

Une méthode de pré-traitement automatique pour le débruitage des images sous-marines

Automatic Underwater Image Denoising

**Stéphane Bazeille¹, Isabelle Quidu¹, Luc Jaulin¹,
Jean-Philippe Malkasse²**

¹ Laboratoire E312 EA-3876, ENSIETA, 2 rue François Verny, 29806 BREST cedex 9, France

² Thales Underwater Systems S.A S. Route de Sainte Anne du Portzic Site Amiral Nomy CS 43814
29238 BREST cedex 3, France

Manuscrit reçu le 30 novembre 2006

Résumé et mots clés

L'obstacle majeur dans le traitement des images sous-marines résulte des phénomènes d'absorption et de diffusion dus aux propriétés optiques particulières de la lumière dans l'eau. Ces deux phénomènes auxquels s'ajoute le problème de turbidité, impose de travailler sur des images très bruitées, avec souvent, une illumination non uniforme, des contrastes faibles, des couleurs atténuées... Cet article présente une nouvelle méthode automatique de pré-traitement des images sous marines. L'algorithme proposé qui ne nécessite ni paramétrage manuel ni information a priori, permet d'atténuer les défauts précédemment cités et d'améliorer de façon significative la qualité des images. L'éclairage, le bruit, les contrastes puis les couleurs sont corrigés séquentiellement.



Traitement d'image, rehaussement de contraste, débruitage, compensation colorimétrique.

Abstract and key words

A novel pre-processing filter is proposed for underwater image restoration. Because of specific transmission properties of light in the water, underwater image suffers from limited range, non uniform lighting, low contrast, color diminished, important blur... Today pre-processing methods typically only concentrates on non uniform lighting or color correction and often require additional knowledge of the environment. The algorithm proposed in this paper is an automatic algorithm to pre-process underwater images. It reduces underwater perturbations, and improves image quality. It is composed of several successive independent processing steps which correct non uniform illumination, suppress noise, enhance contrast and adjust colors. Performances of filtering will be assessed using an edge detection robustness criterion.

Image processing, contrast enhancement, denoising, color correction.

1. Introduction

Aujourd'hui les véhicules sous-marins sont utilisés pour étudier à distance les fonds marins le plus souvent avec des capteurs acoustiques. Des capteurs optiques sont de plus en plus souvent intégrés dans ces véhicules et l'utilisation de la vidéo est maintenant très répandue notamment pour les opérations à courte portée. Malgré cela, les véhicules sous-marins sont en général dirigés manuellement par un opérateur. Le traitement complètement automatique des vidéos est encore très rare, car il souffre de la qualité très médiocre des images sous-marines. En effet, en raison des propriétés optiques particulières de la lumière dans l'eau les images sont très bruitées, l'éclairage non uniforme, les couleurs atténuées, et les contrastes faibles. De plus, beaucoup de paramètres modifient ces propriétés intrinsèques de l'eau, notamment les particules en suspension, et les vidéos sous-marines présentent par conséquent des variations spatiales et temporelles importantes. Dans l'objectif de traitement automatique de ces vidéos sous marines, il est donc nécessaire, d'appliquer une méthode de pré-traitement avant d'utiliser les méthodes classiques d'analyse d'image.

Aujourd'hui ces méthodes se concentrent presque uniquement sur la correction de l'éclairage et des couleurs [1,2] et nécessitent la plupart du temps des connaissances *a priori* précises sur les conditions d'acquisition : par exemple la profondeur, la distance objet/caméra, éventuellement la qualité de l'eau.

La méthode proposée dans cet article utilise un algorithme rapide, paramétré automatiquement. Elle ne nécessite aucune connaissance *a priori* sur les conditions d'acquisition et aucune intervention de l'utilisateur pour l'ajustement des paramètres. Elle permet de corriger les dégradations précédemment citées, et d'améliorer significativement la qualité visuelle des images.

On a décomposé cette méthode en plusieurs processus indépendants qui sont exécutés successivement pour corriger l'éclairage, supprimer le bruit, renforcer les contrastes et enfin compenser les couleurs [3, 4, 5, 6]. L'étape de pré-traitement précédant en général une étape de segmentation, nous démontrerons la qualité des résultats sur des traitements de détection de contours ou de points d'intérêts.

La suite du présent article sera organisée en six parties : d'abord nous présenterons les dégradations optiques dues au milieu marin, puis nous décrirons l'algorithme complet composé de quatre différents filtrages : le filtrage homomorphique pour supprimer les défauts d'illumination, le débruitage par ondelettes et le filtrage anisotropique pour atténuer le bruit et renforcer les contours, et enfin un traitement de correction des contrastes et de correction des couleurs. Dans la troisième partie, nous détaillerons chacun de ces algorithmes de filtrage mis en oeuvre en expliquant leur rôle et nos choix de paramètres. Ensuite, nous présenterons les résultats sur des images naturelles ainsi que des naturelles dégradées artificiellement. Pour finir nous démontrons l'intérêt du pré-traitement pour préparer une étape de segmentation sur la base d'un critère fonction des gradients de l'image.

2. Les dégradations spécifiques dues au milieu marin

Une difficulté importante dans le traitement des images sous-marines provient du problème d'atténuation de la lumière dans

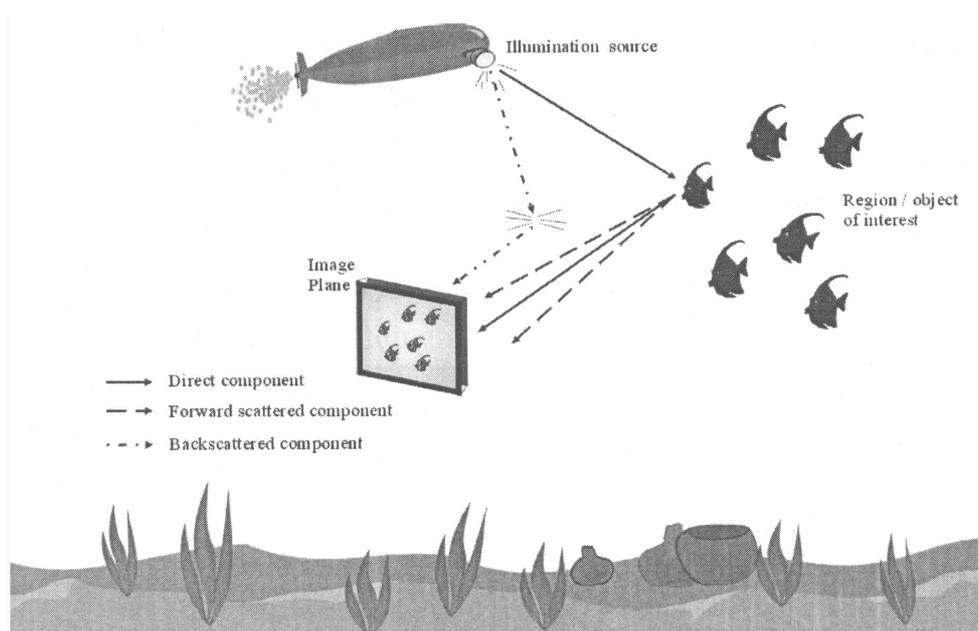


Figure 1. Illustration de l'effet de diffusion (A. T. Olmos Antillon 2002 [1]).

l'eau. Cette atténuation limite la visibilité à une vingtaine de mètres en eau claire et moins de deux mètres dans une eau turbide. L'atténuation de la lumière est causée par deux phénomènes : l'absorption et la diffusion dues à l'eau pure elle-même et aux autres composants comme les matières organiques dissoutes et les particules en suspension (Fig. 1).

Pour ces raisons, l'imagerie sous-marine doit faire face à plusieurs types de problèmes [7, 1]: d'abord l'atténuation rapide de la lumière impose d'ajouter une source d'éclairage artificiel pour disposer d'une lumière suffisante. Malheureusement ce type d'éclairage artificiel a tendance dans l'eau à illuminer la scène de manière non uniforme produisant un effet de «spot» important c'est-à-dire une zone très éclairée au centre de l'image et des zones sombres sur les bords. Ensuite la distance très variable entre la caméra et la scène modifie l'atténuation des couleurs et provoque en général une dominante bleue ou verte importante (les grandes longueurs d'onde correspondant aux rouges sont absorbées en quelques mètres). Ensuite les particules en suspension elles aussi très variables en type et en concentration amplifient les phénomènes d'absorption et de diffusion: ceci a pour effet de rendre les contours des objets flous, de modifier les couleurs et de produire des artefacts brillants («marine snow»). Enfin la non stabilité du véhicule dans le courant affecte encore les contrastes dans l'image. Notre algorithme de pré-traitement a été testé sur des images naturelles vierges ou dégradées comme décrit dans [7]. La dégradation «sous marine» ajoutée a été testée à plusieurs degrés de sévérité. Elle simule un éclairage non uniforme et un flou à partir du modèle de formation des images proposé par Jaffe et McGlamery [8, 9], un bruit gaussien, des particules en suspension, et un intervalle de couleur réduit.

3. Description de l'algorithme global

L'algorithme proposé est basé sur le rehaussement, chaque perturbation est corrigée séquentiellement Fig. 2. Il peut être décomposé en cinq étapes :

- **Suppression de l'effet de moiré.** Le moiré n'est pas une dégradation due au milieu sous-marin, on le considère comme un phénomène d'aliasing. Il est caractérisé par un effet de tramage oblique dans l'image et il dégrade considérablement les traitements de rehaussement de contraste lorsqu'il est présent. De nombreuses vidéos TOPVISION¹ qui constituaient la base de test pour les algorithmes de pré-traitement souffraient de ce problème. Nous avons donc ajouté cette étape à l'algorithme de filtrage initialement développé. L'effet de moiré est supprimé par filtrage fréquentiel [10] en détectant puis atténuant les pics hautes fréquences dans la transformée de Fourier.

Remarque. Nous aurions pu combiner la suppression du moiré avec le filtrage homomorphe qui est lui aussi un filtrage fréquentiel, cependant nous avons préféré garder cette étape indépendante du reste de la chaîne puisque seules quelques vidéos souffrent de ce phénomène.

1. Les informations objets de cette publication ont été obtenues à partir de l'utilisation de données propriété de l'Etat Français qui ont été fournies par le GESMA (Groupe d'Études Sous-Marines de l'Atlantique) dans le cadre du projet TOPVISION coordonné conjointement par Thales Underwater Systems SAS et l'ENSIETA. Ce projet est rattaché au programme Techno-Vision lancé par le Ministère de la Recherche français et le Ministère de la Défense français.

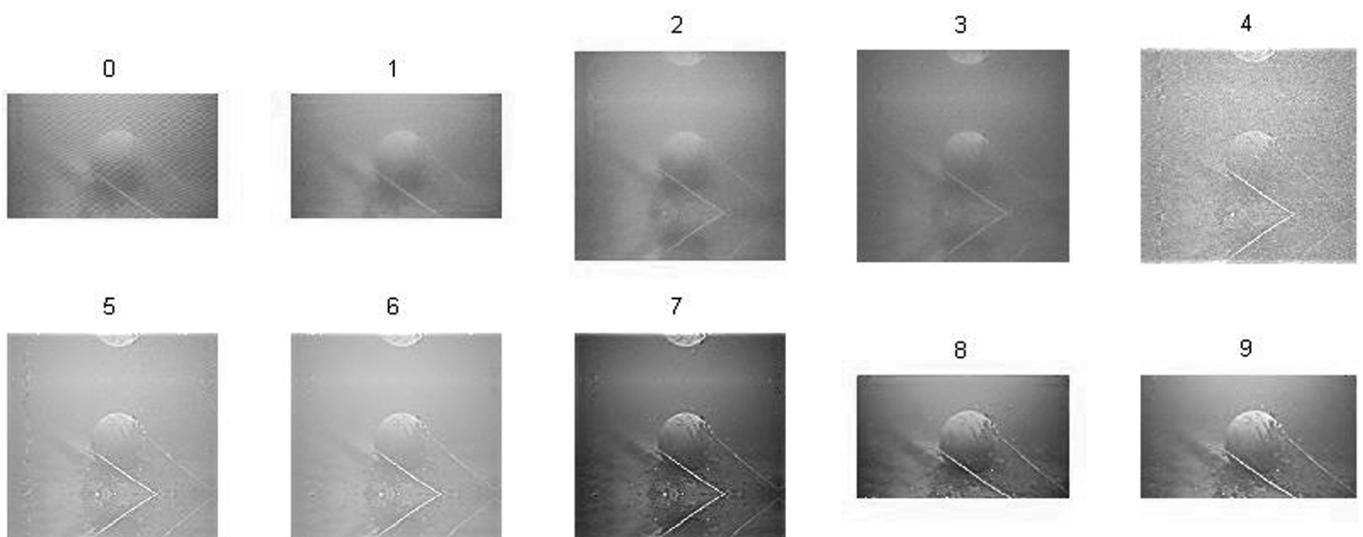


Figure 2. Les différentes phases du pré-traitement: 0) Image originale 1) Suppression de l'effet de moiré, 2) Redimensionnement par extension symétrique, 3) Conversion d'espace couleur RGB à YCbCr, 4) Filtrage homomorphe, 5) Débruitage par ondelettes, 6) Filtrage anisotropique, 7) Correction des contrastes et expansion de la dynamique, 8) Conversion dans l'espace RGB et découpage de l'extension symétrique, 9) Égalisation des moyennes de couleurs.

- **Filtrage homomorphique.** Ce premier traitement est un filtrage fréquentiel qui permet de supprimer les défauts de non uniformité de l'illumination et de rehausser les contrastes dans l'image.

Remarque. De manière à optimiser le temps de calcul, l'ensemble des traitements de correction (excepté la compensation colorimétrique) sont appliqués sur le plan de luminance Y dans l'espace YCbCr. Les images sont également redimensionnées en image carrée de côté puissance de deux, par extension symétrique pour éviter les effets de bords et accélérer les calculs de FFT (Fast Fourier Transform) et FWT (Fast Wavelet Transform).

- **Débruitage par ondelettes.** Cette étape de débruitage permet d'atténuer le bruit d'acquisition toujours présent dans les images naturelles, et dans notre cas amplifié par le processus de rehaussement de contraste précédent.

- **Filtrage anisotropique.** Le filtrage anisotropique complète le débruitage précédent et prépare la segmentation. L'image est simplifiée graduellement, débarrassée des oscillations indésirables au prix d'une légère dégradation de la structure.

- **Correction des contrastes et égalisation des couleurs.** Pour finaliser cette chaîne de traitement on applique une expansion de dynamique pour augmenter les contrastes puis une égalisation des moyennes de couleurs dans l'image pour atténuer la couleur dominante.

Remarque. La correction des contrastes est effectuée sur le plan Y de YCbCr. L'image est ensuite convertie en RGB puis séparée de son extension symétrique pour retrouver sa taille originale avant de subir la correction des couleurs.

4. Détails des algorithmes utilisés

Dans cette partie nous allons détailler les algorithmes principaux mis en oeuvre et justifier leurs utilisations ainsi que nos choix en termes de paramétrage.

4.1. Le filtrage homomorphique

L'image d'une scène quelconque peut se décomposer selon la réflectance et l'illumination, ces deux composantes étant combinées par multiplication [3]: l'intensité lumineuse perçue en un point est le résultat du produit du facteur de réflectance par l'intensité d'illumination en ce point (Eq. 1).

$$g(x,y) = i(x,y).r(x,y) \tag{1}$$

où $g(x,y)$ est l'image provenant de la caméra, $i(x,y)$ le facteur multiplicatif d'illumination, et $r(x,y)$ la fonction de réflectance, c'est-à-dire l'image idéale en l'absence de nuance d'illumination.

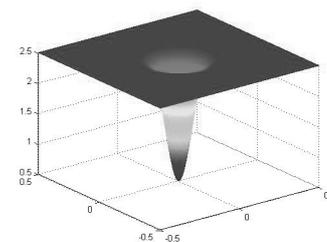


Figure 3. Filtre passe haut utilisé pour le filtrage homomorphique $r_H = 2.5$, $r_L = 0.5$, et $\delta_w = 0.2$.

En considérant ce modèle, on peut supposer que la composante d'illumination subit des variations faibles, et qu'elle représente donc les basses fréquences alors que la composante de réflectance subit des variations plus importantes qui sont associées aux moyennes et hautes fréquences dans la transformée de Fourier. L'objectif de ce filtrage est de supprimer les basses fréquences pour atténuer les irrégularités d'illumination et accentuer les hautes fréquences de manière à augmenter les contrastes.

L'algorithme peut se décomposer de la manière suivante :

- Séparation des composantes d'illumination et de réflectance en prenant le log de l'image (Eq.2). Le logarithme n'étant pas défini en zéro on ajoute $\epsilon \approx 2^{-52}$ à l'ensemble des valeurs avant le calcul.

$$\begin{aligned} g(x,y) &= \ln(f(x,y)) \\ &= \ln(i(x,y).r(x,y)) \\ &= \ln(i(x,y)) + \ln(r(x,y)) \end{aligned} \tag{2}$$

- Calcul de la transformée de Fourier de la log-image (Eq.3).

$$G(w_x, w_y) = I(w_x, w_y) + R(w_x, w_y) \tag{3}$$

- Filtrage passe haut de la transformée de Fourier (Eq. 4). À la place du filtre classique de Butterworth nous avons utilisé un filtre gaussien modifié H (Eq.5) utilisé par [11] plus robuste face à la variabilité des conditions d'illumination dans les images. Sa réponse fréquentielle est affichée Fig. 3. Lorsque $r_L < 1$ et $r_H > 1$ ce filtre atténue les basses fréquences (illumination) et accentue les moyennes et hautes fréquences (réflectance) c'est à dire les contours des objets dans l'image.

$$S(w_x, w_y) = H(w_x, w_y).I(w_x, w_y) + H(w_x, w_y).R(w_x, w_y) \tag{4}$$

avec,

$$H(w_x, w_y) = (r_H - r_L) \cdot \left(1 - \exp\left(-\left(\frac{w_x^2 + w_y^2}{2\delta_w^2}\right)\right)\right) + r_L \tag{5}$$

où r_H et r_L sont les coefficients maximum et minimum du filtre et δ_w le facteur fixant la fréquence de coupure.

- Calcul de la transformée de Fourier inverse pour revenir dans le domaine spatial et application de la fonction exponentielle pour récupérer l'image filtrée.



Figure 4. Correction de l'éclairage par filtrage homomorphique :
 1) image originale 2) image dégradée par un effet de spot
 3) image restaurée (uniformisation de l'éclairage et rehaussement de contraste).

Remarque. D'autres algorithmes existent pour corriger ces défauts de non uniformité de l'éclairage [12, 3], mais le filtrage homomorphique a été préféré pour sa rapidité de calcul et son double effet de renforcement des contours (Fig. 4). Il fonctionne avec des paramètres constants calculés de façon empirique (Fig. 3).

4.2. Le débruitage par ondelettes

Le filtrage multi-résolution dispose d'avantages importants pour le débruitage. La méthode de débruitage de Selesnick [4] utilise une ondelette orthogonale presque symétrique [13] avec un seuillage exploitant des dépendances multi-échelle. Cette méthode de débruitage ne suppose pas l'indépendance des coefficients comme la méthode standard présentée par Donoho [14], car les coefficients d'ondelettes dans les images naturelles montrent des dépendances inter-échelles très importantes.

L'algorithme peut se décomposer comme suit :

- Décomposition en ondelettes de l'image corrompue par un bruit blanc gaussien en utilisant l'ondelette orthogonale et presque symétrique de [13].
- Estimation de la variance du bruit utilisant l'estimateur robuste de Donoho et Johnstone [15].

$$\sigma_n^2 = (\text{median}(|y_i|)/0.6745)^2 \quad (6)$$

les y_i sont les coefficients d'ondelettes des détails diagonaux à l'échelle la plus fine.

- Pour chacune des 3 images de détails de chaque niveau de décomposition excepté pour l'image basse fréquence (passe bas).
 - Calcul de la variance du signal par l'équation (Eq. 7).

$$\sigma^2 = (\sigma_y^2 - \sigma_n^2)_+, \text{ ou } \sigma_y^2 = \frac{1}{M} \sum_{y_i \in N(k)} y_i^2 \quad (7)$$

avec M la taille du voisinage $N(k)$ et $1 \leq k \leq M$, et la fonction $(g)_+$ défini par :

$$(g)_+ = \begin{cases} 0 & \text{si } g < 0 \\ g & \text{sinon} \end{cases}$$

- Modification des coefficients d'ondelettes suivant l'équation (eq. 8)

$$y_1 = \frac{\left(\sqrt{y_1^2 + y_2^2} - \frac{\sqrt{3}\sigma_n^2}{\sigma}\right)_+}{\sqrt{y_1^2 + y_2^2}} \cdot y_1 \quad (8)$$

où y_1 représente le fils et y_2 le coefficient parent.

- Inversion de la décomposition en ondelettes pour reconstruire l'image débruitée.

Remarque. Il existe beaucoup de méthodes de débruitage dans la littérature [16], dans le cas des images sous marines on peut citer [6] qui utilise la méthode de débruitage de [17]. Dans notre cas, le choix s'est porté sur cette méthode car elle est rapide et automatique et qu'elle offre de très bons résultats (Fig 5).



Figure 5. Débruitage par ondelettes :
 1) image originale 2) image bruitée (bruit blanc gaussien) 3) image débruitée par filtrage multi-résolution.

4.3. Le filtrage anisotropique

Le problème d'un filtrage par diffusion isotropique est le lissage non selectif de toute l'image. Bien que le lieu des contours soit conservé, ces derniers deviennent flous. Dans le cas du filtrage anisotropique on limite voire on interdit la diffusion dans les zones de l'image présentant des contours. Pour cela, un coefficient C contrôlant la diffusion varie en fonction de la position dans l'image [5].

Le filtrage anisotropique est un processus itératif. À chaque itération, les contours sont détectés par calcul du gradient de l'image, et pour chaque pixel un coefficient de diffusion dépendant de valeur du gradient est calculé. Pour de faibles valeurs de gradient, on considère que l'on est dans une zone homogène de l'image, on autorise alors la diffusion avec un coefficient de diffusion élevé. Sur un contour caractérisé par un fort gradient, la diffusion est limitée par un coefficient faible.

Une boucle de l'algorithme de diffusion anisotropique peut être décomposée comme suit:

Pour chaque pixel:

- Calcul des différences avec les plus proches voisins dans les quatre directions Nord Sud Est Ouest, et calcul du coefficient de diffusion à partir des résultats précédents. Il existe plusieurs possibilités pour ces calculs, la plus utilisée est la suivante:

$$\begin{aligned} \nabla_N I_{i,j} &= I_{i-1,j} - I_{i,j}, & c_{N_{i,j}} &= g(|\nabla_N I_{i,j}|) \\ \nabla_S I_{i,j} &= I_{i+1,j} - I_{i,j}, & c_{S_{i,j}} &= g(|\nabla_S I_{i,j}|) \\ \nabla_E I_{i,j} &= I_{i,j+1} - I_{i,j}, & c_{E_{i,j}} &= g(|\nabla_E I_{i,j}|) \\ \nabla_W I_{i,j} &= I_{i,j-1} - I_{i,j}, & c_{W_{i,j}} &= g(|\nabla_W I_{i,j}|) \end{aligned}$$

où la fonction g est défini par: $g(\nabla I) = e^{-(\|\frac{\nabla I}{K}\|^2)}$ avec K fixé à 0.1. Notre choix s'est porté sur cette fonction de diffusion parce qu'elle privilégie de forts contrastes. Les contours sont même accentués car la valeur de la dérivée au point d'inflexion augmente en valeur absolue.

- Modification de la valeur du pixel par (Eq. 9)

$$I_{i,j} = I_{i,j} + \lambda [c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I]_{i,j} \quad \text{avec } 0 \leq \lambda \leq 1/4 \quad (9)$$

Remarque. L'algorithme de filtrage anisotropique a été utilisé dans notre chaîne de pré-traitement globale pour compléter l'algorithme de débruitage par ondelettes, et le rehaussement de contraste (Fig. 6). Les paramètres utilisés sont constants et calculés de façon empirique (λ est fixé à 0.25 et le nombre de boucle de l'algorithme fixé à 5) mais de façon à limiter au maximum le temps de calcul.

4.4. Le rehaussement de contraste et la correction des couleurs

- L'expansion de dynamique aussi appelée normalisation est une technique très simple de rehaussement. Elle consiste à étendre la gamme d'intensité des pixels de l'image pour qu'elle couvre l'intervalle complet de valeurs disponibles comme dans l'Eq. 10. Les pixels aberrants éventuellement calculés par les filtrages précédents sont saturés aux bornes de cet intervalle.

$$I_{i,j} = \begin{cases} \frac{I_{i,j} - \min_I}{\max_I - \min_I} & \text{if } 0 < I_{i,j} < 1 \\ 0 & \text{if } 0 > I_{i,j} \\ 1 & \text{if } 1 < I_{i,j} \end{cases} \quad (10)$$

- En imagerie sous marine les couleurs sont rarement bien équilibrées on remarque souvent une dominante bleue ou verte et le plan rouge est souvent très atténué. L'étape de correction des couleurs permet de limiter cet effet de couleur prédominante sans tenir compte du phénomène d'absorption et donc sans information *a priori* sur les conditions d'acquisition (les résultats prenant en compte ce phénomène sont meilleurs [2] mais trop contraignant dans le contexte de notre étude). L'algorithme proposé est une translation linéaire de trois histogrammes RGB de manière à égaliser leurs moyennes. Cette méthode simple est un compromis permettant d'améliorer la qualité visuelle de l'image sans connaissance *a priori*.



Figure 6. Les effets du filtrage anisotropique sur l'algorithme de prétraitement. L'image de droite a subi l'algorithme complet, l'image de gauche n'a pas subi le filtrage anisotropique.

5. Démonstration et quantification des résultats

Les résultats du pré-traitement sur des images naturelles sont présentés par la Fig. 7.

Le temps de calcul pour pré-traiter une image couleur 512×512 est d'environ 1.5 secondes sur un Pentium 4, 3 Ghz. L'algorithme a été programmé sous MATLAB 7.0.

La quantification des résultats est une étape très difficile, en effet pour valider un algorithme comme celui-ci, il faut trouver un critère robuste permettant de noter la qualité globale de l'image. Un tel critère n'existe pas dans la littérature, d'ailleurs des recherches sur ce sujet pourront faire l'objet de travaux futurs. Nous sommes partis du constat qu'un algorithme de pré-traitement précède la plupart du temps un algorithme de segmentation basé sur le calcul du gradient (par exemple une détection de contours ou une extraction de points d'intérêts).

De manière à illustrer les qualités de notre algorithme de rehaussement nous allons donc présenter ses effets positifs sur le calcul de gradient. D'après Pratt [18], une image débruitée et bien contrastée est caractérisée par un histogramme du gradient « ressemblant » à une exponentielle décroissante (excepté pour

les faibles gradients). En effet si l'histogramme du gradient respecte cette loi exponentielle, les contours sont facilement séparés du bruit. Ce critère n'est valide que pour des images assez hétérogènes par leurs régions et leurs couleurs. La Fig. 8 présente les histogrammes d'amplitude du gradient pour les huit images Fig. 7 avant et après l'application de l'algorithme. On peut voir à partir de ces histogrammes que les valeurs du gradient sont plus importantes après pré-traitement, et que la courbe est plus proche d'une exponentielle. Les contours sont donc plus marqués et plus dissociés du bruit et le seuillage est donc moins difficile. Pour démontrer la qualité des résultats nous avons aussi utilisé le critère de robustesse de [12] basé sur la proposition précédente. Le but de ce critère est d'essayer d'approximer la courbe des gradients par une exponentielle et d'attribuer une note entre 0 et 1 en fonction de la distance entre ces deux courbes. Meilleure est la note, meilleur est le rehaussement (voir Table 1).

Le calcul de ce critère se fait par la méthode suivante :

- Calcul de l'histogramme normalisé du gradient $h(i)$ de l'image (Fig. 8).

- Régression linéaire sur $h(i)$ suivant l'équation

$$\ln \bar{h}(i) = a + b.i \text{ (Fig. 9).}$$

- Calcul du critère par l'équation (Eq. 11).

$$c = \exp(-var(\ln h(i) - \ln \bar{h}(i))) \tag{11}$$



Figure 7. Images naturelles diverses avant (gauche) et après pré-traitement (droite), les quatre dernières images (sur les deux dernières lignes) sont extraites des séquences TOPVISION.

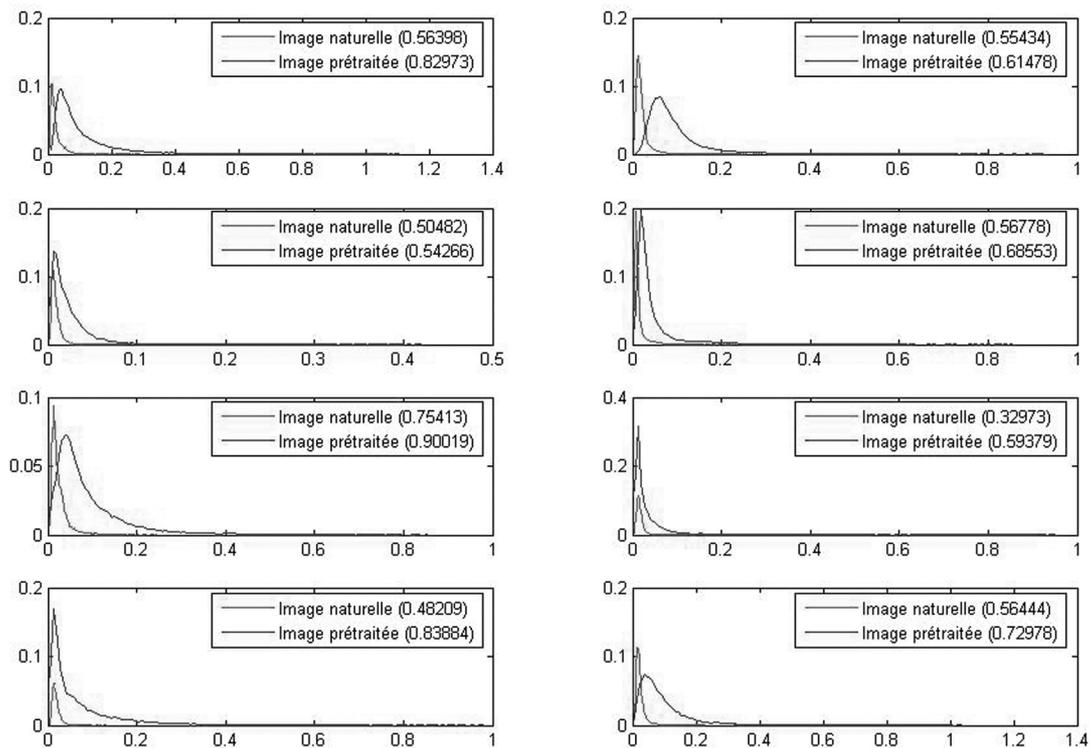


Figure 8. Histogrammes du gradient des huit images précédentes (voir Fig. 7) avant pré-traitement (rouge) et après pré-traitement (bleu). L'axe des abscisses correspond à l'amplitude de gradient, et l'axe des ordonnées au nombre de pixels (cette valeur est normalisée par somme la totale des pixels). La valeur numérique affichée représente la valeur du critère calculée d'après l'Eq. 11.

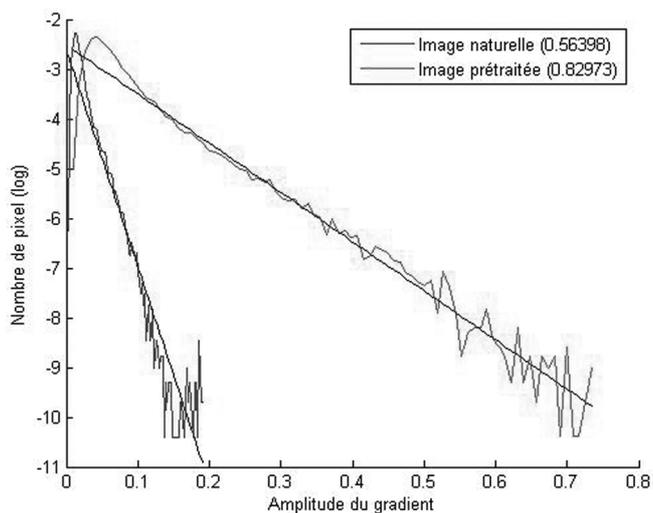


Figure 9. Courbes $\ln \bar{h}(i)$ et leurs approximations linéaires $a + b.i$.

Table 1. Tableau récapitulatif des résultats du critère pour les images présentées Fig. 7, brutes et dégradées artificiellement suivant [7]: flou, bruit blanc gaussien, effet de spot, couleurs atténuées.

	Images naturelles		Images dégradées	
	Avant	Après	Avant	Après
Image 1	0.564	0.830	0.399	0.707
Image 2	0.554	0.614	0.503	0.757
Image 3	0.505	0.542	0.400	0.771
Image 4	0.568	0.686	0.485	0.810
Image 5	0.754	0.900	0.607	0.806
Image 6	0.330	0.593	0.426	0.524
Image 7	0.482	0.839	0.400	0.799
Image 8	0.564	0.730	0.419	0.758
Moyenne	0.540	0.717	0.455	0.742

6. Conclusion et perspectives

Dans cet article nous avons présenté une nouvelle méthode de pré-traitement des images sous-marines. L'algorithme proposé, permet de corriger un à un les problèmes les plus importants dus au milieu sous marin. Il est automatique et ne nécessite donc aucun ajustement manuel des paramètres et aucune information *a priori* sur les conditions d'acquisition. L'ensemble des paramètres sont calculés ou pré-ajustés de manière empirique. L'algorithme développé est rapide et peut être encore optimisé par une traduction en langage C. Nous avons montré que ce pré-traitement améliore de façon importante la qualité visuelle et plus particulièrement les contrastes et les contours des objets dans l'image. Nous avons illustré les améliorations du pré-traitement avant une étape de détection de contour grâce au critère proposé par [6] basé sur l'histogramme de distribution du gradient. D'autres améliorations pourraient encore être apportées pour perfectionner les résultats, on pourra notamment étudier l'apport des méthodes basées sur les «curvelets» qui permettent le débruitage et rehaussement de contrastes, [19, 20] ainsi que, les méthodes de déconvolution qui donnent aujourd'hui de très bons résultats à condition d'inclure des informations *a priori* [21]. En l'état, la méthode automatique et rapide ici proposée permet déjà d'envisager le traitement temps réel des images sous marines.

Références

- [1] A. T. OLMOS ANTILLON, *Detecting underwater man-made objects in unconstrained video image*, PhD thesis, Heriott Watt University, Department of Computing and Electrical Engineering, 2002.
- [2] J. AHLEN, *Color correction of underwater images using spectral data*, PhD thesis, Uppsala University, Centre for Image Analysis, 2005.
- [3] R. GARCIA, T. NICOSEVICI, X. CUFI, On the way to solve lighting problems in underwater imaging, *IEEE OCEANS 02*, 2002.
- [4] L. SENDUR, I. W. SELESNICK, Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency, *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002.
- [5] P. PERONA, J. MALIK, Scale space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990.
- [6] A. ARNOLD-BOS, J. P. MALKASSE, G. KERVERN, Towards a model-free denoising of underwater optical image, *IEEE OCEANS 05*, 2005.
- [7] M. ARREDONDO, K. LEBART, A methodology for the systematic assessment of underwater video processing algorithms, *IEEE OCEANS 05*, 2005.
- [8] J. S. JAFFE, Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1990.
- [9] B. L. MCGLAMERY, A computer model for underwater camera systems, *SPIE Ocean Optics*, 1979.
- [10] D. N. SIDOROV, A. C. KOKARAM, Suppression of moiré patterns via spectral analysis, *Proceedings of SPIE in Visual Communications and Image Processing*, 2002.
- [11] W. H. LIAO, D. Y. LI, Homomorphic processing techniques for near-infrared images, *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2003.
- [12] A. ARNOLD-BOS, J. P. MALKASSE, G. KERVERN, A preprocessing framework for automatic underwater images denoising, *European Conference on Propagation and Systems*, 2005.
- [13] A. F. ABDELMOUR, I. W. SELESNICK, Symmetric Nearly Orthogonal and Orthogonal Nearly Symmetric Wavelets, *Research Report*, 2003.
- [14] D. L. DONOHO, I. M. JOHNSTONE, Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data, *Proceedings of the 16th Annual International Conference of the IEEE*, 1994.
- [15] D. L. DONOHO, I. M. JOHNSTONE, Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage, *Biometrika*, 81(3) :425.455, 1994.
- [16] A. BUADES, B. COLL, J. M. MOREL, A review of image denoising algorithms, with a new one, *Multiscale Modeling and Simulation (SIAM interdisciplinary journal)*, 2005.
- [17] P. KOVESI, Phase preserving denoising of images, *Proceeding of the Australian Pattern Recognition Society Conference*, 1999.
- [18] W. K. PRATT, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, 1991.
- [19] J. L. STARCK, F. MURTAGH, E. J. CANDÉS, D. L. DONOHO, The curvelet transform for image denoising, *IEEE Transactions on image processing*, 2002.
- [20] J. L. STARCK, E. J. CANDÉS, D. L. DONOHO, Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform, *IEEE Transactions on image processing*, 2003.
- [21] Z. LIU, Y. YU, K. ZHANG, H. HUANG, Underwater image transmission and blurred image restoration, *SPIE Journal of optical Engineering*, 2001.



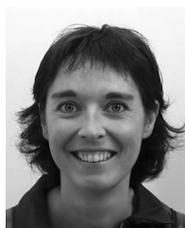
Stéphane **Bazeille**

Stéphane Bazeille est depuis octobre 2005 doctorant au sein du laboratoire E312-EA3876 de l'ENSIETA. Il est titulaire d'un mastère en Informatique et Mathématiques Appliquées spécialité « Images et Calculs ». Il effectue ses travaux de recherche dans le domaine de la vision par ordinateur sur des problématiques de détection et de reconnaissance d'objet en vidéo sous marines



Luc **Jaulin**

Luc Jaulin est professeur à l'ENSIETA où il y enseigne l'automatique et la robotique. Il effectue sa recherche sur les applications du calcul par intervalles pour la localisation de robots sous-marins. Il est l'auteur du livre d'enseignement en automatique « Représentation d'état pour la modélisation et la commande des systèmes » (Coll. Automatique de base), Hermes.



Isabelle **Quidu**

S Isabelle Quidu a obtenu le titre de Docteur de l'Université de Bretagne Occidentale en électronique en décembre 2001. Après avoir passé quelques années chez Thales Underwater Systems comme Ingénieur Traitement du Signal aux Études Générales Sonar consacrées aux systèmes de chasse aux mines et aéroportés, elle quitte l'industrie en 2005 pour la recherche académique. Elle est aujourd'hui Maître de Conférences de l'Université de Bretagne Occidentale détachée à l'ENSIETA, où elle poursuit ses recherches liées à la caractérisation du milieu sous-marin par moyens acoustique et vidéo au sein du laboratoire E312-EA3876.



Jean-Philippe **Malkasse**

Jean-Philippe Malkasse est ingénieur Supélec, promotion 93 (Radiocommunications, Option Recherche) et mastère spécialisé en Image et Systèmes de Télévision de Télécom Paris, promotion 95. Il est responsable du Laboratoire Traitement du Signal et de l'Information du Service Études Générales Sonar de THALES UNDERWATER SYSTEMS à Brest. Ce laboratoire mène les études amont en détection, classification, identification et aides opérateurs appliquées aux systèmes des Mine Warfare Business Unit (guerre des mines, imagerie sous-marine sonar et vidéo) et Anti-Submarine Warfare Business Unit (produits aéroportés, systèmes de bouées, sonar hélicopté).