity analysis, Image simulation, Hydrosol, Fusion, Coastal areas.