

CFA '18 LE HAVRE ■ 23-27 avril 2018
14^{ème} Congrès Français d'Acoustique



Recalage multicapteur d'images sonar pour l'aide à la navigation des AUV

I. Leblond^{a,b}, S. Tauvry^b et M. Pinto^c

^aEcole Navale, BCRM Brest - Ecole Navale, CC 600, 29240 Brest Cedex 09, France

^bECA Brest, 220 rue Pierre Rivoalon, 29200 Brest, France

^cECA Robotics, Z. I. Toulon est, 262 rue des frères Lumières, 83130 Toulon Cedex 9, France
isabelle.leblond@ecole-navale.fr

Les ondes électromagnétiques pénétrant très mal sous l'eau, les GPS ne peuvent pas être utilisées sur les AUV (Autonomous Underwater Vehicles) et la position précise de ces porteurs doit être estimée autrement lors de leur immersion. Les centrales inertielles (INS), qui intègrent les positions successives au fur et à mesure du temps sont couramment présentes sur les AUV mais elles subissent une dérive temporelle et il est nécessaire de retrouver périodiquement la position absolue. Egalement, certains porteurs n'intègrent pas d'INS mais doivent néanmoins se repérer par rapport à une passe préalablement réalisée. Une méthode pour le faire consiste à utiliser les systèmes d'imagerie sonar présents sur les AUV pour se recalibrer. Nous proposons ici d'explorer les travaux préalables à un recalibrage multi-capteur. Le travail présenté s'oriente vers un recalibrage entre deux images issues de deux passes différentes, à partir d'amers naturellement présents sur le fond marin et s'articule en deux étapes, une phase de détection et une phase d'appariements. La détection est réalisée sur les ombres des objets, associée à des règles expertes permettant de sélectionner uniquement un certain type d'amers. Les appariements entre amers sont ensuite effectués en deux étapes, une permettant de sélectionner rapidement les translations les plus probables, une deuxième permettant de confirmer par un critère basé sur la corrélation le résultat de recalibrage. Les résultats présentés sont issus d'une campagne de mesures réalisée aux Canaries dans le cadre du projet européen SWARMS (Smart and Networking UnderWater Robots in Cooperation Meshes).

1 Introduction

Depuis quelques années, de plus en plus de tâches ont été dévolues aux robots sous-marins, qu'ils soient téléopérés depuis la surface (cas des ROV – Remotely Operated Vehicles) ou en autonomie complète (cas des AUV – Autonomous Underwater Vehicles). On peut citer par exemple la cartographie des habitats marins, le suivi de pipe-lines ou encore le repérage d'objets dangereux. Ces robots peuvent évoluer de façon isolée mais actuellement, de nombreux efforts sont effectués pour faire travailler plusieurs robots ensemble dans une même mission. Ces robots dit en meute peuvent évoluer simultanément ou l'un après l'autre, certains pouvant avoir des rôles différents à jouer lors de la mission. Ils peuvent également être ou non équipés de capteurs différents, mais il faudra néanmoins être sûr d'inspecter la bonne zone lors de la revisite. Les ondes électromagnétiques pénétrant très mal sous l'eau, les GPS ne peuvent pas être utilisés sur les AUV et il faut alors faire appel à d'autres techniques pour se repérer. L'une d'elle consiste à utiliser les résultats d'un recalibrage d'images afin de se repositionner, et notamment pour corriger la dérive des systèmes de navigation inertiels ou pour pallier à l'absence de celle-ci. Cet article propose alors de préparer le terrain du recalibrage multicapteur en présentant les résultats de recalibrage obtenus entre des images obtenues sur des passes différentes à partir d'un jeu de données test acquis à l'aide d'un sonar latéral sur un fond constitué de divers objets posés sur le fond marin.

Ainsi une première partie sera consacrée au contexte de l'étude et s'attachera à présenter les équipements et les données utilisées. Ceci nous donnera l'occasion de voir ce qui pourra servir d'amer potentiel pour le recalibrage. Une deuxième partie sera plus particulièrement consacrée à la détection de ces objets d'intérêt dans l'image sonar. Enfin, l'algorithme de recalibrage proprement dit sera exposé. Plusieurs résultats seront présentés et les performances du recalibrage seront alors discutées.

2 Contexte de l'étude

Les travaux présentés ici ont été réalisés dans le cadre du projet européen SWARMS (Smart and Networking UnderWater Robots in Cooperation Meshes). Les données considérées ici ont été acquises sur l'île de Grande Canarie, près du port de Taliarte en septembre 2016, campagne durant laquelle plusieurs engins sous-marins équipés de capteurs ont été utilisés. Nous nous servirons des données issues du sonar latéral Klein 3500 monté sur l'AUV A9

d'ECA Robotics. Les Tableau 1 et Tableau 2 rappellent les principales caractéristiques de l'AUV et du sonar utilisés. Elles sont séparées en 6 missions différentes de l'AUV A9. Chaque mission, exceptée celle nommée "revisite", consiste en l'acquisition d'un certain nombre de rails parallèles (typiquement une dizaine par mission) dont la direction principale varie d'une mission à l'autre. Les différentes missions ont toute lieu sur la même zone faisant à peu près 500 x 500 m. La Figure 1 montre la localisation des données et la Figure 2 un tracé de la navigation des différentes missions. Les fonds marins présents sur les images sonar consistent en un fond de sable sur lesquels différents objets peuvent être repérés. Les principaux sont répertoriés dans le Tableau 3.



Figure 1. Localisation des données acquises à Grande Canarie, représentée par les données de navigation.

Tableau 1. Caractéristiques principales du sonar latéral Klein UUV-3500 pendant la campagne SWARMS Canaries

| Caractéristiques du sonar latéral Klein 3500 | |
|---|--|
| Fréquence | 900 kHz |
| Longueur de pulse | Chirp de 1 ms |
| Résolution en distance δd | 1.2 cm |
| Largeur de faisceau $2\theta_3$ | Horizontal : 0.34° , Vertical : 45° |
| Portée | 80 m |

Tableau 2. Caractéristiques principales de l'AUV A9

| Caractéristiques principales de l'AUV A9 | |
|---|------------------|
| Diamètre du corps | 23 cm (9 pouces) |
| Longueur | 200 cm |
| Masse | 70 kg |
| Vitesse nominale | 3 nœuds |

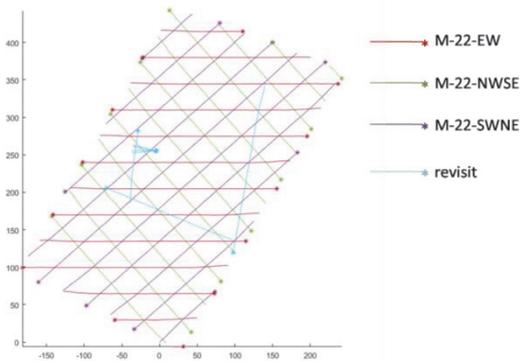


Figure 2. Tracé de la navigation des missions du 22/09/2016 et de la revisite. Les missions du 26/09/2016 (M-26-SWNE et M-26 EW) étant très similaires aux missions M-22-SWNE et M-22-EW, elles ne sont pas représentées ici.

Tableau 3. Principales structures trouvées sur les fonds marins insonifiés lors de la mission.

| | |
|---|---|
| | |
| Cubes de 1 m de côté et environ 0.4 m de haut | Structure naturelle de type pockmark (trou sur le fond marin) |
| | |
| Nasse en suspension dans la colonne d'eau | Cordages (certains étant liés aux nasses) |

2.3 Quelles données utiliser pour quel type de recalage ?

Le recalage d'images intéresse un grand nombre de communautés scientifiques parmi lesquelles on peut citer :

- L'imagerie médicale : détection de changement ou fusion d'information entre deux systèmes d'imagerie différentes [5][6][22][26][39]
- L'imagerie satellitaire (SAR notamment) : cartographie d'une zone ou fusion de données entre plusieurs capteurs [4][12][24][30][38]
- La robotique terrestre : navigation ou reconstruction 3D [15] [20][35][36]
- Le milieu sous-marin : mosaïques, reconstruction 3D, détection de changement ou encore navigation. Les capteurs sont surtout les sonars et dans une moindre mesure, la vidéo [8][11][16][19][33][37]

Les méthodologies sont classiquement séparées en deux grandes catégories : le recalage iconique et le recalage symbolique. La première utilise l'image dans sa globalité

(critère basé sur l'intensité) et la deuxième prend en compte des points d'intérêt pour se recalculer [12][18][36][40].

Le recalage iconique semble complexe à utiliser avec les images sonar, essentiellement dû à deux phénomènes :

- variabilité selon l'angle de vue : selon le cap du sonar, les ombres ne sont pas dans le même sens ce qui est visible sur la localisation des ombres des objets et sur les textures (rochers par exemple)
- présence du speckle, bruit multiplicatif des systèmes d'imagerie utilisant des ondes cohérentes, dû à la somme des interférences constructives et destructives des réflecteurs présents dans la cellule de résolution [14]

Un recalage sur amers semble donc préférable dans ce cas, et ce d'autant plus que nous voulons préparer la démarche pour le recalage multicapteur.

Deux voies semblent possibles pour la détection d'amers : soit utiliser les objets présents sur le fond marin, qu'ils soient considérés comme ponctuels [2][10][19][21] ou non (zones texturées, isolignes, etc.) [17][25][28], soit utiliser les repères classiques en traitement d'images, tels les zéros de LoG, les points SIFT ou les points SURF [3][23][27]. Trois raisons nous poussent à utiliser les objets réels ponctuels présents sur les fonds marins :

- Les objets présents ont un bon rapport signal à bruit par rapport au fond marin
- Les amers devant aussi servir pour un futur recalage multicapteur, ceci permet de retrouver plus sûrement les points d'intérêt d'une image à l'autre
- Les objets ponctuels vs. étendus sont bien localisés dans l'espace et permettent donc de mieux garantir la précision du recalage

Parmi tous les objets présentés précédemment, seuls les cubes et les pockmarks nous paraissent intéressants pour servir d'amer. Ce seront donc eux qui seront utilisés.

3 Algorithme de détection des objets

De nombreuses techniques existent dans la littérature permettant l'extraction d'objets dans les images sonar. Les plus communes d'entre elles sont basées sur la détection des ombres (parfois ombre / écho) : étant très visibles sur une image sonar, elles permettent de repérer facilement la présence d'un objet [10][29][32]. Des algorithmes plus perfectionnés existent, par exemple basé sur les champs de Markov ou du signal monogène afin de détecter des objets sur des fonds plus complexes [29][31][34].

Dans notre cas, le fond est relativement simple (sédiment plat), nous utiliserons donc vers une détection des ombres par seuillage. Toutefois, des règles expertes seront mises en place pour enrichir le module de détection et s'affranchir des fausses alarmes.

La première étape consiste donc en une extraction des ombres par seuillage. Pour être le plus généralisable possible, ce seuil est choisi de façon dynamique comme proportionnel à la valeur de la luminance moyenne, ici $\frac{1}{2}$.

A ce stade, les ombres des objets sont bien extraites mais également un nombre de fausses alarmes. Nous allons alors sélectionner les ombres correspondant aux amers souhaités via l'utilisation de plusieurs règles expertes :

- Sélection sur le nombre de pings. Selon les dimensions souhaitées de l'amer, on peut définir

les tailles minimales et maximales des amers dans le sens des pings.

- Sélection sur la taille de l'aire de l'ombre. La hauteur de l'ombre dépendant de l'angle de rasance de l'onde acoustique, cette règle est un peu plus complexe à mettre en œuvre puisqu'il faut tenir compte à la fois de la hauteur de l'objet, de l'altitude du sonar et de la distance à l'objet.
- Sélection sur le remplissage de l'ombre : les ombres correspondant à des vrais objets sont souvent plus régulières que des fausses alarmes. On élimine donc les ombres contenant trop de trous.

Le Tableau 4 rappelle les valeurs utilisées pour les différentes étapes. La position des amers est alors considérée comme étant située au début de l'ombre dans le sens des échantillons (≡ partie la plus proche du sonar) et à la moitié de la largeur des pings. La Figure 3 montre les positions des mêmes amers vues sur deux rails différents, montrant qu'un recalage entre les deux images est possible.

Tableau 4. Résumé des différentes étapes de détection des amers.

| Etapes de détection des amers | Valeurs |
|--|---|
| Seuillage des ombres | $I(x,y) < s$, avec $s = \frac{\overline{I(x,y)}}{2}$ |
| Sélection des tailles des ombres | [10 50] pixels (ombres de ~[1 5] m) |
| Sélection des aires des ombres | Aire minimale 60 pixels ² à 3 m, hauteur minimale d'objet 0.25 m |
| Sélection des ombres suffisamment remplies | $\frac{Aire_{ombre}}{Aire_{boiteEnglobante}} \geq 0.3$ |

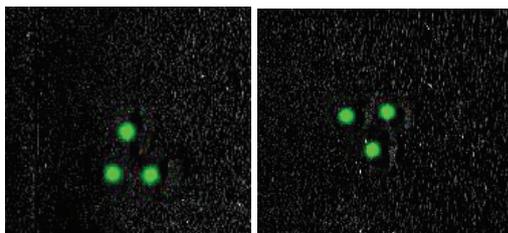


Figure 3. Exemples de mêmes amers (ici pockmarks) vues sur deux images différentes avec des caps opposés.

4 Appariement des objets et recalage

4.1 Quel type d'algorithme utiliser ?

Il faut maintenant trouver une méthode pour appairer les amers détectés. Les algorithmes existants sont, souvent séparés en deux catégories [18][19][36][40] :

- Méthodes basées sur la corrélation, l'information mutuelle ou la corrélation de phase [7][24][40], plutôt adaptées pour les recalages iconiques.
- Méthodes décrivant les rapports spatiaux entre points d'intérêt [1][10][24]. L'algorithme itératif RANSAC, permettant de lier les bons amers entre images tout en s'affranchissant des outliers est

également souvent utilisé [9][13]. D'autres stratégies sont basées sur les graphes [1] ou encore le raisonnement hypothétique [10].

4.2 Description de l'algorithme de recalage

Précisons tout d'abord qu'on s'intéresse ici au recalage en translation, pour la simple raison qu'un compas est quasiment toujours présent à bord des engins sous-marins, permettant d'estimer l'angle de rotation entre les images. Nous pouvons aussi remarquer qu'utiliser un grand nombre de points d'intérêt doit permettre une meilleure fiabilité des résultats mais peut aboutir à une explosion combinatoire, donc des temps de calcul. Un compromis devra être fait entre combinaisons testées et temps de calcul. Nous allons alors utiliser deux types de données :

- Position exacte des amers dans l'image sonar (n° de ping et d'échantillon à bâbord ou tribord).
- Image de même taille que l'image sonar, remplies de zéros sauf sur les localisations des amers. Ces positions sont floutées par une gaussienne pour tenir compte de l'incertitude sur la position. L'écart-type de la gaussienne vaudra ici $\sigma = 15$.

L'algorithme de recalage fonctionne en deux étapes, permettant de considérer toutes les translations possibles, de sélectionner rapidement la translation la plus probable et de confirmer cela par un critère de corrélation :

- Etape 1 : estimation de toutes les translations possibles entre les amers de l'image de référence et de l'image à recalier. On utilise les données de positions des amers. Une fois toutes ces translations calculées, on repère les couples ayant le plus d'appariements similaires.
- Etape 2 : utilisation des images des positions d'amers convoluées par une gaussienne sur les translations conservées suite à la première étape. L'image de gaussiennes de l'image à recalier est traduite des valeurs candidates, puis la corrélation est calculée entre l'image traduite et l'image de référence. Pour la bonne translation, un nombre maximal d'amers sont superposés et la corrélation sera maximale.

Un schéma du principe de recalage est proposé en Figure 4.

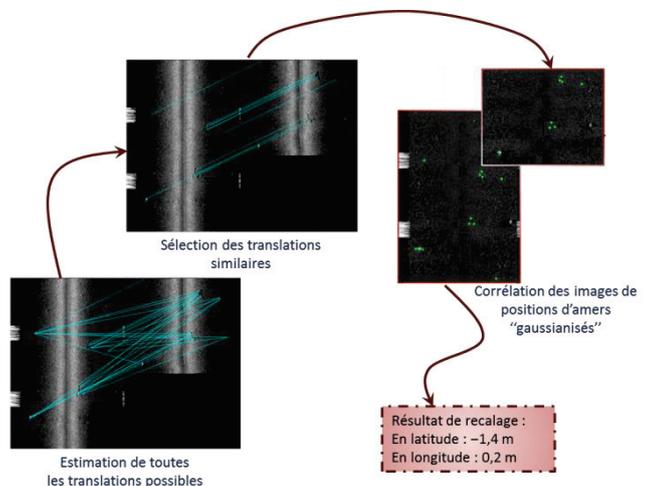


Figure 4. Schéma du principe de recalage.

4.3 Analyse de quelques résultats

Il peut être intéressant d'étudier les résultats de recalage dans trois cas différents :

- même point de vue, mais missions différentes,
- rails parallèles mais amers vues d'un côté ou l'autre,
- amers vus sous des caps différents.

Pour deux missions similaires (par exemple M-22-EW du 22/09/2016 et M-26-EW du 26/09/2016), de nombreux amers peuvent souvent être appariés. Le point de vue étant quasi-similaire, les détections le sont aussi, ce qui engendre très peu d'erreur de positionnement. La Figure 5 montre un exemple de recalage. Pour un recalage par blocs sur le rail entier (non montré ici), on obtient des résultats très cohérents entre eux.

Pour deux rails parallèles espacés de plusieurs mètres, ici environ 35 m, les amers sont sous un point de vue opposé. La position estimée des ombres dans le sens des échantillons sera sans doute différente, on considèrera une erreur de l'ordre de la largeur des amers. La Figure 6 montre un exemple de recalage sur rails parallèles. Beaucoup moins d'amers sont appariés, semblant indiquer des détections un peu différentes entre les rails. Pour un recalage par blocs sur un rail entier, les résultats sont plus dispersés bien que les recalages soient bons.

Pour un recalage avec des rails non parallèles, la position des amers peut être encore plus fluctuante de part la variabilité de l'ombre. La Figure 7 montre un exemple de recalage sur deux passes ayant une différence de cap de 45° environ. Les amers sont correctement appariés, pourtant, en recalant par blocs sur le rail entier, on a une grande variabilité des résultats malgré des appariements corrects, manifestation des différentes imprécisions cumulées.

4.4 Discussion autour des précisions des recalages trouvés

Nous l'avons vu, la précision des recalages dépend du type de revisite. Ainsi, du plus précis au moins précis, nous avons :

- le recalage avec même point de vue,
- le recalage avec rails parallèles mais vues opposées,
- le recalage avec caps différents.

Nous allons tenter ici de donner un ordre de grandeur théorique aux erreurs de positionnement en fonction du type de recalage.

Pour un recalage avec même point de vue, nous considèrerons une imprécision de détection ± 2 pings de chaque côté de l'ombre, soit ± 4 pings en tout (± 40 cm). Dans le sens des échantillons, nous considèrerons une imprécision de ± 10 échantillons (± 12 cm). Pour le recalage, en estimant que plusieurs amers sont appariés, on prendra en compte une imprécision de recalage de ± 1 m. On a donc une imprécision totale de ± 1.4 m dans le sens des pings et ± 1.1 m dans le sens des échantillons.

Pour un recalage avec amers vus d'un côté ou l'autre, l'erreur sur la position en échantillons est plus grande puisqu'il faut ajouter la largeur de l'amer, soit ici 1 à 5 m en plus. Dans le sens des pings, l'erreur est sensiblement du même ordre de grandeur, on pourra toutefois doubler l'erreur vu que les amers sont vus dans des sens opposés soit ± 80 cm. Au final, on obtient ± 2 à 6 m dans le sens des échantillons et ± 2 m dans le sens des pings.

Pour un recalage avec caps différents, on prend la valeur maximale des erreurs, soit ± 2 à 6 m dans les deux sens.

Le Tableau 5 résume les différentes erreurs selon le type de recalage, que l'on peut comparer avec les écart-type des valeurs de recalage trouvées (Tableau 6) : on voit qu'elles sont du même ordre de grandeur, ce qui nous donne une bonne idée de la précision de notre recalage.

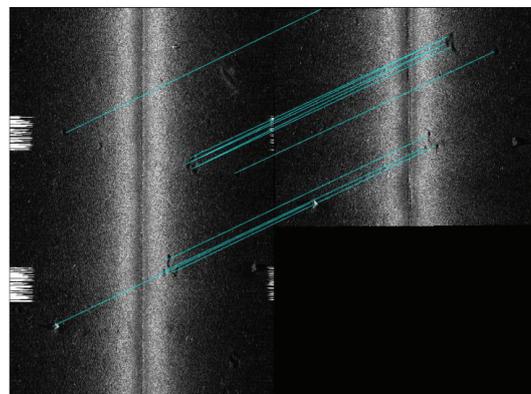


Figure 5. Exemple de recalage entre missions similaires, ici rails M-22-EW_L008 pings 2250 à 2750 à gauche et M-26-EW_L008 pings 1900 à 2800 à droite.

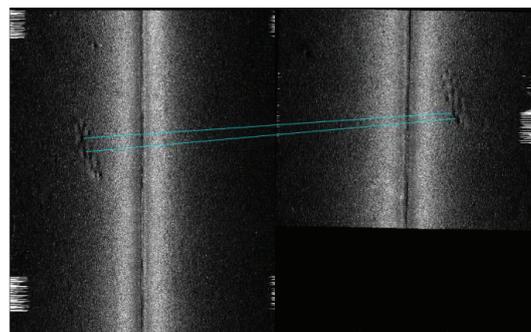


Figure 6. Exemple de recalage entre rails parallèles, ici rails M-22-EW_L009 à gauche et M-22-EW_L008 pings 1750 à 2250 à droite.

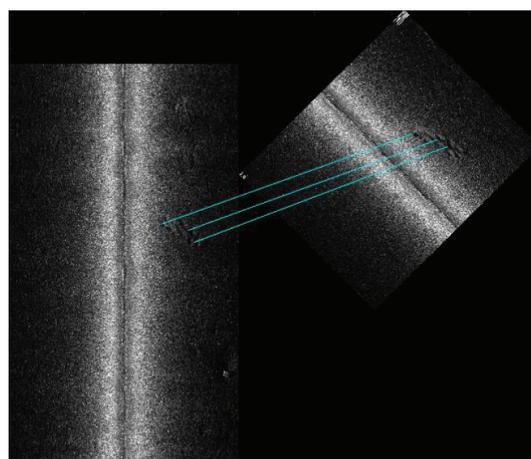


Figure 7. Exemple de recalage avec images de différents caps, ici rails M-22-EW_L008 pings 2250 à 2750 à gauche et M-26-EW_L008 pings 1900 à 2800 à droite.

Tableau 5. Erreurs de mesures selon le type de recalage.

| | Sens des échantillons | Sens des pings |
|-------------------|-----------------------|----------------|
| Même point de vue | 1.1 m | 1.5 m |
| Vues opposées | 2 à 6 m | 2 m |
| Caps différents | 2 à 6 m | 2 à 6 m |

Tableau 6. Ecart-type des translations selon le recalage.

| | Sens des échantillons | Sens des pings |
|-------------------|-----------------------|----------------|
| Même point de vue | 0.35 m | 0.81 m |
| Vues opposées | 0.32 m | 2.93 m |
| Caps différents | 5.57 m | 6.96 m |

5 Conclusion

Le but de ce projet était de traiter la problématique du recalage d'images sonar pour aider au repositionnement des engins sous-marins. Dans l'optique d'avoir un résultat le plus généralisable possible, notamment pour préparer le recalage multicapteur, nous avons choisi de réaliser un recalage sur amers naturellement présents sur le fond marin. La première étape de ce travail a alors consisté en une détection des différents amers présents. Ceci a été réalisé via une segmentation des ombres des objets, assortie de plusieurs règles expertes afin de sélectionner uniquement les amers souhaités. La deuxième étape était celle des appariements des amers. Ceci a été réalisé en deux parties, une première permettant d'extraire les couplages aux translations similaires, la deuxième permettant de choisir la meilleure translation via un critère de corrélation. Pour finir, plusieurs exemples ont été montrés, et les précisions de chaque cas discutées. Il s'avère que même si les recalages avec caps différents ont fonctionné à chaque fois, les positionnements sont moins précis qu'avec l'utilisation de rails parallèles, voire qu'avec le même point de vue. Si possible, il faudra donc privilégier le même point de vue pour les revisites. Pour l'avenir, de nombreux cas réels restent à tester. Par exemple, voir ce que devient ce recalage sur des fonds plus complexes. En effet, qu'en est-il sur des rides, des roches ou encore des fonds végétalisés ? De même, qu'en sera-t-il le jour où on utilisera des images issues d'instruments différents pour se recalier ? Pourra-t-on voir les mêmes amers d'une image à l'autre ? Faudra-t-il n'avoir des vues similaires ou bien un recalage avec caps différents pourra-t-il encore fonctionner ?

Remerciements

Les auteurs remercient le consortium du projet SWARMS pour le support logistique ayant permis l'obtention de ces données.

Références

- [1] W. Aguilar, Y. Frauel, F. Escolano, M.E. Martínez-Pérez, A. Espinosa-Romero, and M.A. Lozano. A Robust Graph Transformation Matching for Non-rigid Registration. *Image and Vision Computing*, vol. 27, issue 7, pp 897-910, 2009.
- [2] J. Aulinas, X. Lladó, J. Salvi and Y. R. Petillot. Feature based SLAM using Side-scan salient objects. *MTS/IEEE Oceans (OCEANS'10)*.
- [3] Bay, H., A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. SURF: Speeded Up Robust Features. *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*. Vol. 110, No. 3, 2008, pp. 346–359.
- [4] R. Bouchiha and K. Besbes. Automatic Remote-Sensing Image Registration Using SURF. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, vol. 5, no. 1, February 2013.
- [5] S. Cakici, *Marker-finding and automated registration in afm-fluorescence microscope hybrid*, PRP Report, Department of Computer Science, UNC Chapel Hill, 2010.
- [6] T. Cao, C. Zach, S. Modla, D. Powell, K. Czymmek, and M. Niethammer. Multi-modal Image Registration for Correlative Microscopy using Image Analogies. *Med Image Anal.* 18(6): 914–926, 2014.
- [7] C. Chailloux, J.-M. Le Caillec, D. Gueriot, and B. Zerr, Intensity-based block matching algorithm for mosaicing sonar images. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 36 (4), pp.627-645, 2011
- [8] Vijay Chandrasekhar, Yoo Sang Choo, How Voon Ee. Localization in Underwater Sensor Networks — Survey and Challenges. *WUWNet'06*, September 25, 2006, Los Angeles, California, USA
- [9] Chu-Song Chen, Yi-Ping Hung, Jen-Bo Cheng. RANSAC-based DARCES: a new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (Volume:21, Issue: 11), pp. 1229 – 1234, 1999
- [10] Sylvie Daniel, Fabrice Le Léannec, Christian Roux, Bassel Solaiman, and Eric P. Maillard. Side-Scan Sonar Image Matching. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 23, n°3, July 1998
- [11] Ramiro dell'Erba Claudio Moriconi. The Localization Problem for Harness: A Multipurpose Robotic Swarm. *SENSORCOMM 2012: The Sixth International Conference on Sensor Technologies and Applications*
- [12] Roger D. Eastman; Jacqueline Le Moigne; Nathan S. Netanyahu. Research issues in image registration for remote sensing. *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 17-22 June 2007, pp.1–8
- [13] Martin A. Fischler and Robert C. Bolles. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. *Comm. Of the ACM*, vol. 24, June 1981, p. 381–395

- [14] J. W. Goodman. Some fundamental properties of speckle. *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 66 n°11, november 1976.
- [15] Manuel Grand-Brochier. *Descripteurs 2D et 2D+t de points d'intérêt pour des appariements robustes*. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2011.
- [16] Johannes Groen, David Williams, Warren Fox. A Model-Based Multi-View Image Registration Method for SAS Images. *Proc. UAM2011*, 2011
- [17] Didier Guériot, Eric Maillard, J.P. Kernin. Sonar image registration through symbolic matching: a fuzzy local transform approach using genetic algorithms. *OCEANS '96. MTS/IEEE. 'Prospects for the 21st Century'. Conference Proceedings*, Volume: 3
- [18] Sunanda Gupta, S. K. Chakarvarti, and Zaheerudin. Image Registration Methods: A Short Review. *Columbia International Publishing American Journal of Algorithms and Computing (2013)* Vol. 1 No. 1 pp. 39-49
- [19] Natalia Hurtos Vilarnau. *Forward Looking Sonar Mosaicing for Underwater Environments*. PhD thesis of Girona University, 2014
- [20] Hao Jiang and Stella X. Yu. Linear Solution to Scale and Rotation Invariant Object Matching. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 20-25 June 2009
- [21] Hordur Johannsson, Michael Kaess, Brendan Englot, Franz Hover, John Leonard. Imaging Sonar-Aided Navigation for Autonomous Underwater Harbor Surveillance. *Proc. IEEE/RS. International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* pp. 4396–4403, 18-22 Oct. 2010
- [22] Kaynig V, Fischer B, Wepf R, Buhmann J. Fully automatic registration of electron microscopy images with high and low resolution. *MicroscMicroanal.* 2007; 13:198–199
- [23] Peter King, Benjamin Anstey, Andrew Vardy. Comparison of Feature Detection Techniques for AUV Navigation Along a Trained Route. *IEEE Oceans - San Diego*, 2013
- [24] Jacqueline Le Moigne et al. (eds.) *Image Registration for Remote Sensing*. Cambridge: Cambridge University Press, 2011.
- [25] Leblond I, Legris M, Solaiman B. Use of classification and segmentation of sidescan sonar images for long term registration. *Oceans 2005 - Europe*, 2005, vol. 1, 322-327
- [26] Daewon Lee, Matthias Hofmann, Florian Steinke, Yasemin Altun, Nathan D. Cahill, and Bernhard Schölkopf. Learning Similarity Measure for Multi-Modal 3D Image Registration. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 20-25 June 2009, pp. 186 - 193
- [27] David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60, 2 (2004), pp. 91-110.
- [28] L. Lucido, B. Pesquet-Popescu, J. Opderbecke, V. Rigaud, R. Deriche, Z. Zhang, P. Costa & P. Larzabal. Segmentation of bathymetric profiles and terrain matching for underwater vehicle navigation. *International Journal of Systems Science* Volume 29, Issue 10, 1998
- [29] Max Mignotte, Christophe Collet, Patrick Pérez, and Patrick Bouthemy. Sonar Image Segmentation Using an Unsupervised Hierarchical MRF Model. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 7, July 2000
- [30] C. Palmann, S. Mavromatis, J. Sequeira. SAR Image Registration using a new Approach Based on the Generalized Hough Transform. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing 2008
- [31] Laurent Picard, Alexandre Baussard, Gilles Le Chenadec, Isabelle Quidu. Detection of MLO in sand ripple seafloor using the monogenic signal and intrinsic dimensionality. *Oceans16 MTS IEEE*, Sep 2016, Monterey, United States
- [32] Isabelle Quidu, Jean-Philippe Malkasse, Gilles Burel, Pierre Vilbé. Mine classification based on a multiview characterisation. *Undersea Defence Technology (UDT) Europe 2001*, Jun 2001, Germany. 2001
- [33] I. Quidu. Incoherent Change Detection using Amplitude Sidescan Sonar Images. *Proceedings of the 11th European Conference on Underwater Acoustics ECUA 2012*, Edimburgh: United Kingdom (2012)
- [34] Scott Reed, Yvan Petillot, and Judith Bell. Model-based approach to the detection and classification of mines in sidescan sonar. *Applied Optics*, Vol. 43, N° 2, 10 January 2004
- [35] Stefano Rizzi, Dario Maio, Matteo Golfarelli. A Hierarchical Approach to Sonar-Based Landmark Detection in Mobile Robots, in *Proceedings of the 5th Symposium on Intelligent Robotics Systems*, 1997.
- [36] Joaquim Salvi, Carles Matabosch, David Fofi, Josep Forest. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. *Image and Vision Computing* 25 (2007) 578–596
- [37] Hanumant Singh, Chris Roman, Oscar Pizarro, Ryan Eustice. Advances in High Resolution Imaging from Underwater Vehicles. *Chapter of Robotics Research. Volume 28 of the series Springer Tracts in Advanced Robotics* pp 430-448
- [38] Haigang Sui, Chuan Xu, Junyi Liu, and Feng Hua. Automatic Optical-to-SAR Image Registration by Iterative Line Extraction and Voronoi Integrated Spectral Point Matching. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 53, N° 11, November 2015
- [39] Wachinger, C.; Navab, N. Manifold learning for multimodal image registration. *11st British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2010
- [40]. Barbara Zitova, Jan Flusser. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing* 21 (2003) 977–1000