

Débrumage orienté région pour l'identification des marqueurs dans les images sous-marines

K. OULDAMER^{1,3}, J. HAJJAMI², M. ELBOUZ¹, A. ALFALOU¹, A.O. BOUDRAA³

¹Vision Lab. ISEN Brest, L@bISEN, 20 rue Cuirassé Bretagne, CS 42807, 29228 Brest Cedex 2, France.

²Forssea Robotics, 130 rue de Lourmel, 75015 Paris, France

³IRENav (EA 3634), Ecole Navale/Arts-Métiers ParisTech, CC 600, 29240 Brest Cedex 9, France.

khadidja.ouldamer@gmail.com, jaouadhajj@gmail.com, marwa.el-bouz@isen-bretagne.fr,
ayman.al-falou@isen-bretagne.fr, boudra@ecole-navale.fr

Résumé - Les images sous-marines (SMs) acquises en environnement trouble sont généralement de très mauvaise qualité, et leur amélioration est nécessaire pour faciliter la détection et l'identification des objets SMs. Dans ce contexte, les méthodes de débrumage (dehazing) sont de plus en plus utilisées mais restent limitées, en raison de la diffusion non-uniforme de la lumière dans l'eau. Par conséquent, l'estimation des paramètres du dehazing sur l'ensemble de l'image peut entraîner une mauvaise restauration de l'image. Par conséquent, une méthode de dehazing orientée-objet est proposée dans ce papier. La stratégie proposée exploite les caractéristiques de texture dérivées d'un filtrage multicanal des cartes de saillance pour scinder l'image en régions. Les différents objets de l'image sont ensuite séparés et une version optimisée du Dark Channel Prior (DCP) est appliquée pour optimiser le contraste de chaque objet. Les résultats obtenus, sur une large base de données d'images de marqueurs, montrent que la méthode proposée améliore sensiblement la détection et l'identification des marqueurs en environnement SM.

Abstract - This paper presents a new approach to improve the identification of underwater fiducial markers. This is a challenging task due to the poor quality of underwater images. For efficient markers identification, an improvement of the images quality is required. Dehazing methods are increasingly used to improve the quality of images degraded by the influence of the environment, but generally they are less effective in the case of the underwater images due the variation of the light scattering which varies from one a region to another in the image. In this work, an object-oriented dehazing method is proposed to optimize the contrast of markers. The proposed system exploits the texture features derived by Gabor multi-channel filtering for image segmentation. Once different objects of the image are separated, an optimized Dark Channel Prior dehazing method is applied to optimize the contrast of each individual object. The system is illustrated a large image dataset and the obtained results show that the object-oriented dehazing improves the markers identification in underwater environment.

1 Introduction

Les véhicules sous-marins (SMs) sont équipés de caméras embarquées pour observer et analyser les fonds marins. Cependant, le traitement et l'analyse automatique des images, acquises par ces caméras, sont limités dû à leur mauvaise qualité, qui diminue les performances de détection et d'identification des objets. En effet, la dégradation des images SMs est due principalement aux phénomènes d'absorption et de diffusion de la lumière par l'eau, par les matériaux dissous dans l'eau et par les particules suspendues. L'image SM est donc affectée comme suit: faible contraste, visibilité réduite, éclairage non-uniforme, couleur atténuée, flou et bruit. Toutes ces imperfections liées au milieu d'acquisition modifient les propriétés de la scène observée et rendent difficile la détection et l'identification des objets. Il est donc nécessaire d'améliorer la qualité des images pour faciliter la détection et l'identification des objets. Des techniques d'amélioration de qualité des images SMs ont été proposées [1]. Ces méthodes ne sont fondées sur aucun

modèle physique et utilisent des critères qualitatifs et subjectifs pour améliorer l'image et corriger les couleurs [2]. Les méthodes de débrumage (dehazing), sont de plus en plus utilisées pour améliorer la visibilité des images dégradées par le brouillard [3]. Une attention particulière a été portée à la méthode DCP (Dark Channel Prior) [4], qui a été adaptée au cas d'images SMs [5]. Dans [6], une approche relativement simple et peu coûteuse pour améliorer la visibilité des images sous-marines a été proposée. Cette méthode utilise une version optimisée de la DCP combinée avec un filtrage passe-bas. L'efficacité du débrumage nécessite une estimation précise de la lumière globale du fond à partir de l'image d'entrée. Cependant, ce paramètre n'est pas facile à estimer, en environnement SM, car la quantité de diffusion de la lumière n'est pas uniforme sur toute l'image. L'éclairage artificiel utilisé pour améliorer la visibilité, introduit des ombres et illumine la scène d'une manière non-uniforme. Il en résulte que la quantité de diffusion varie d'une région à l'autre de l'image. Par conséquent, on propose dans ce travail un débrumage orientée-objet qui exploite les

caractéristiques de texture pour segmenter l'image. Pour ce faire, une méthode de détection de la saillance est appliquée afin d'extraire les objets les plus saillants de l'image. La carte de saillance générée est ensuite décomposée via une banque de filtres de Gabor, et les caractéristiques les plus significatives de texture sont extraites et classifiées via l'algorithme K-means. Les différents objets de l'image sont ensuite séparés afin d'appliquer le débrumage à chaque objet.

2 Modèle optique pour la formation de l'image

Une des difficultés inhérentes au traitement des images SMs provient de l'atténuation exponentielle de la lumière avec la distance [1]. Le modèle physique simplifié, largement utilisé pour le débrumage d'images sous l'eau est décrit comme suit [3]:

$$I(x) = J(x) \cdot t(x) + A \cdot (1 - t(x)) \quad (1)$$

où $I(x)$ est l'intensité observée au pixel x , composée de la radiance de la scène $J(x)$ mélangée avec la lumière globale du fond A selon la carte de transmission $t(x)$. La quantité $A \cdot (1 - t(x))$, est due à l'interaction entre la lumière globale du fond et les particules dispersées dans le milieu selon la carte de transmission $t(x)$. En pratique, la valeur de A correspond à l'intensité du pixel le plus brumeux de l'image. La lumière diffusée, se traduit sous forme d'un voile lumineux qui diminue le contraste de la scène observée et empêche une éventuelle détection d'objet.

3 Débrumage par DCP-optimisée

En se basant sur le modèle décrit par l'équation (1), le débrumage se fait en trois étapes : l'estimation du A , l'estimation de la carte de transmission et la restauration de l'image. En utilisant l'équation (1), la lumière diffusée dans le canal c s'écrit comme suit :

$$I_{Bc} = A_c \cdot (1 - t_c(x)) \quad (2)$$

Pour estimer $t_c(x)$, on fait l'hypothèse que le voile lumineux (ou brouillard dans l'image) varie lentement dans l'image [2], et on l'estime donc par un filtrage passe bas pour chaque canal I_c

$$I_{fc}(x) = G_\sigma * I_c(x) \quad (3)$$

où G_σ est une Gaussienne d'écart type σ , I_{fc} est l'image filtrée. Un décalage d'histogramme est ensuite appliqué à l'image filtrée I_{fc} pour une estimation plus réaliste de l'illumination :

$$I_{Bc}(x) = I_{fc}(x) - \sigma_{fc} \quad (4)$$

σ_{fc} est l'écart type de l'image $I_{fc}(x)$. La lumière globale du fond A est souvent estimée par l'intensité du pixel le

plus lumineux de l'image, car une grande quantité de diffusion provoque des couleurs plus claires. Cependant, cette supposition n'est pas situable car un objet très brillant dans la scène conduit à une mauvaise sélection de ce paramètre. Par conséquent, la scène est mal restaurée. Plusieurs méthodes ont été proposées pour la sélection du A [19]. Nous calculons A_c par le percentile 0.1% des pixels les plus lumineux de I_c [6]. La carte de transmission est ensuite calculée par:

$$\begin{aligned} \hat{t}(x) &= \max(\hat{t}_c(x)) \\ &= 1 - \min_x \left(\frac{I_{Bc}(x)}{A_c} \right) \end{aligned} \quad (5)$$

Une fois que A_c et $\hat{t}(x)$ sont estimées, la radiance de la scène est restaurée pour chaque canal individuel c (Eq. 6). Ces images sont combinées pour fournir en sortie l'image couleur restaurée :

$$\hat{J}_c(x) = \frac{I_c(x) - A_c}{\max(\hat{t}(x), \gamma)} + A_c \quad (6)$$

γ est un paramètre fixé à 0.1 pour éviter les valeurs de pixels hors gamme, dans l'image restaurée. L'efficacité du débrumage nécessite une estimation précise de la valeur de A à partir de l'image d'entrée. Ce paramètre est difficile à estimer, en environnement SM, car la quantité de diffusion varie d'une région à l'autre. Il en résulte que la quantité de diffusion varie fortement d'une région à une autre de l'image. Dans ce cas, l'estimation de A sur l'image entière conduit parfois à une mauvaise restauration de l'image. Ce problème a été particulièrement observé dans certaines images SMs testées dans nos travaux précédents sur la DCP optimisée [6]. Dans ce travail, on s'intéresse à la détection et l'identification des marqueurs utilisés en réalité augmentée (docking SM). Le succès de cette tâche nécessite un bon contraste de la zone où se situe le marqueur. Pour ce faire, on propose de segmenter l'image d'entrée en différentes régions et d'appliquer un débrumage avec un paramètre A adapté à chaque région.

5. Le filtrage multi-canal

En raison de la nature très texturée des images SMs, le filtrage multicanal est mieux adapté pour obtenir une représentation d'image qui se prête plus facilement à l'analyse. Plus précisément, une banque de filtres passe-bande de Gabor est utilisée pour décomposer l'image d'entrée en plusieurs images bande étroite. Ce choix est justifié par la résolution conjointe spatiale et spectrale optimale des filtres de Gabor. La segmentation de texture utilisant les filtres de Gabor implique: une construction appropriée des filtres adaptés à différentes fréquences spatiales et orientations; extraction des

caractéristiques des images filtrées et classification des pixels dans l'espace des caractéristiques pour produire l'image segmentée. Pour améliorer encore l'efficacité de la segmentation, il nous semble intéressant d'extraire les objets saillants de l'image d'entrée. Par conséquent, une étape préliminaire basée sur la détection de la saillance est intégrée à notre processus de segmentation,

5. Détection d'Objets Saillants

En vision par ordinateur, la détection de la saillance visuelle vise à identifier les objets les plus saillants de l'image en imitant le mécanisme du système visuel humain. De nombreuses méthodes de détection de la saillance ont été proposées [7]. Les principales limites de ces méthodes est qu'elles génèrent des cartes de saillance de faible résolution, des contours d'objets mal définis, ou sont coûteuses en temps de calcul. Dans ce travail, nous avons choisi d'utiliser la méthode de détection d'objets saillants d'Achanta, et al. [8]. Elle utilise des caractéristiques de couleur et de luminance de bas niveau pour calculer la saillance, ce qui est facile à mettre en œuvre et produit des cartes de saillance à haute résolution et mieux adaptées à la segmentation d'images. Cette méthode consiste à calculer la distance euclidienne entre le vecteur des pixels Lab de l'image d'entrée filtrée par une Gaussienne et le vecteur Lab moyen de l'image d'entrée :

$$S(x, y) = ||I_u - I_{whc}(x, y)||_2 \quad (7)$$

où I_u est le vecteur de l'image moyen et $I_{whc}(x, y)$ est le vecteur des valeurs de pixels dans la version Gaussienne floue de l'image d'origine. L'image Gaussienne floue est exploitée pour éliminer les textures fines et atténuer le bruit. La figure (1) montre les résultats de la détection de la saillance appliquée sur une image SM avant et après le débrumage global.

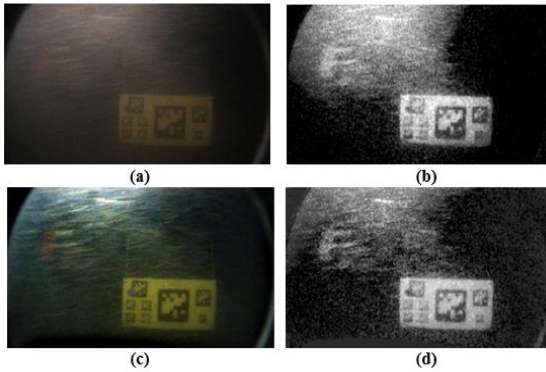


Figure 1 (a) Image SM d'entrée. (b) Carte de saillance de (a). (c) Débrumage de (a) par la DCP optimisé. (d) Carte de saillance de (c).

Comme on peut le voir, la carte de saillance (Fig. 1 (b)) produite à partir de l'image d'entrée (Fig. 1 (a)) est très bruitée en raison des effets de diffusion, ce qui peut

entraîner une mauvaise extraction de l'objet saillant (le marqueur) de son arrière-plan par segmentation. Ce problème est moins apparent quand on applique la méthode de détection de la saillance à l'image à laquelle la DCP optimisée est appliquée (Fig. 1 (d)). Cette observation confirme l'importance du débrumage pour la détection d'objets SMs saillants.

6. Débrumage orienté région

Une fois l'image segmentée, une analyse en composantes connexes est appliquée pour extraire chaque objet de l'image par son étiquette et d'appliquer le débrumage approprié à cet objet. Soit i le nombre d'objets dans l'image, le modèle de débrumage donné par la relation (1) peut être réécrit comme suit:

$$\hat{f}_c(x) = \frac{I_c(x) - \sum_{i=1}^n \alpha_i(x) \cdot A_{ic}}{\max(\hat{f}(x), \gamma)} + \sum_{i=1}^n \alpha_i(x) \cdot A_{ic} \quad (8)$$

α_i est le masque de la lumière de fond locale calculée à l'intérieur de l'objet i et A_{ic} est l'intensité associée dans le canal c . $\alpha_i(x) = 1$ si x appartient à l'objet i , sinon $\alpha_i(x) = 0$, avec x est la position du pixel dans l'image.

7. Résultats

La méthode de débrumage a été testée sur une base de données d'images, RGB, de marqueurs SMs utilisés pour le Docking autonome. Le but est de connecter un robot SM avec une station émergée pour échanger des données et de l'énergie. Pour localiser et s'approcher de la cible, on l'équipe avec des marqueurs fiduciaux. Les images ont été capturées par un système optique d'imagerie polarimétrique linéaire croisé [6]. Un débrumage global supplémentaire par DCP optimisée est appliqué à l'image d'entrée pour augmenter l'efficacité de détection d'objets saillants. Ensuite, la carte de saillance est décomposée par des filtres de Gabor pour extraire des informations sur les caractéristiques de texture. La banque de filtres a été créée avec 5 fréquences centrales ($3\sqrt{2}, \dots, 128\sqrt{2}$) (cycle/Largeur image) et 5 orientations ($30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ$). Les réponses réelles des 25 filtres créés, sont lissées par des filtres Gaussiens pour produire les images caractéristiques. Une ACP est ensuite appliquée à l'ensemble des images pour la réduction de la dimension de l'espace. Les vecteurs de caractéristiques correspondants aux composantes principales sont formés et classifiés à l'aide du K-means. En absence d'a priori sur le nombre de classes, on a fixé le nombre de classes à $K=3$ de façon empirique :

l'arrière-plan, l'avant plan et la cible d'intérêt. Pour éviter le problème de distorsion des couleurs dans l'image de sortie, on considère, pour chaque pixel, la couleur pour laquelle la transmission est maximale, c'est-à-dire la couleur la moins atténuée. Ainsi, on ne travaille qu'avec une seule carte de transmission calculée par la relation (5).

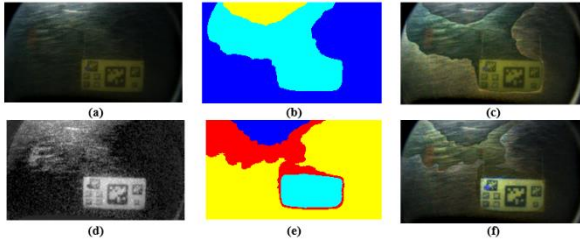


Figure 2 (a) Image originale. (b) Image d'objets étiquetés de (a). (c) Débrumage orienté objet de (a). (d) Carte de saillance de (a). (e) Image d'objets étiquetés de (d). (f) Débrumage orienté objet de (d).

Comme on peut le constater, l'extraction d'objet est mieux réalisée lorsqu'on applique les filtres de Gabor à l'image de saillance (Fig. 2 (b)) plutôt que sur l'image originale (Fig. 2 (e)). La détection de saillance permet de mettre en évidence l'objet par rapport à son arrière-plan et facilite ainsi son extraction par segmentation. Par conséquent, la codification interne du marqueur est plus nette lorsque le débrumage orienté-objet est appliqué sur la figure 2 (d) que sur la figure 2 (a). Afin de quantifier les performances de l'algorithme proposé, on a effectué un grand nombre d'expériences en environnement SM sur 511 images de marqueurs d'identifiant ID=8. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant (Tableau 1).

Tableau 1 : Résultats de la détection des marqueurs

	VP	VN	FP	FN
Images brutes	11	5	0	0
%	2,00%	0,98%	0	0
Débrumage global	170	0	0	0
%	33,26%	0	0	0
Débrumage orienté objet	312	1	0	0
%	61,06%	0	0	0

Vrais positifs (VP): le marqueur est détecté avec le bon identifiant. **Vrais négatifs (VN):** le marqueur est détecté avec un mauvais identifiant. **Faux positifs (FP):** un objet dans l'image est détecté comme identifiant de marqueur (ID=8). **Faux négatifs (FN):** un objet dans l'image est détecté comme marqueur (ID $\neq$ 8).

La tolérance de détection d'un marqueur (distance de Hamming) a été réglée à zéro. De ce fait, on n'a pas de faux IDs, en faux positifs et négatifs pour cette séquence. Les résultats obtenus par l'approche proposée ont été comparés aux images brutes sans aucun traitement. On constate qu'avec l'approche de débrumage global, on a déjà amélioré l'identification par rapport aux images brutes par 15,5 fois, tout en maintenant 0% de détections fausses et vraies. Le débrumage orienté objet fonctionne encore mieux avec 61% de marqueurs détectés contre 2% dans l'image brute.

7. Conclusions

Une approche de débrumage orienté objet est proposée pour améliorer l'identification des marqueurs SMs. Pour ce faire, un processus de segmentation de texture basé sur la détection d'objets saillants et le filtrage multicanal de Gabor est appliqué à l'image d'entrée. L'approche proposée a été testée sur une large base de données d'images de marqueurs SMs. Les résultats confirment que le débrumage orienté objet améliore l'extraction et l'identification des marqueurs. Cependant, le schéma proposé peut ne pas extraire les objets dans des conditions environnementales très difficiles. De plus, le traitement multicanal prend beaucoup de temps, ce qui pose problème pour toute application automatique en temps réel.

7. Références

- [1] S.S. Sankpal and S.S. Deshpande, A review on image enhancement and color correction techniques for underwater images. *Adv. Comput. Sci. Technol.*, 9 (1), pp. 11-23, 2016.
- [2] R. Garcia, T. Nicosevici and X. Cufí, On the way to solve lighting problems in underwater imaging, *OCEANS'02 MTS/IEEE*, vol. 2, pp. 1018-1024, 2002.
- [3] S. Lee, S. Yun, J.-H. Nam, C. S. Won, and S.-W. Jung, A review on dark channel prior based image dehazing algorithms, *EURASIP J. Image Video Process.* (1) 4, 2016.
- [4] A. Galdran, D. Pardo, A. Picon and A. Alvarez-Gila, Automatic Red-Channel Underwater Image Restoration, *J. Vis. Commun. Imag. Rep.*, vol. 26, pp. 132-145, 2015.
- [5] J.Y. Chiang and Y. Chen, Underwater Image Enhancement by Wavelength Compensation and Dehazing, *IEEE Trans. Imag. Process.*, 21(4), pp. 1756-1769, 2012.
- [6] K. OuldAmer, M. Elbouz, A. Alfalou, C. Brosseau, J. Hejjami, Enhancing underwater optical imaging by using a low-pass polarization filter, *Optics Express*. 27(2), pp. 621-643 2019.
- [7] J. Harel, C. Koch, and P. Perona, Graph-Based Visual Saliency, *Adv. Neural Inform. Proc. Sys.*, pp. 545-552, 2007.
- [8] R. Achanta, Sh. Hemami, F. Estrada and S. Susstrunk, Frequency-tuned salient region detection, *IEEE Conf. CVPR*, pp. 1597-1604, 2009