
Correction non supervisée d'images sous-marines couleur par inversion du modèle de propagation de la lumière

Frédéric Petit¹, Anne-Sophie Capelle-Laizé¹,
Jean-Christophe Burie², Christine Fernandez-Maloigne¹

1. Laboratoire XLIM-SIC, UMR CNRS 6172, Université de Poitiers,
Bd Marie et Pierre Curie, F-86962 Futuroscope cedex
{frederic.petit,anne.sophie.capelle,christine.fernandez}@univ-poitiers.fr

2. Laboratoire L3I, Université de La Rochelle
Pôle Sciences et Technologie, Avenue Michel Crepeau
F-17042 La Rochelle cedex 1
jcburie@univ-lr.fr

RÉSUMÉ. Il est avéré que l'eau perturbe la propagation de la lumière. C'est pour cette raison que les images sous-marines présentent souvent un faible contraste et une faible luminosité. Cet article est consacré à la présentation d'une méthode non supervisée d'amélioration des images sous-marines. La méthode proposée a pour but de compenser l'influence de l'eau en inversant le modèle de propagation de la lumière sans aucune information a priori sur la composition du milieu, c'est-à-dire l'eau. Pour inverser le modèle de propagation de la lumière, deux critères sont proposés pour estimer d'une part les paramètres de concentration des particules présentes dans l'eau et d'autre part la distance entre la scène et le capteur (la caméra). Dans un premier temps, les paramètres de concentration sont estimés en utilisant un lien particulier entre les paramètres de concentration et les propriétés colorimétriques de l'image. Dans un second temps, la distance entre la scène et le capteur est estimée itérativement. Cette estimation utilise un critère basé sur une mesure d'erreur quadratique moyenne entre deux estimations successives de l'image corrigée. Une fois ces paramètres déterminés, la correction est complètement non supervisée. Les expérimentations montrent l'efficacité de la méthode. Le contraste et la dynamique des couleurs des images sous-marines sont améliorés tout en préservant un bon rendu visuel des couleurs.

ABSTRACT. It is well-known that the water interacts with the light propagation: underwater images often present low contrast and luminosity. In this paper, an unsupervised enhancement method dedicated to underwater images is presented. The proposed method aims to compensate the influence of the water by inverting the light propagation model without using any information about the constitution of the medium (water). In order to reverse the light propagation model, two criteria are proposed to estimate the concentration parameters and the distance

between the scene and the sensor. First, concentration parameters are estimated using a particular link between the concentration parameters and the colorimetric properties of the images. Secondly, the distance between scene and sensor is iteratively estimated. This estimation uses a criterion based on mean square error measure between two successive estimations of the corrected image. Given these parameters, the correction process is completely unsupervised. Experiments show the efficiency of the method; the contrast and the color dynamic of underwater images are improved while preserving a good color rendering.

MOTS-CLÉS : correction colorimétrique, images sous-marines, images couleur, modèle de propagation de la lumière, problème inverse.

KEYWORDS: images enhancement, underwater images, color images, light propagation model, inverse problem.

DOI:10.3166/TS.29.493-520 © 2012 Lavoisier

Extended abstract

Underwater image processing has been widely studied these last few years. The development and the use of technologies such as autonomous underwater vehicles, underwater target tracking or sea-life form studies explain the interest of scientists for this problem. However, the data acquired under the sea often suffer of large defaults and have to be preprocessed before any analysis or understanding. Actually, underwater scenes are usually veiled by the light interaction with the medium: absorption and scattering of the light induce poor contrast, low luminosity and restricted visibility. Moreover, the turbidity due to suspended matter causes scattered illumination, termed *in-scattering*, and the color perception is affected. An enhancement of image quality is then required. Some underwater image enhancement methods already exist (Ahlen, 2005 ; Schechner, Karpel, 2004 ; Torres-Mendes, Dudek, 2005). Color constancy algorithms improve the dynamic range compression and the color rendition. Among them, Multi-Scale Retinex (MSR) (Rahman *et al.*, 1996) can be particularly noticed. These algorithms require no special knowledge about acquisition conditions. However, perturbations (haze) due to the in-scattering phenomenon make them unable to reach a sufficient correction. Other algorithms directly deal with light interaction on water and perform underwater images pre-processing by mean of an inversion of the light propagation model (Gordon, 1989). These algorithms compensate the light attenuation by the seawater.

From the available literature, there is no color correction using in-scattering directly with scattering coefficient. Several methods have been explored to estimate and to compensate effects of attenuation on a scene, but a calibration by *a priori* measurements or using known references like a grey object is always needed (Ahlen, 2005).

In this article, an unsupervised algorithm for color underwater images enhancement based on the light propagation model is proposed. The aim is to correct color underwater images in order to obtain a new rendering as close as possible to images acquired without water using the physical properties of the light propagation and the

interaction between light and water. Indeed, our method is based upon numerous searches about optical phenomena and physical models (Gordon, 1989). Given the physical model which induces the underwater rendering, it is possible to reverse the process and thus to correct the image rendering. However the inversion is only efficient when all parameters involved into the physical model are suitably estimated and when the interactions between water and the light are correctly modeled. As explained before, authors working with inversion of the model propagation have always used *a priori* information to guide the inversion. In this work, a complete unsupervised method is proposed. All required parameters are directly obtained from the input images.

Thus, an automatic enhancement method has been developed including a new criteria for chlorophyll concentration estimation and distance between the scene and the sensor estimation. This enhancement is based on a direct correlation between the colorimetric attributes of the input images and the physical properties required to invert the physical light propagation model. Post-processings are proposed to increase the corrected image rendering by adjusting the red attenuation values estimation, especially into bluish images.

The proposed automatic correction method provides good results in term of contrast and color balance enhancement: most objects, hardly visible in the background, are reappearing and the haze feeling is strongly reduced. Most of the images are really more clear at the end of the processing. A comparison of the results obtained with color constancy algorithms in term of color restitution has been performed by calculating the perceptual distance ΔE_{2000} between clear images and a simulated attenuation. The measures show that this approach is better than most of the common color constancy algorithms. The obtained results show that final color rendering produced by this algorithm is better than often-used color constancy computation, especially when overall haziness is substantial. However, these algorithms sometimes provide better results in contrast enhancement but their color restitution is still not exact. It should be noticed that manual correction provides finest correction of the images because it used the complete propagation model. The in-scattering phenomenon is not completely considered in the automatic version of our algorithm. Actually this estimation would require knowledge about the acquisition condition. Indeed, the proposed method, based on the physical properties of the light, works without any prior information about the media. Next to accurate enhancement results, a data analysis shows a correlation between colorimetric attributes and chemical properties of the water. The obtained model allows to define attenuation coefficient without any knowledge about the medium and the acquisition conditions. Work has been conducted on a criterion based on the saturation variation allowing to automatically fix the distance. So, this method is fully unsupervised and only need the input image to determine the parameters required by the inversion propagation model while providing an very efficient correction.

1. Introduction

Le traitement des images sous-marines a été largement étudié ces dernières années. Le développement et l'utilisation de nouvelles techniques telles que les véhicules sous-marins autonomes, le suivi de cibles sous-marines, l'étude des formes de vie aquatique expliquent l'intérêt des scientifiques pour cette problématique. Cependant, les images acquises sous l'eau présentent de nombreux défauts et nécessitent des prétraitements avant toute analyse. En fait, les scènes sous-marines sont généralement voilées en raison de l'interaction de la lumière avec le milieu : les phénomènes d'absorption et de diffusion de la lumière causent un faible contraste, une faible luminosité et une visibilité réduite. De plus, la turbidité due à la matière en suspension provoque une illumination diffuse et une modification de la perception des couleurs. Une amélioration de la qualité de l'image est donc nécessaire. On trouve dans la littérature des méthodes d'amélioration d'images sous-marines (Ahlen, 2005 ; Schechner, Karpel, 2004 ; Torres-Mendes, Dudek, 2005). Par ailleurs, les algorithmes de constance couleur permettent de modifier la dynamique des niveaux de gris et d'améliorer le rendu des couleurs. Parmi eux, nous pouvons citer l'algorithme du rétinex (MSR : *Multi-Scale Retinex*) (Rahman *et al.*, 1996). Ces algorithmes ne nécessitent aucune connaissance particulière sur les conditions d'acquisition. Cependant, les perturbations (effet de brume) dues au phénomène de diffusion ne permettent pas d'obtenir une correction suffisante avec ces méthodes. D'autres techniques traitent directement l'interaction de la lumière avec l'eau en effectuant des prétraitements qui inversent le modèle de propagation de la lumière (Gordon, 1989). Ces algorithmes compensent l'atténuation de la lumière par l'eau de mer.

D'après la littérature étudiée, il n'y a aucune technique de correction couleur traitant directement le phénomène de diffusion à partir des coefficients de diffusion. Plusieurs approches ont été étudiées pour estimer et compenser les effets de l'atténuation, mais une calibration par des mesures *a priori* ou par l'utilisation d'un objet de référence dont le niveau de gris est connu est toujours nécessaire (Ahlen, 2005).

Dans cet article, nous proposons un algorithme non supervisé pour l'amélioration des images couleur sous-marines. La méthode est basée sur l'inversion du modèle de propagation de la lumière et constitue une extension de nos précédents travaux sur un algorithme de correction supervisé des images sous-marines (Petit *et al.*, 2008). Le but est de corriger les images couleur sous-marines pour obtenir un rendu aussi proche de celui qui aurait été obtenu lors d'une acquisition sans eau, en utilisant les propriétés physiques de propagation de la lumière et les interactions entre l'eau et la lumière. En effet, notre méthode est basée sur de nombreuses recherches sur les phénomènes optiques et les modèles physiques (Gordon, 1989). En déterminant le modèle physique qui influence le rendu des images sous-marines, il est possible d'inverser le processus et donc de corriger le rendu des images. Cependant, l'inversion est efficace uniquement si tous les paramètres impliqués dans le modèle physique sont convenablement estimés et si les interactions entre l'eau et la lumière sont correctement modélisées. Comme nous l'avons cité précédemment, les auteurs ayant travaillé sur l'inversion du modèle de propagation ont toujours utilisé des informations *a priori* pour faciliter

l'inversion. Dans ce travail, nous proposons une méthode totalement non supervisée. Tous les paramètres nécessaires sont directement obtenus à partir de l'image source. Basée sur un algorithme supervisé développé précédemment (Petit *et al.*, 2008), cette méthode fournit une méthode de correction complètement automatique sans aucune intervention de l'utilisateur. Cet article est organisé ainsi. La section 2 décrit la propagation de la lumière dans l'eau de mer. Ensuite, la méthode supervisée de correction des images sous-marines présentée dans (Petit *et al.*, 2008) est décrite et quelques résultats sont commentés (section 3). Dans la section 4, l'algorithme de correction automatique est détaillé. Cette section propose également un nouveau critère pour estimer d'une part la concentration de chlorophylle et d'autre part la distance entre la scène et le capteur. Des post-traitements sont également proposés afin d'améliorer le rendu des images corrigées. Afin de confirmer l'efficacité de la méthode un protocole de validation a été mis en place et est présenté à la section 4.4. Enfin, la section 4.5 est consacrée à une analyse de la méthode de correction non supervisée, avant de conclure.

2. Propagation de la lumière dans l'eau

Cette section est consacrée à l'équation générale décrivant la propagation de la lumière. Elle détaille également les caractéristiques et spécificités de la propagation de la lumière dans l'eau.

2.1. Equation générale de transfert radiatif

Soit P un chemin optique et λ la longueur d'onde. Les variations de la lumière le long de P sont définies par l'équation générale de transfert radiatif définie ainsi :

$$\begin{aligned} \frac{dL_\lambda(P, \theta)}{dP} &= -c_\lambda \cdot L_\lambda(P, \theta) + k_\lambda \cdot L_\lambda^e(P, \theta) \\ &+ b_\lambda \cdot \int_\nu L_\lambda^i(P, \theta') \cdot \varphi(\theta, \theta') d\theta', \end{aligned} \quad (1)$$

où $-c_\lambda \cdot L_\lambda(P, \theta)$ représente l'atténuation de la lumière venant d'une direction θ pour une longueur d'onde λ le long du chemin P . Le second terme $k_\lambda \cdot L_\lambda^e(P, \theta)$ est l'auto-illumination par le milieu et l'intégrale représente la diffusion de la lumière incidente L_λ^i . Le terme $\varphi(\theta, \theta')$ est une fonction de phase représentant la distribution spatiale de diffusion autour d'une particule pour chaque direction θ' parmi l'ensemble ν de toutes les directions.

L'équation (1) exprime les variations de la lumière dans le milieu. Les termes de cette relation dépendent des coefficients c_λ , k_λ et b_λ qui caractérisent le milieu et donc l'interaction avec la lumière. Ces paramètres sont détaillés dans les sections 2.2 et 2.3.

2.2. Interaction lumière-milieu

Quand la lumière traverse un milieu constitué de molécules et particules, elle interagit avec la matière composant ce milieu. Quand un rayon lumineux atteint une particule, une partie de son énergie est absorbée tandis que l'énergie restante est diffusée autour de la particule selon une distribution spatiale spécifique à chaque type de particule comme le montre la figure 1.

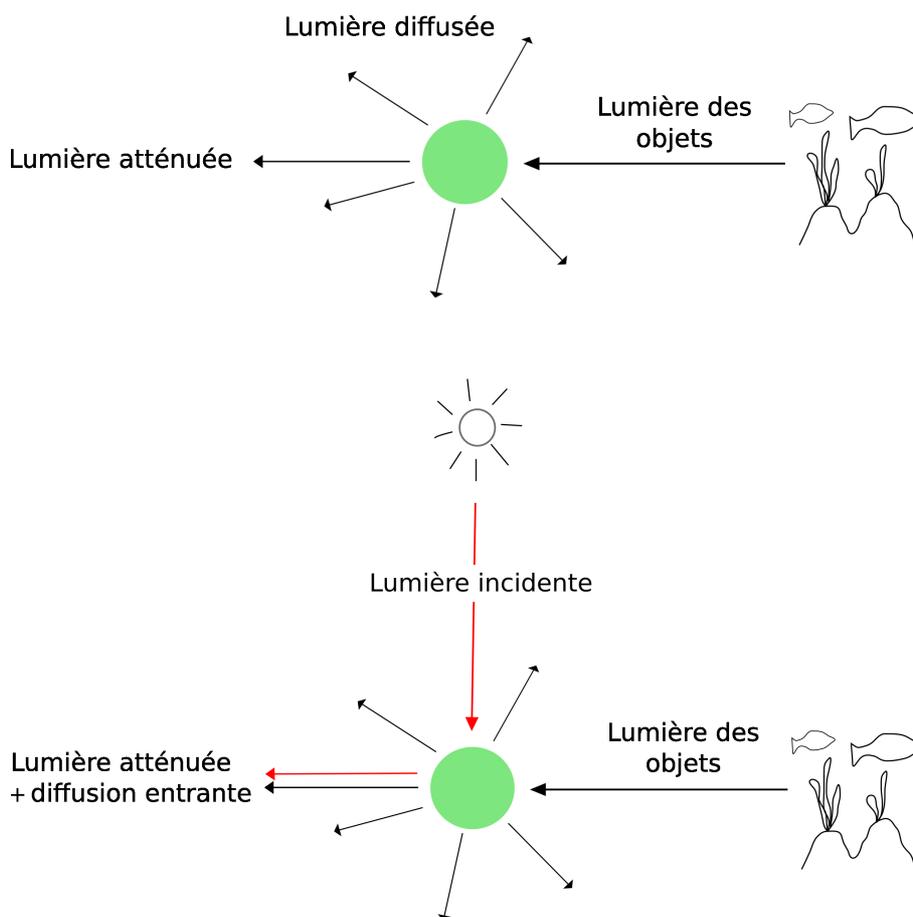


Figure 1. Interaction entre lumière et particule

La quantité d'énergie absorbée et la quantité d'énergie diffusée sont décrites par la section efficace d'absorption α_λ et la section efficace de diffusion σ_λ , données en m^{-2} . Le milieu est caractérisé à la fois par le coefficient d'absorption a_λ et le coefficient de diffusion b_λ , directement liés à α_λ et σ_λ par leurs produits avec la densité de particules ρ , exprimée en nombre de particules par unité de volume. Ainsi, les coefficients a_λ et b_λ , exprimés en m^{-1} , dépendent de la longueur d'onde λ de la lumière et peuvent s'exprimer simplement par $a_\lambda = \rho\alpha_\lambda$ et $b_\lambda = \rho\sigma_\lambda$.

La diffusion de la lumière par les particules est décrite par une fonction de phase $\varphi(\theta, \theta')$ qui exprime la quantité de lumière venant d'une direction spécifiée par θ vers une direction spécifiée par θ' . Pour une particule donnée, cette fonction est comparable à la fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle définie pour une surface. La quantité d'énergie totale diffuse, émise dans une direction donnée, est exprimée par la fonction de phase. Plusieurs types de fonctions de phase ont déjà été établies (Hulst, 1957; Cornette, Shanks, 1992). Celles-ci décrivent les différents types d'interaction de la lumière avec les particules. La diffusion de Rayleigh correspond à la diffusion de la lumière avec des particules plus petites que la longueur d'onde de la lumière (ici les molécules d'eau). Ce type de diffusion est la plupart du temps isotropique, dépend fortement de la longueur d'onde et varie proportionnellement en λ^{-4} . Quand la taille de la particule est plus grande ou égale à la longueur d'onde, la diffusion autour de la particule devient plus complexe et d'autres fonctions de phase doivent être utilisées. En fait, les particules en suspension dans l'eau ont une forme complexe. La diffusion est très inhomogène et aucun modèle ne peut être défini exactement. De plus la densité de particules dans le milieu est inhomogène. Des hypothèses ont donc dû être faites et sont détaillées ultérieurement dans l'article.

2.3. Propagation de la lumière

La part de la lumière absorbée par le milieu et la part de la lumière diffusée dans toutes les directions excepté celle de l'observateur correspondent à l'atténuation de la lumière. Le coefficient d'atténuation spectrale c_λ est donc simplement défini comme la somme des coefficients d'absorption et de diffusion a_λ et b_λ , qui dépendent de la longueur d'onde comme décrit dans l'équation (2) :

$$c_\lambda = a_\lambda + b_\lambda. \quad (2)$$

La quantité de lumière $L_\lambda(P)$ voyageant le long d'un chemin optique depuis un point P_0 jusqu'à un point P sans subir l'influence de l'atténuation est définie par la loi de Beer-Lambert (Blasi, 1996) :

$$L_\lambda(P) = L_\lambda(P_0) \cdot e^{\int_{P_0}^P -c_\lambda dP'}. \quad (3)$$

La lumière incidente interagit également avec le milieu. Une partie de cette lumière est diffusée par les particules tout le long du chemin optique allant d'un objet vers l'observateur. Cette lumière, qui est également atténuée entre le point d'interaction et l'observateur, est ajoutée à la lumière venant des objets. Ce phénomène crée un voile sur la scène ce qui donne une impression de brume. La quantité de lumière perçue par l'observateur est donc la somme de la lumière incidente diffusée en chaque point du chemin optique et atténuée entre le point d'interaction et l'observateur :

$$L_{\lambda}(P) = L_{\lambda}(P_0) \cdot e^{\int_{P_0}^P -c_{\lambda} dP'} \quad (4)$$

$$+ \int_{P_0}^P b_{\lambda} \int_{\nu} L_{\lambda}^i(P', \theta) \varphi(\widehat{PP_0}, \theta) d\theta e^{\int_{P'}^P -c_{\lambda} dP''} dP'.$$

Ces phénomènes dépendent de la nature biochimique du milieu. Diffusion et absorption sont liées à la densité de particules, c'est-à-dire liées à l'opacité du milieu, mais aussi à la nature des particules. Chaque type de particules n'affecte pas le spectre lumineux de la même manière.

2.4. Propriétés bio-optiques des eaux naturelles

Le premier composant des eaux naturelles est l'eau elle-même. Alors que l'eau claire atténue principalement les longueurs d'onde bleue du spectre, les eaux contenant plus de matières organiques atténuent plus fortement les longueurs d'onde verte et jaune. De nombreuses mesures ont été réalisées et un modèle liant les propriétés chimiques et l'atténuation dans l'eau a été établi (Smith, Baker, 1978b ; 1978a ; Baker, Smith, 1982). Les quantités a_{λ} , b_{λ} et par conséquent c_{λ} dépendent uniquement des constituants du milieu et sont connues comme les *propriétés optiques inhérentes* (IOPs : *inherent optical properties*). Elles sont toutes linéairement additives et sont donc déterminées en fonction des éléments composant le milieu. En fait, seules trois composantes sont considérées : l'eau pure c_{λ}^w , une composante "chlorophylle" c_{λ}^c comptabilisant tous les pigments assimilés à la chlorophylle, les matières organiques dissoutes (MOD) c_{λ}^d qui tiennent compte de l'absorption restante. Le coefficient c_{λ} s'exprime donc ainsi :

$$c_{\lambda} = c_{\lambda}^w + c_{\lambda}^c + c_{\lambda}^d. \quad (5)$$

Les études bio-optiques réalisées par (Smith, Baker, 1978b), (Smith, Baker, 1978a), (Baker, Smith, 1982) fournissent l'évolution du facteur d'atténuation spectrale de l'eau c_{λ}^w . Les valeurs spécifiques à l'eau pure pour les longueurs d'onde rouge, verte et bleue sont données dans le tableau 1. De plus, les études bio-optiques ont directement établi un lien entre la concentration de chlorophylle C et les paramètres d'atténuation comme le montre l'équation suivante :

$$c_{\lambda}^c = \begin{cases} c_{\lambda}^1 \cdot C, & \text{si } C < 1 \\ c_{\lambda}^{x2} + c_{\lambda}^2 \cdot C, & \text{si } C \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$

Les paramètres c_{λ}^1 , c_{λ}^2 et c_{λ}^{x2} sont des coefficients spécifiques calculés à partir de données mesurées expérimentalement. Ces coefficients sont donnés dans (Smith, Ba-

Tableau 1. Coefficient spécifique de l'eau c_λ^w en m^{-1} et sous coefficients spécifiques pour la chlorophylle $c_\lambda^{x^2}$, c_λ^1 et c_λ^2

channel	λ	c_λ^w	$c_\lambda^{x^2}$	c_λ^1	c_λ^2
Blue	435	0.0171	0.132	0.175	0.041
Green	545	0.0608	0.056	0.073	0.013
Red	700	0.6500	0.001	0.008	0.004

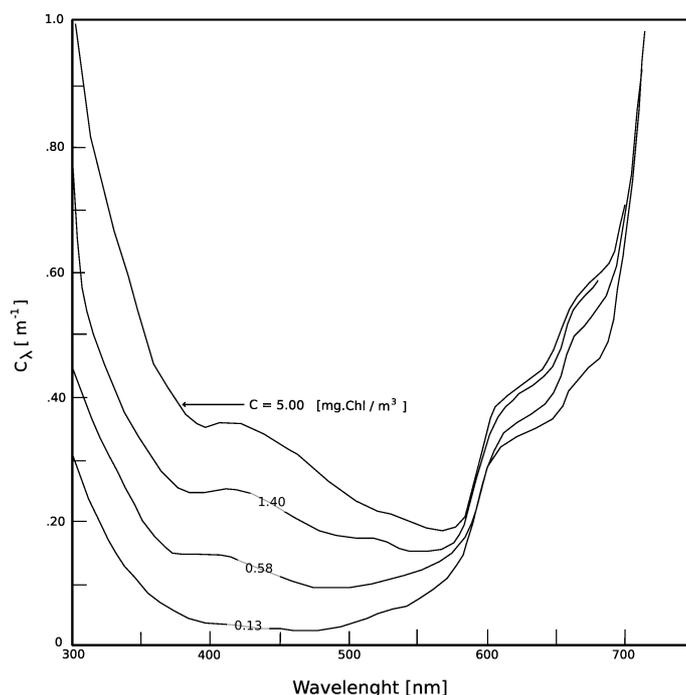


Figure 2. Coefficient spectral d'atténuation en fonction de la longueur d'onde

ker, 1978b). Ces équations établissent un lien direct entre la concentration et le coefficient spécifique d'atténuation associé à la chlorophylle. Elles montrent que l'atténuation augmente pour chaque longueur d'onde quand la concentration s'accroît. Cependant l'atténuation relative des couleurs est modifiée. Dans l'eau pure, les longueurs d'onde bleue sont très légèrement atténuées contrairement aux longueurs d'onde rouge. Plus la concentration de chlorophylle est élevée, plus l'atténuation des longueurs d'onde bleue est importante alors que l'atténuation des longueurs d'onde rouge est pratiquement indépendante de C (cf. figure 2).

Enfin, (Baker, Smith, 1982) ont proposé de modéliser le coefficient de matière organique dissoute c_λ^d . Cependant ils suggèrent que la part d'atténuation due aux MOD est négligeable en comparaison de celle provoquée par les matières constituées de

chlorophylle. C'est pourquoi, ils proposent les courbes d'atténuation représentées sur la figure 2.

3. Méthode supervisée d'amélioration des images sous-marines

L'équation (5) définit le modèle de propagation de la lumière sous l'eau décrivant les interactions lumière/eau. À partir d'une image sous-marine, une estimation de l'image corrigée peut être réalisée en inversant cette équation. Dans la section 3.1, l'équation inversant le modèle de la lumière est détaillée.

Afin d'introduire notre méthode non supervisée, nous proposons, dans un premier temps, d'estimer manuellement les paramètres de l'équation d'inversion (cf. section 3.2).

À partir de cette expérience, nous avons montré qu'il existe une corrélation entre les paramètres de concentration estimés et les propriétés colorimétriques des images (cf. section 3.2.3).

3.1. Equation d'inversion du modèle de la lumière sous l'eau

L'équation (5) exprime la lumière perçue par l'observateur comme une fonction de la source de lumière illuminant la scène et de la lumière incidente.

En considérant l'amélioration des images sous-marines comme un problème inverse, l'inversion de l'équation doit être faite afin d'exprimer la lumière comme une fonction de la lumière perçue par l'observateur, donc l'image et la lumière incidente. L'équation (5) devient :

$$L_{\lambda}(P_0) = \frac{L_{\lambda}(P) - L_{\lambda}^d(P)}{e^{\int_{P_0}^P -c_{\lambda} \cdot dP'}}. \quad (7)$$

où :

$$L_{\lambda}^d(P) = \int_{P_0}^P b_{\lambda} L^s(P') e^{\int_{P'}^P -c_{\lambda} dP''} dP' \quad (8)$$

avec :

$$L^s(P') = \int_{\nu} L_i(P', \theta) \varphi(\widehat{PP_0}, \theta) d\theta \quad (9)$$

Quelques hypothèses doivent être faites pour simplifier l'équation de transfert radiatif. Premièrement, la lumière incidente sous-marine L_i venant de la lumière du

soleil peut être considérée comme homogène et blanche. En fait, aucune connaissance sur la profondeur d'acquisition n'est disponible. Quand la profondeur est importante, la lumière incidente est atténuée par la colonne d'eau. Une mauvaise hypothèse initiale sur l'illumination par une lumière blanche peut en fait être compensée par différentes valeurs pour les coefficients de diffusion. De plus la diffusion est considérée comme isotropique et donc la fonction de phase est donnée par la constante $\frac{1}{4\pi}$ pour toutes les valeurs de θ et θ' . Cette hypothèse peut être faite en raison de la nature presque isotropique de la diffusion dans l'eau pour les turbidités faibles et moyennes.

Enfin, nous considérons qu'il n'y a pas d'auto-illumination (aucune fluorescence ni aucun autre phénomène). Donc l'équation (7) devient :

$$L_\lambda(P_0) = \frac{L_\lambda(P) - \int_{P_0}^P b_\lambda L_i \frac{1}{4\pi} e^{\int_{P'}^P -c_\lambda dP''} .dP'}{e^{\int_{P_0}^P -c_\lambda .dP'}}. \quad (10)$$

Soit x , la distance entre P et P_0 où P est la position de la scène et P_0 la position du capteur. Par intégration, la relation devient :

$$L_\lambda(P_0) = e^{c_\lambda x} \times \left[L_\lambda(P) - \frac{L_i}{4\pi} \cdot \frac{b_\lambda}{c_\lambda} \cdot (1 - e^{-c_\lambda x}) \right]. \quad (11)$$

Comme exprimé par l'équation (11), le modèle d'inversion complet nécessite d'estimer les paramètres suivants :

- le coefficient d'atténuation spectral c_λ
- le coefficient de diffusion spectral b_λ
- la lumière incidente L_i
- la distance x entre P et P_0 .

Une fois les paramètres estimés, respectivement notés \hat{c}_λ , \hat{b}_λ , \hat{L}_i et \hat{x} , il est possible d'inverser le modèle pour chaque pixel de l'image source.

En considérant la problématique du traitement des images, le calcul peut être restreint aux composantes bleue, rouge et verte correspondant respectivement aux longueurs d'onde : $\lambda = \{435\text{nm}, 545\text{nm}, 700\text{nm}\}$.

3.2. Résultats avec l'estimation manuelle des paramètres

3.2.1. Base de données et procédure d'estimation

Il faut rappeler que, dans notre travail, les conditions d'acquisition des images ne sont pas connues (distance entre la scène et le capteur, géométrie de la scène, illumination). De plus, nous n'avons aucune connaissance sur le capteur utilisé pour

acquérir les images : type de capteur, utilisation possible de fonctions d'amélioration durant l'acquisition qui pourrait affecter l'estimation de l'atténuation, utilisation d'algorithmes de compression, etc. Enfin, les propriétés du milieu, donc les IOP (type d'eau, turbidité, concentration en chlorophylle...), ou toute information sur les objets présents dans l'image sont également inconnues. Par conséquent, pour réaliser la correction, l'unique source d'information disponible est l'image elle-même. Donc, une base de données d'images sous-marines composée de 50 images représentatives avec différents types de scènes et/ou différentes compositions d'eau de mer a été construite. La figure 3 montre quelques exemples d'images issues de la base de données.



Figure 3. Images extraites de la base de données

Dans la suite de l'exposé, soit I l'image source de taille $N \times M$ à améliorer où N est le nombre de ligne et M le nombre de colonne et soit I' l'image corrigée. Chaque pixel localisé à la position (k, l) et correspondant à la longueur d'onde λ est noté $I(k, l, \lambda)$ avec $k \in [1 \dots N]$, $l \in [1 \dots M]$. L'équation (11) d'inversion peut être écrite ainsi :

$$I'(k, l, \lambda) = e^{\hat{c}_\lambda \hat{x}} \times \left[I(k, l, \lambda) - \frac{L_i}{4\pi} \cdot \frac{\hat{b}_\lambda}{\hat{c}_\lambda} \cdot (1 - e^{-\hat{c}_\lambda \hat{x}}) \right]. \quad (12)$$

La méthode de correction manuelle consiste à appliquer la "meilleure estimation" ¹ de \hat{c}_λ , \hat{b}_λ , \hat{L}_i et \hat{x} dans l'équation (12).

Parmi les paramètres à estimer, le coefficient spectral c_λ est le plus complexe car sa valeur dépend d'autres valeurs comme le montrent les équations (5) et (6). Cependant, comme il est noté dans (Baker, Smith, 1982), le paramètre de concentration MOD c_λ^d peut être négligé. En fait, ce terme peut être traité avec le paramètre lié à la chlorophylle en augmentant la valeur de ce coefficient spécifique. Donc, pour corriger manuellement les images, l'utilisateur estime le paramètre \hat{C} . La valeur estimée du coefficient \hat{c}_λ est calculée en utilisant les équations (5) et (6).

3.2.2. Correction manuelle des images : observations et résultats

La principale difficulté dans les problèmes de restauration d'images repose sur l'évaluation de la qualité des images corrigées. Généralement, il est possible d'évaluer quantitativement la restauration des images en utilisant une version dégradée d'une image connue et en calculant une mesure appropriée entre ces deux images. Cependant, comme nous l'avons expliqué dans la section précédente, nous n'avons aucune image de référence ou information sur les images sous-marines et par conséquent, nous proposons ici une évaluation subjective et perceptuelle des images corrigées. Comme nous n'avons pas d'image de référence, les objectifs de la correction des images sont visuels : augmentation de la luminosité et du contraste, réduction de l'aspect bleuâtre et/ou verdâtre des images. L'estimation des paramètres est donc réalisée jusqu'à l'obtention de la meilleure correction en accord avec ces objectifs. Durant les expérimentations, plusieurs concentrations, distances et paramètres de diffusion ont été essayés. Evidemment, les paramètres estimés sont dépendants de l'utilisateur. Afin d'illustrer l'influence sur l'estimation des paramètres, la figure 4 présente quelques exemples d'images corrigées pour un ensemble de paramètres donnés : \hat{b}_λ , \hat{L}_i et \hat{x} sont constants ; seul le paramètre de concentration en chlorophylle \hat{C} change. Sur les différentes corrections, les images semblent moins vertes avec un paramètre de concentration en chlorophylle \hat{C} élevé ; L'eau devient plus bleutée. Cet exemple illustre une caractéristique typique des images sous-marines : plus le paramètre de concentration en chlorophylle est élevé, plus les composantes bleue et rouge sont atténuées. Par conséquent les images ont tendance à devenir "verdâtre". L'inversion du modèle de propagation de la lumière avec des valeurs importantes de \hat{C} corrige cet effet.

L'estimation des paramètres est appliquée sur toutes les images de notre base de données. Quelques exemples d'images corrigées sont présentés sur la figure 5. Si on les compare avec les images originales (cf. figure 3), le contraste et l'illumination des images corrigées sont visuellement améliorés. De plus, l'aspect bleuâtre et verdâtre des images est réduit en accord avec les objectifs visuels que nous avons fixés pour les images corrigées.

1. La notion de "meilleure estimation" est expliquée dans la section 3.2.2.

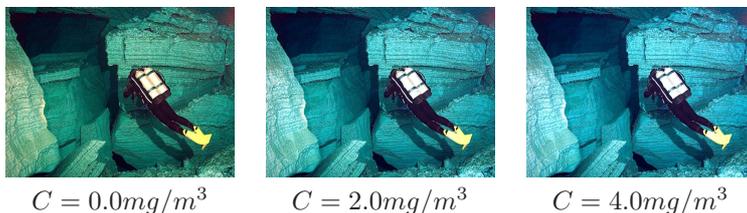


Figure 4. Correction des images pour différentes concentration en chlorophylle C

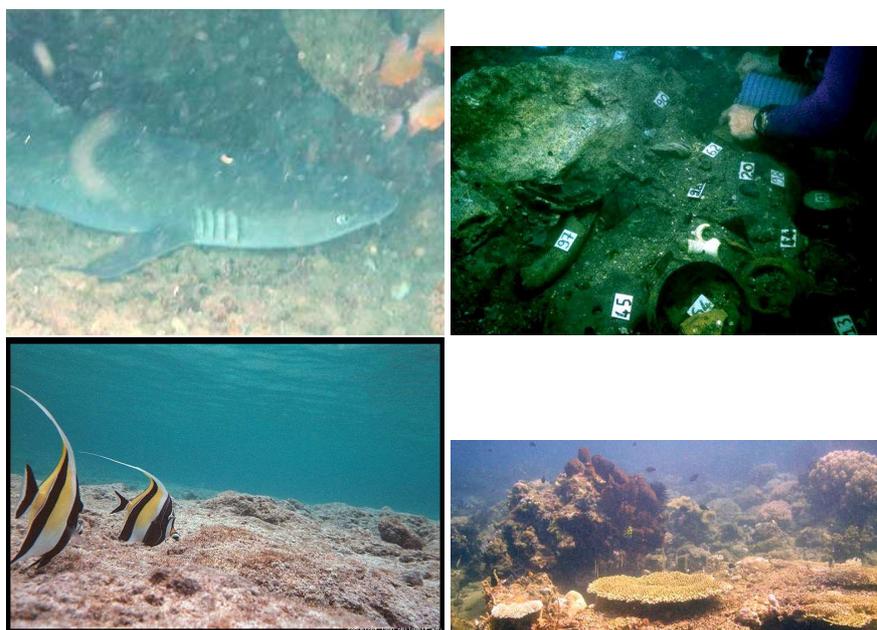


Figure 5. Correction manuelle des images sous-marines

3.2.3. Correlation entre les attributs colorimétriques et la concentration en chlorophylle

Dans cette section, l'ensemble des 50 images et les images corrigées associées est appelé l'ensemble d'apprentissage. Cet ensemble d'apprentissage étant défini, une étude des caractéristiques colorimétriques des images en fonction des paramètres estimés a été réalisée. Le but est de déterminer s'il existe un (ou plusieurs) lien(s) entre les paramètres estimés et un ou plusieurs attribut(s) colorimétrique(s) des images sources. En raison de l'atténuation relative entre l'atténuation du bleu et du rouge variant avec la concentration en chlorophylle, les composantes bleue et rouge des images sont également liées à cette concentration.

La figure 6 représente la variation des paramètres de concentration estimée \hat{C} en fonction de la différence $\bar{I}_B - \bar{I}_R$ où \bar{I}_B est l'intensité moyenne de la composante

bleue et \bar{I}_R l'intensité moyenne de la composante rouge des pixels de l'image source exprimée dans l'espace RGB.

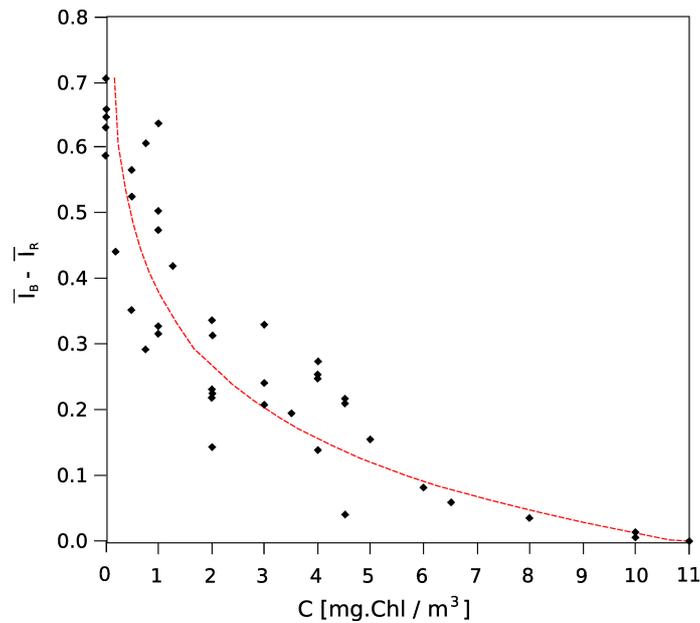


Figure 6. Différence d'intensité bleu/rouge $\bar{I}_B - \bar{I}_R$ en fonction de la concentration en chlorophylle \hat{C}

Comme le montre la figure 6, un lien existe entre la valeur de C estimée par l'utilisateur et la différence $\log(\bar{I}_B - \bar{I}_R)$. La corrélation entre les deux valeurs est d'environ 90 %. Ce taux peut être expliqué par l'influence de la concentration sur le coefficient d'atténuation spectral (cf. section 2.4). Étant donné la courbe de la figure 6, la régression des données fournit un modèle mathématique qui lie les paramètres colorimétriques des images corrigées avec la concentration de chlorophylle C :

$$\hat{C} = 11 \times e^{-6.33 \times (\bar{I}_B - \bar{I}_R)} - 0.12 . \quad (13)$$

À partir des équations (5), (6) et (13), le coefficient d'atténuation c_λ qui est nécessaire pour inverser le modèle de propagation de la lumière, peut être déterminé. L'estimation des coefficients d'atténuation est donc réalisée en utilisant uniquement les propriétés colorimétriques de l'image source. Dans la section suivante, nous utilisons ce résultat pour proposer un algorithme non supervisé de correction des images sous-marines.

4. Algorithme non supervisé d'amélioration des images

La correction manuelle des images et l'étude des paramètres estimés montrent qu'il existe un lien entre les propriétés colorimétriques de l'image et le paramètre de concentration C . Ce lien étant défini, nous proposons ici un nouvel algorithme de correction des images sous-marines.

4.1. Algorithme non supervisé utilisant une inversion incomplète du modèle de propagation

À l'aide de l'équation (13), un algorithme de correction des images sous-marines utilisant une version simplifiée de l'équation de propagation de la lumière peut être proposé. En effet, si le coefficient de diffusion b_λ est omis, une équation d'inversion partielle de la propagation peut être définie par :

$$I'(k, l, \lambda) = e^{c_\lambda \hat{x}} \times I(k, l, \lambda). \quad (14)$$

La résolution de l'équation (14) exige uniquement d'estimer les paramètres c_λ et \hat{x} en utilisant les propriétés colorimétriques de I à l'aide des équations (5) et (13). La diffusion n'est pas prise en compte. En fait, comme l'illumination de la scène observée n'est pas connue, l'estimation de la rétrodiffusion vers l'observateur n'est pas possible. Une correction plus fine pourrait être calculée si des informations sur les conditions d'illumination étaient fournies. Ce choix s'explique par le fait que le but est de définir une méthode complètement non supervisée : prendre en compte la rétrodiffusion impliquerait de fixer manuellement une valeur d'illumination. La distance x est estimée par une procédure itérative décrite ci-après dans la section 4.2. Ainsi, nous proposons un algorithme en deux étapes représenté sur la figure 7.

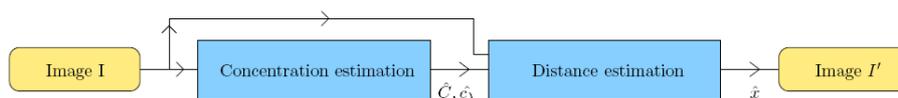


Figure 7. Algorithme de correction non supervisé

La première étape consiste à estimer c_λ en utilisant l'équation (5), l'équation (13) et les propriétés colorimétriques de l'image source I . La seconde étape consiste à estimer la distance x . Dans la section suivante, nous proposons un critère pour estimer automatiquement cette distance.

4.2. Estimation de la distance \hat{x}

Comme seules les images sources sont disponibles, aucune connaissance sur la géométrie de la scène n'est fournie. La distance \hat{x} correspond à la largeur de la co-

lonne d'eau qui atténue la lumière venant de la scène. Pour réaliser une bonne correction, il est nécessaire de s'approcher au maximum de la distance réelle entre l'observateur et la scène. Pour une correction manuelle, une méthode consiste à estimer la distance pas à pas par itérations successives jusqu'à l'obtention d'un bon rendu visuel. Au contraire, une méthode de correction automatique exige la définition d'un critère mathématique pour fournir un bon rendu visuel des images corrigées. Aucune vérité terrain n'étant disponible, l'étude d'un critère approprié est basée sur nos expérimentations lors de la correction manuelle. Celles-ci ont montré que lorsque la distance est dépassée, l'image corrigée a tendance à devenir rougeâtre comme le montre la figure 8. Donc, une surestimation de la distance x doit être évitée.

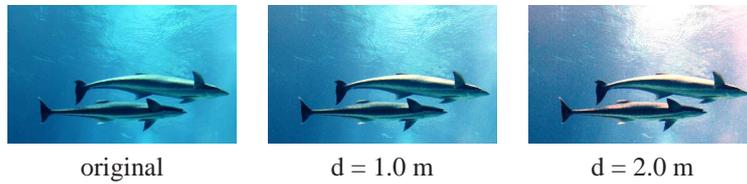


Figure 8. Correction d'image pour différentes valeurs de la distance x

Pour déterminer notre critère, des mesures de l'erreur quadratique moyenne (EQM) sont calculées à chaque itération et sa variation est étudiée. La figure 9 montre une variation typique de la mesure EQM (courbe continue noire). Cette courbe représente l'évolution de ε_i où ε_i est l'EQM entre l'image corrigée $I'_{x(i)}$ obtenue à l'itération i en utilisant la distance $x(i)$, et l'image corrigée $I'_{x(i-1)}$ obtenue pour la distance $x(i-1)$ avec $x(i-1) < x(i)$:

$$\varepsilon_i = \frac{1}{N \times M} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M (I'_{x(i)}(k, l) - I'_{x(i-1)}(k, l))^2. \quad (15)$$

L'étude de la courbe montre que la vitesse de variation de l'EQM est maximum quand la distance \hat{x} atteint une valeur approximativement égale à celle déterminée par la correction manuelle.

D'un autre côté, si l'espace colorimétrique teinte-saturation-luminance (HLS) est considéré, la variation de la saturation est le paramètre qui mérite d'être étudié. En fait, au début du processus itératif, les images sont totalement bleues ou vertes. donc la saturation des couleurs correspondant à ces teintes est très élevée. Quand la distance augmente à chaque itération, la saturation de la couleur bleue diminue pour atteindre un minimum correspondant approximativement à la distance qui a été déterminée manuellement sur la même image. Quand la distance dépasse ce point particulier, la composante rouge augmente fortement et la saturation de la couleur rouge augmente également. Donc, l'image passe d'un "monde bleu" à un "monde rouge"

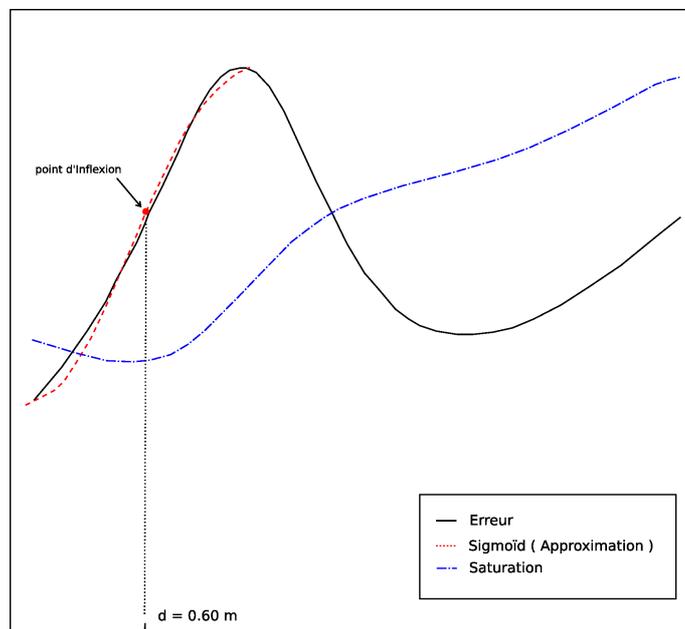


Figure 9. (noire) courbe d'erreur; (pointillés courts) approximation par une fonction sigmoïde fonction, (pointillés longs) saturation (espace HLS)

via un "monde de couleurs équilibrées". La variation minimum de la saturation correspond à la variation maximum de l'EQM. Sur la courbe de l'EQM, elle correspond au premier point d'inflexion. Donc, une estimation de la distance x utilisant le critère d'estimation suivant peut être définie comme :

$$\hat{x} = \arg \min_{\varepsilon(i)} \left\{ \varepsilon(i) \mid \frac{\partial \varepsilon_i^2}{\partial i} = 0 \right\}. \quad (16)$$

À partir de la distance estimée \hat{x} , l'équation (14) est appliquée à chaque pixel de l'image I et la qualité visuelle de l'image sous-marine est corrigée automatiquement. Cependant, un bon rendu de l'avant plan a été privilégié au détriment de l'amélioration de l'arrière plan. Comme le traitement est réalisé globalement sur la totalité de l'image, le sujet de l'image, localisé principalement à l'avant plan (distance moyenne) est amélioré. Un traitement local pourrait être considéré si nous disposions d'une information sur la géométrie de la scène, qui n'est pas disponible dans notre cas.

4.3. Post-traitement basé sur l'espace couleur Lab

Cette méthode de correction automatique fournit des résultats précis dans la plupart des cas. Cependant, sur certaines images, la correction échoue. Ce problème peut

être dû à différents facteurs : la concentration n'est pas assez bien estimée, la distance est trop grande. De plus, des corrections automatiques ou manuelles peuvent avoir été réalisées durant l'acquisition des images et affectent alors les paramètres d'atténuation. Il peut également s'expliquer par le phénomène de diffusion qui est négligé avec le modèle d'inversion incomplet proposé (équation (14)). La figure 10 illustre un cas d'échec. L'erreur de correction est caractérisée par l'apparition de pixels violet dans l'image résultat. Afin de surmonter ce phénomène, un post-traitement est appliqué sur l'image. Il consiste à quantifier les pixels défectueux et à ajuster les paramètres de propagation afin de compenser l'effet violacé. Cette option a été choisie pour réaliser un post-traitement global et automatique des images.

4.3.1. Détection des pixels défectueux

Les pixels défectueux sont caractérisés par leur aspect violacé. Ces pixels sont détectés en utilisant un seuillage dans l'espace couleur $L^*a^*b^*$. Ce seuillage est réalisé en définissant une partie donnée du plan a^*b^* correspondant à la gamme de couleur violette et en identifiant les points de l'espace $L^*a^*b^*$ qui ont les coordonnées a^* et b^* appropriées dans ce plan. Les valeurs de ce seuil ont été définies expérimentalement. Soit Γ l'ensemble des points défectueux. Pour chaque pixel $I'(k, l)$ de l'image corrigée I' , soit respectivement $I'_{L^*}(k, l)$, $I'_{a^*}(k, l)$ et $I'_{b^*}(k, l)$ les valeurs du pixel dans l'espace $L^*a^*b^*$. Γ sont donc définies par :

$$\Gamma = \left\{ I'(k, l) \mid L > 0.2, a > 0.0, b < 0.3 \right\}, \quad (17)$$

où les coordonnées $L^*a^*b^*$ sont normalisées dans l'intervalle $[0, 1]$ pour L et dans l'intervalle $[-1, 1]$ pour a et b . Soit $|\Gamma|$ le nombre de pixels dans Γ .

4.3.2. Correction des pixels défectueux

L'existence de pixels violets est principalement due au phénomène de diffusion de la lumière incidente. En fait, quand l'aspect de brume est élevé en un point, la luminance du pixel associé est grande. Si l'inversion de l'atténuation est appliquée, les valeurs rouges sont fortement augmentées alors que la luminance additionnelle due à la diffusion est supprimée. Afin d'éliminer l'aspect violet sur les images corrigées, la valeur de tous les pixels de l'ensemble Γ est ajustée en ajoutant à la correction, l'effet de la luminance et le coefficient de diffusion rouge dans l'équation de propagation. Cette procédure est appliquée par un processus itératif qui diminue successivement le nombre de pixels défectueux. A chaque itération, la valeur de $I'(k, l) \in \Gamma$ est modifiée par l'augmentation de la luminance pour chaque pixel de l'image et l'ajustement du coefficient de diffusion de la composante rouge à l'aide de l'équation (12). Un algorithme approprié a été implémenté afin de minimiser $|\Gamma|$. Lorsque le processus itératif est terminé, la qualité visuelle des images corrigées est améliorée comme le montre la figure 10. Avec cette correction, une estimation partielle de la diffusion a donc été réalisée. L'inversion de la propagation est donc plus complète et tend à se rapprocher du modèle d'inversion complet.



Figure 10. De gauche à droite : image source, correction automatique, extraction des pixels violets, ajustement de la correction

4.4. Validation de la méthode

Afin de valider l'efficacité et la fiabilité de la méthode, nous proposons une simulation des dégradations dues à l'interaction entre la lumière et l'eau durant l'acquisition des images sous-marines. Un nouvel ensemble d'images sous-marines est alors sélectionné. Il faut noter que ces images n'appartiennent pas à l'ensemble d'apprentissage défini à la section 3.2.2. Pour permettre de simuler des dégradations sur ces images, seules des images claires présentant une bonne qualité visuelle, et dont l'acquisition a été réalisée très proche des objets observés, ont été retenues. Les images choisies ont une illumination uniforme, la distance entre la scène et le capteur est faible et la turbidité de l'eau est faible. En résumé, ces images ne subissent pas d'effet d'atténuation et présentent une réelle scène sous-marine. Les images simulées sont calculées en ajoutant artificiellement une "colonne d'eau" de différentes tailles et en utilisant différentes concentrations de chlorophylle. Les images sous-marines sources constituent l'ensemble de référence utilisé pour valider la méthode proposée.

Pour valider l'efficacité de l'algorithme de correction, les tests ont été effectués avec l'erreur perceptuelle ΔE_{2000} qui est en relation avec la perception du système

visuel humain (Luo *et al.*, 2001). Pour chaque combinaison de dégradation ($x = \{1m, 3m, 5m\}$) et ($C = \{0,2, 4, 6, 8, 10\}mg/m^3$), l'erreur ΔE_{2000} entre l'image source et sa version dégradée est calculée. Soit Φ , l'ensemble des images dégradées. Ensuite, nous appliquons notre algorithme non supervisé. Une correction des images dégradées est réalisée et l'erreur avec l'image source est calculée. Les résultats pour 3 images sont donnés sur les figures 11, 12, 13 et 14. Les résultats ont également été comparés avec l'algorithme de constance couleur ACE (*Automatic Color Equalization*) (Chambah *et al.*, 2004 ; Rizzi *et al.*, 2004).

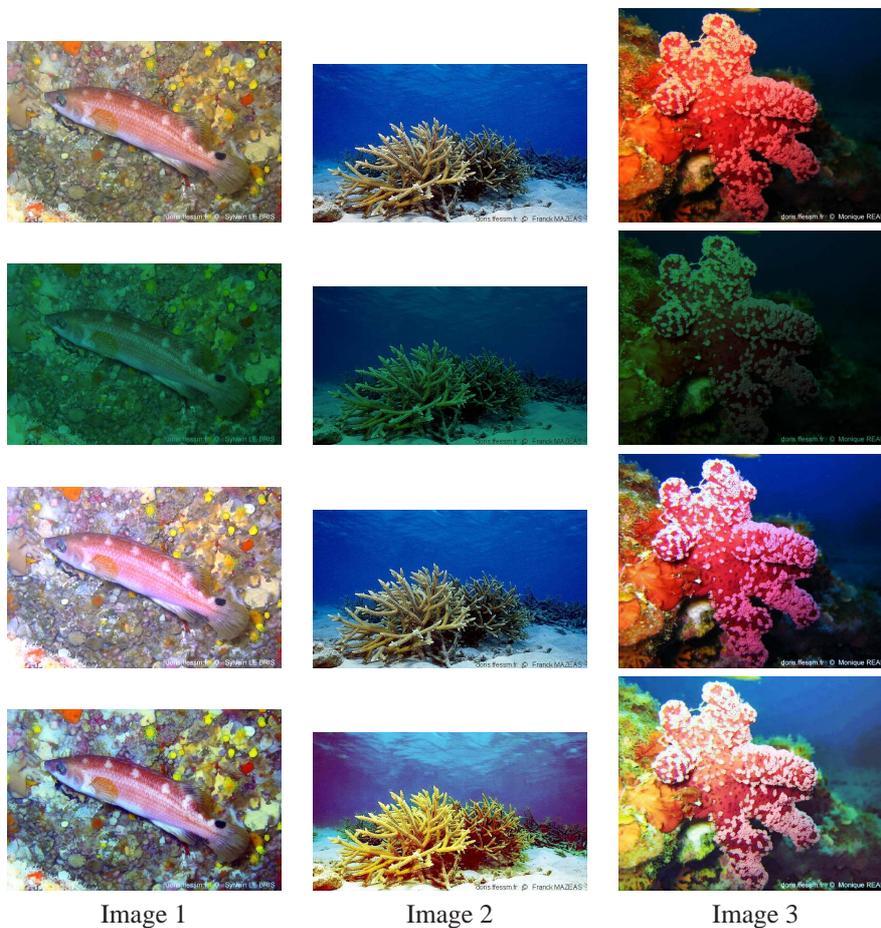


Figure 11. Simulation - (haut) image source, (2^e ligne) dégradation par une colonne d'eau simulée avec $d = 3m$ et $C = 2mg.m^3$, (3^e ligne) image corrigée par la méthode proposée (bas) image corrigée par ACE

Les résultats montrent que la qualité de correction dépend de la dégradation des images initiales. Cependant, l'erreur ΔE_{2000} entre l'image $I \in \Phi$ et les images cor-

rigées indique que la méthode proposée améliore considérablement l'image dégradée et donne de faibles différences perceptuelles (souvent inférieures à 6). Le seuil de perceptibilité de ΔE_{2000} est fixé à 3. Quand les valeurs de ΔE_{2000} sont entre 3 et 6, l'image doit être observée attentivement pour identifier les différences (Luo *et al.*, 2001). Comme on peut le voir sur la figure 11, l'algorithme ACE améliore également le contraste et la visibilité. Cependant, la balance des couleurs n'est pas bien restituée. En pratique, même si le rendu visuel est meilleur, l'aspect colorimétrique des objets est assez loin de leur aspect dans l'image source. Les résultats obtenus avec l'algorithme ACE sont donc souvent plus mauvais que les images dégradées. Cependant, quand la dégradation est légère (courte distance ou faible concentration) les résultats sont approximativement équivalents à la méthode proposée. On peut remarquer que l'estimation des paramètres ne redonne pas exactement les valeurs utilisées pour dégrader l'image. Quand la distance est faible, l'atténuation n'affecte pas suffisamment l'image pour retrouver le paramètre correspondant pour créer l'image simulée. Ce phénomène peut être expliqué par la nature de la méthode qui estime les paramètres directement à partir des attributs colorimétriques des images, qui dans notre cas, correspondent à la scène à laquelle s'ajoute la colonne d'eau. Cependant, la différence entre les paramètres estimés et les paramètres de la colonne d'eau correspond aux prévisions : les paramètres estimés suivent la même variation que les paramètres simulés pour l'eau. Finalement, le but de la méthode est de réaliser une bonne correction visuelle et non de calculer la concentration réelle de chlorophylle, ni la distance exacte entre le sujet et le capteur.

4.5. Discussion

La méthode de correction automatique proposée dans cet article fournit de bons résultats en termes de contraste et d'amélioration de la balance des couleurs (figure 15). La plupart des objets, difficilement visibles en arrière plan, réapparaissent après correction et l'impression de brume est fortement réduite. La plupart des images sont réellement plus nettes à la fin du traitement. Les résultats en termes de restitution des couleurs sont meilleurs que ceux obtenus avec les algorithmes usuels de constance couleur (Rahman *et al.*, 1996). Cependant, ces algorithmes fournissent parfois de meilleurs résultats en termes d'amélioration de contraste. Il faut noter que la correction manuelle fournit une correction plus fine des images car cette méthode utilise le modèle complet de propagation. Le phénomène de diffusion n'est pas complètement pris en compte dans la version automatique de notre algorithme. C'est pourquoi les corrections faites par un utilisateur suppriment plus efficacement le sentiment de brume des images turbides. Malheureusement, il n'est pas possible de caractériser et quantifier simplement cet effet, ni de déterminer l'illumination et le coefficient de diffusion indépendamment du coefficient d'atténuation. De simples mesures de contraste ne sont pas suffisantes. De futures recherches seront menées sur l'estimation de ces paramètres et devraient aboutir à une version améliorée de l'algorithme.

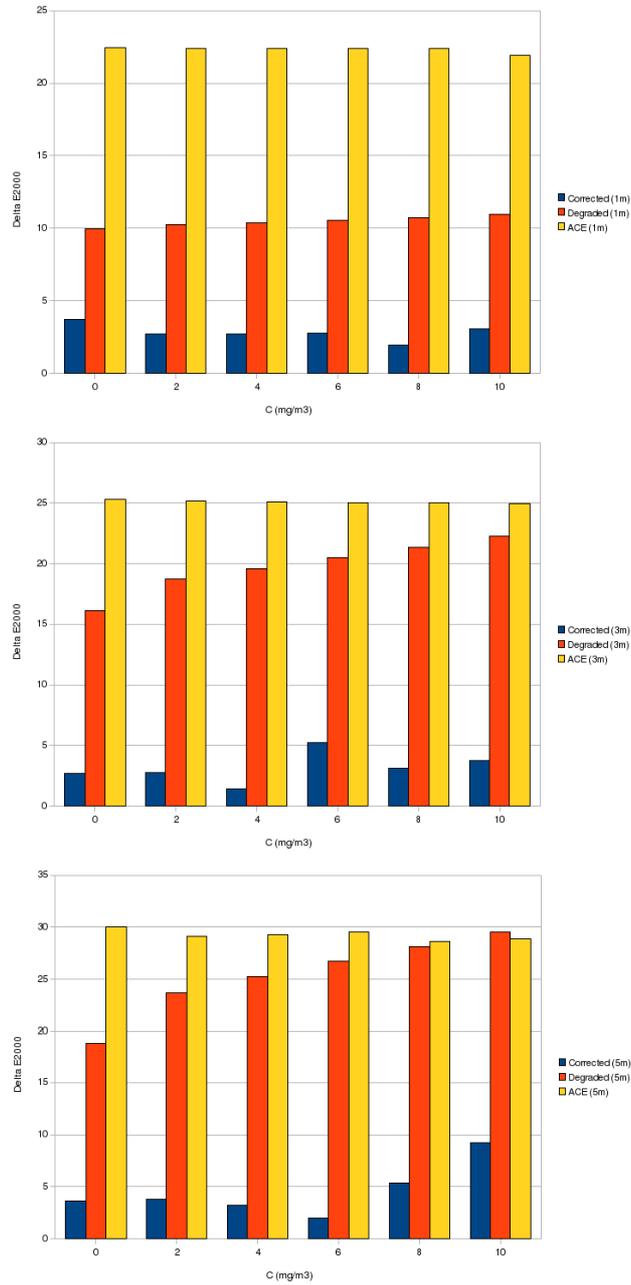


Figure 12. Image 1 : ΔE_{2000} de l'image corrigée et de la correction ACE en fonction de l'image dégradée pour différentes concentrations de chlorophylle

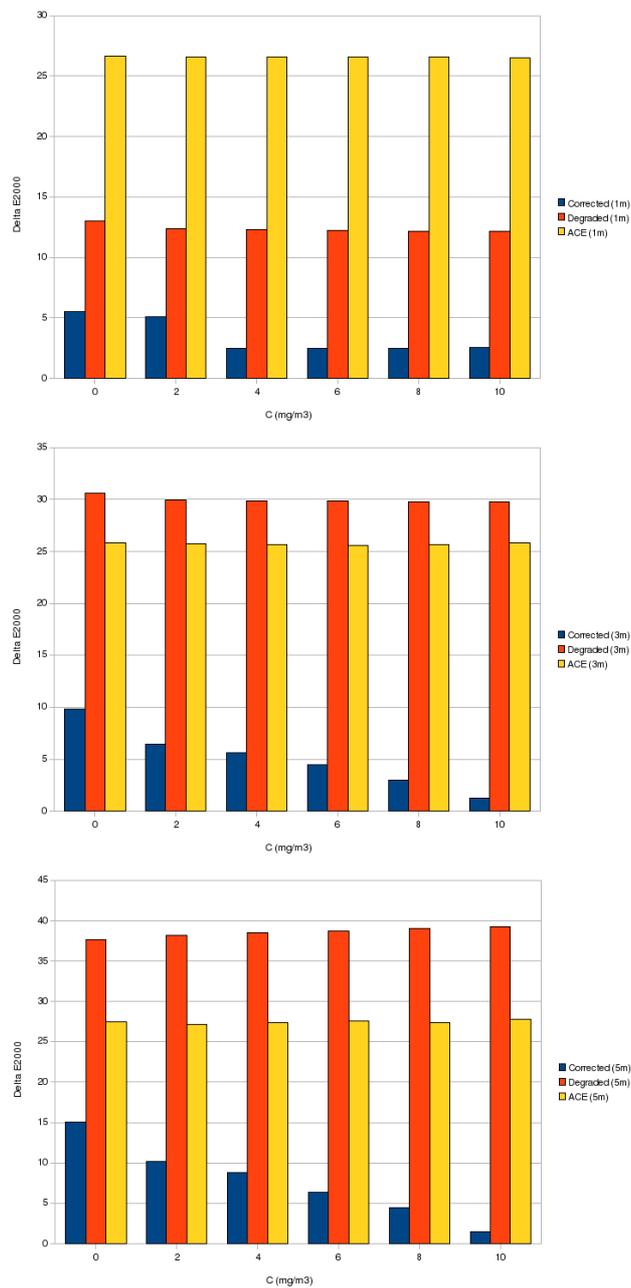


Figure 13. Image 2 : ΔE_{2000} de l'image corrigée et de la correction ACE en fonction de l'image dégradée pour différentes concentrations de chlorophylle

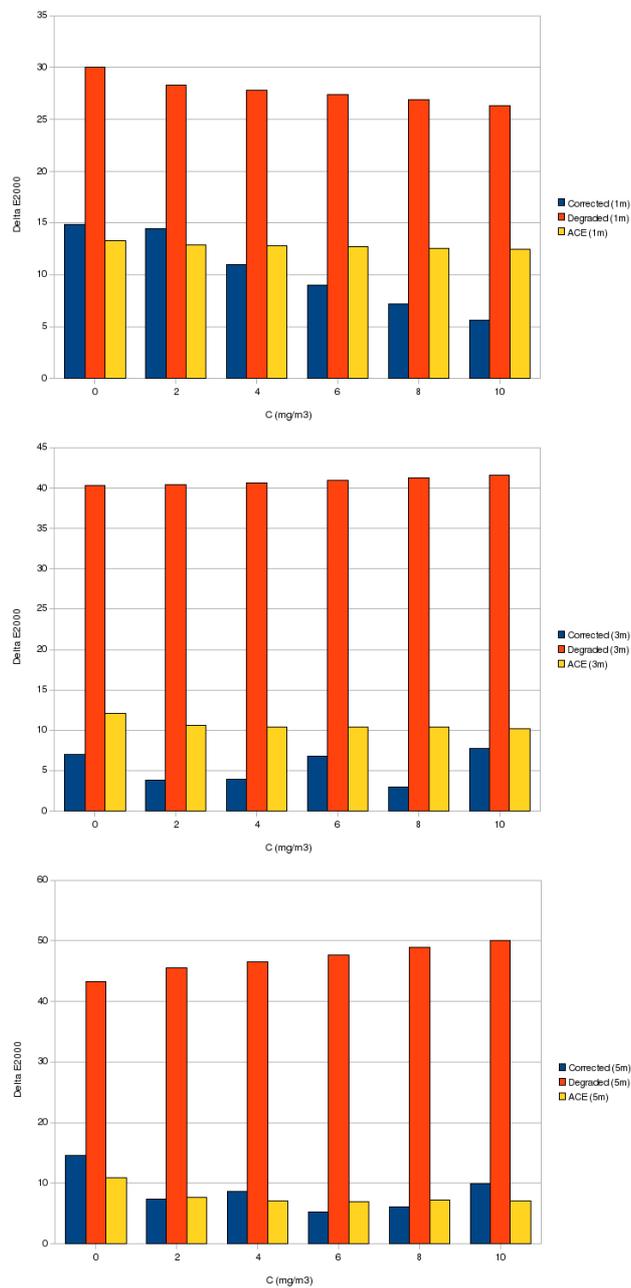


Figure 14. Image 3 : ΔE_{2000} de l'image corrigée et de la correction ACE en fonction de l'image dégradée pour différentes concentrations de chlorophylle



Figure 15. De gauche à droite : image source , correction manuelle et non supervisée

5. Conclusion

La méthode présentée dans cet article présente une nouvelle approche pour améliorer le contraste et les couleurs des images sous-marines. La méthode proposée, basée sur les propriétés physiques de la lumière, fonctionne sans aucune connaissance *a priori* sur le milieu

Les résultats obtenus montrent que le rendu final obtenu avec cet algorithme est meilleur que ceux obtenus avec les algorithmes classiques de constance couleur, spécialement quand l'effet de brume est important. En parallèle de ces résultats d'amélioration, une analyse des données montre une corrélation entre les attributs colorimétriques et les propriétés chimiques de l'eau. Le modèle obtenu permet de définir les coefficients d'atténuation sans connaissance sur le milieu ni sur les conditions d'acquisition. Le travail a été mené sur un critère basé sur la variation de la saturation permettant ainsi de corriger automatiquement la distance. Cette méthode est totalement non supervisée. Seule l'image source est nécessaire pour déterminer les paramètres requis pour inverser le modèle de propagation et réaliser ainsi la correction.

Bibliographie

- Ahlen J. (2005). *Colour correction of underwater images using spectral data*. Thèse de doctorat non publiée, University of Uppsala.
- Baker K., Smith R. (1982). Bio-optical classification and model of natural waters. *Limnology and Oceanography*, vol. 27, n° 3, p. 500-509.
- Blasi P. (1996). *Simulation de la diffusion de la lumière et des gaz par techniques de Monte Carlo*. Thèse de doctorat non publiée, University Bordeaux I.
- Chambah M., Semani D., Renouf A., Courtellemont P., Rizzi A. (2004). Underwater color constancy: Enhancement of automatic live fish recognition. *16th Symposium on electronic imaging*.
- Cornette W., Shanks J. (1992). Physical reasonable analytic expression for the single-scattering phase function. *Applied Optics*, vol. 31, n° 16, p. 3152-3160.
- Gordon H. (1989). Can the lambert-beer law be applied to the diffuse attenuation coefficient of ocean water? *Limnology and Oceanography*, vol. 34, n° 8, p. 1389-1409.
- Hulst H. V. de. (1957). *Light scattering by small particles*. Wiley, New York.
- Luo M., Cui G., Rigg B. (2001). The development of cie 2000 colour-difference formula: Ciede2000. *Color Research and Application*.
- Petit F., Capelle-Laizé A.-S., Blasi P., Burie J.-C. (2008, June). Underwater images enhancement by light propagation model reversion. *Conference on colour in graphics, imaging, and vision - cgiv 2008*, Terrassa, Barcelona-Spain.
- Rahman Z., Jobson D., Woodell G. (1996). Multi-scale retinex for color image enhancement [Issue]. *Ieee international conference on images processing*, vol. 3, p. 1003-1006.
- Rizzi A., Gatta C., Marini D. (2004). From retinex to ace: Issues in digital images unsupervised color equalization. *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, n° 1.
- Schechner Y., Karpel N. (2004). Clear underwater vision. *Computer vision and pattern recognition*, vol. 1, p. 536-543. Washington, DC.
- Smith R. C., Baker K. S. (1978a). The bio-optical state of ocean waters and remote sensing. *Limnology and Oceanography*, vol. 23, n° 2, p. 247-259.
- Smith R. C., Baker K. S. (1978b). Optical classification of natural waters. *Limnology and Oceanography*, vol. 23, n° 2, p. 260-267.
- Torres-Mendes L., Dudek G. (2005). Colour correction of underwater for aquatic robot inspection. *Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition, LNCS*, vol. 3757, p. 60-73.

Frédéric Petit a obtenu son doctorat à l'Université de Poitiers en 2010. Depuis 2010, il est ingénieur de recherche du CNRS. Son travail porte sur le traitement d'images couleur, les quaternions, la segmentation et l'amélioration de documents numérisés.

***Anne-Sophie Capelle-Lai  ** a obtenu son doctorat    l'Universit   de Poitiers en 2003. Depuis 2006, elle est ma  tre de conf  rence    l'Universit   de Poitiers. Son travail porte sur le traitement d'images couleur, la segmentation, la fusion de donn  e et la fusion de donn  e floue.*

***Jean-Christophe Burie** a obtenu son doctorat en Automatique et Informatique Industrielle    l'Universit   de Lille en 1995. Il a effectu   un post-doctorat    l'Universit   d'Osaka de 1995    1997. Depuis 1998, il est ma  tre de conf  rences    l'Universit   de La Rochelle au sein du laboratoire L3i (informatique image interaction). Ses recherches portent sur le traitement d'images couleur et la reconnaissance des formes.*

***Christine Fernandez-Maloigne** est Professeur    l'Universit   de Poitiers o   elle dirige le Laboratoire Signal, Image et Communications (SIC), rattach      l'UMR XLim depuis 2008. Son expertise porte sur la couleur num  rique, en int  grant des mod  les du Syst  me Visuel Humain, sur toute la cha  ne de traitement des images et des vid  os.*