



HAL
open science

Estimation de forme de câble pesant pour la localisation de robots sous-marins encordés : comparaison d'une approche visuelle à une nouvelle approche inertielle

Juliette Drupt, Claire Dune, Andrew I Comport, Vincent Hugel

► To cite this version:

Juliette Drupt, Claire Dune, Andrew I Comport, Vincent Hugel. Estimation de forme de câble pesant pour la localisation de robots sous-marins encordés : comparaison d'une approche visuelle à une nouvelle approche inertielle. ORASIS, Thanh Phuong Nguyen; Laboratoire LIS, May 2023, Carqueiranne, France. hal-04108624

HAL Id: hal-04108624

<https://hal.science/hal-04108624v1>

Submitted on 27 May 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Estimation de forme de câble pesant pour la localisation de robots sous-marins encordés : comparaison d'une approche visuelle à une nouvelle approche inertielle

J. Drupt¹

C. Dune¹

A.I. Comport²

V. Hugel¹

¹ COSMER Laboratory EA7398, Université de Toulon, France

² CNRS I3S Laboratory, Université Côte d'Azur, Sophia Antipolis, France

juliette.drupt@gmail.com

Résumé

Cet article s'intéresse à l'estimation de la forme d'un câble coulant modélisé par une chaînette et reliant une paire de robots sous-marins au sein d'une cordée de robots. Une nouvelle méthode d'estimation exploitant des tangentes locales au câble mesurées à l'aide de centrales inertiennes (IMU) est présentée, ces IMU étant placées à proximité des extrémités du câble. Cette méthode inertielle est comparée à une méthode visuelle issue de précédents travaux. L'évaluation est réalisée en bassin, avec une vérité terrain fournie par le système de capture de mouvement Qualisys¹. Les résultats expérimentaux montrent que la nouvelle méthode d'estimation de forme de câble présentée ici améliore de façon significative l'estimation de la flèche du câble. Par ailleurs, l'estimation n'est pas affectée par la limitation du champ de vision de la caméra ni par les singularités résultant de la projection de la forme de chaînette dans le plan image.

Mots Clef

Robotique sous-marine. Véhicules sous-marins téléopérés. Caractérisation d'objets linéaires déformables.

Abstract

This paper deals with the estimation of the shape of a catenary for a negatively buoyant cable, connecting a pair of underwater robots in a robot chain. The new estimation method proposed here is based on the calculation of local tangents thanks to the data acquired from inertial measurement units (IMUs), which are attached to the cable near its ends. This method is compared with a vision-based estimation method that was developed previously. Experiments are conducted in a pool, using a motion capture system for ground truth. The results obtained show that the new method significantly improves the estimation of the catenary height. Furthermore, the identification of the cable shape is not affected by the limits of the camera's field of view and

by the image projection, resulting in increased accuracy and range, without singularities.

Keywords

Marine robotics. Underwater remotely operated vehicles. Linear, deformable object characterization.

1 Introduction

La communication en temps réel en milieu sous-marin est limitée par l'absorption rapide des ondes électromagnétiques sur quelques centimètres. Ainsi, les robots sous-marins se divisent en deux catégories, les AUV (*Autonomous Underwater Vehicles*), complètement autonomes, ne nécessitant pas de communication en temps réel, et les ROV (*Remotely Operated Vehicles*), reliés à la surface par un câble, permettant leur contrôle ainsi qu'un retour capteur. Les AUV sont en général déployés sur des missions nécessitant la couverture de larges zones, telles que la cartographie des fonds marins ou la recherche d'épaves. Ils sont cependant inadaptés aux tâches requérant précision et adaptabilité. On leur préfère alors les ROV. Le câble peut également alimenter le ROV en énergie, permettant une meilleure autonomie et une réduction de la charge utile par l'absence de batteries embarquées. Le câble limite toutefois la mobilité du ROV en exerçant des actions mécaniques sur celui-ci et en risquant de se coincer dans les obstacles environnants. Une stratégie de gestion du câble adéquate est donc requise pour permettre l'exploration d'environnements confinés tels que les épaves, grottes et mines immergées.

Dans de tels environnements, il est nécessaire de s'assurer que câble est positionné loin des obstacles, au sein de l'espace libre. Un moyen d'y parvenir est de contrôler sa forme globale, menant à la formulation d'une nouvelle stratégie de gestion du câble : la cordée de ROVs. Ce concept consiste à positionner des robots intermédiaires entre le ROV de tête et le navire de surface afin de bénéficier de points de contrôle répartis sur la longueur du câble (Fig. 1). Estimer la forme globale de la cordée

1. <https://www.qualisys.com/>

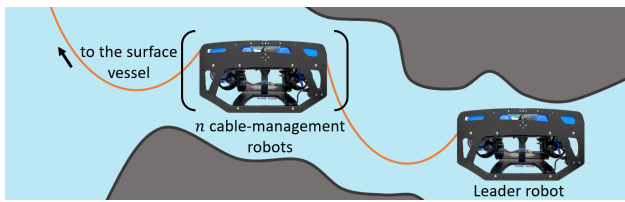


FIGURE 1 – Cordée de ROV

revient alors à estimer la forme du câble entre chaque paire de robots encordés pour contrôler ce système.

Cet article s'intéresse à l'estimation de la forme 3D d'une portion de câble connectant une paire de robots sous-marins. Celle-ci doit être assez précise et robuste pour implémenter des lois de commande pour la navigation et l'évitement d'obstacles.

On considère un sous-système de la cordée composé d'une portion de câble et du robot à l'avant duquel elle est attachée. Une solution exploitant les tangentes mesurées en un ou deux points du câble est introduite, nécessitant uniquement une paire d'IMU placées près des points d'attache du câble. Les contributions de cet article sont la description de cette nouvelle méthode d'estimation inertielle, son implémentation sur le câble et sa comparaison à une méthode visuelle issue de travaux antérieurs sur une implémentation réelle en bassin, avec une vérité terrain fournie par un système de capture de mouvement.

Un état de l'art sur les robots encordés et l'estimation de forme de câble est présenté en section 2. La section 3 décrit le système étudié et les deux méthodes d'estimation, respectivement inertielle et visuelle. L'évaluation expérimentale de ces méthodes est présentée en section 4, suivie d'une analyse et d'une discussion conduisant à la conclusion en section 5.

2 État de l'art

Les robots encordés sont présents en robotique marine, terrestre et aérienne. Dans le domaine de la robotique marine, les câbles permettent de relier les robots sous-marins à la surface ou à des véhicules intermédiaires [1, 2], permettant une communication en temps réel et, parfois, un approvisionnement en énergie. Le câble peut également aider à localiser le robot en cas de panne, notamment lors de l'exploration d'environnements confinés [3]. Certains robots terrestres utilisent un câble pour s'ancrer à un support fixe lors de l'exploration de terrains accidentés [4]. Les robots transportant des objets linéaires déformables peuvent également être assimilés à des robots encordés [5, 6]. Par ailleurs, un câble peut connecter les différentes parties de systèmes robotiques hybrides, permettant la communication, l'alimentation et la connexion physique de ces parties [7].

Il existe différents degrés de complexité dans le pa-

ramétrage des modèles de câbles, selon l'application visée et les ressources en termes de temps et de capacité de calcul. Les applications temps réel privilégient des modèles géométriques simples tels que des lignes droites en 3D si les câbles sont tendus [4, 8, 9], ou des chaînettes s'ils sont lâches et suffisamment pesants [10, 11, 6, 12]. Le modèle de chaînette peut être dérivé pour prendre en compte la vitesse du point d'attache du câble [13]. Des modèles plus complexes considèrent la dynamique du câble ou de l'environnement, au prix d'un coût de calcul plus élevé. Certaines méthodes utilisent des éléments finis [14, 15], tandis que d'autres reposent sur un modèle de masses-ressorts [16, 17]. Outre un coût de calcul prohibitif, ces modèles nécessitent davantage d'informations sur l'environnement, comme des mesures du courant d'eau ou des paramètres des propulseurs, ce qui les rend difficiles à mettre en œuvre sur un système réel.

Certains modèles de câbles sont conçus comme des capteurs proprioceptifs, par exemple en intégrant une fibre optique [18, 1, 19] ou des IMUs [20] dans l'âme du câble pour estimer leur propre forme. Ces solutions permettent d'estimer la forme de câbles quelconques. Toutefois, ces systèmes ont également des limites. La mesure de forme par fibre optique a un coût prohibitif, tandis que les systèmes à base d'IMU ne sont pas adaptés aux systèmes d'enrouleurs. En outre, pour ces deux solutions techniques, plus le câble est long, plus l'erreur d'estimation de forme est importante. Si le câble est tendu, sa forme peut être caractérisée à l'aide d'un accéléromètre placé sur le câble et mesurant son orientation en 3D [21]. D'autres solutions n'instrumentent pas le câble lui-même, et utilisent un retour caméra. La projection du câble dans l'image est généralement segmentée à partir d'un filtre de couleur [11, 22, 23]. Le câble doit donc avoir une couleur distincte de son environnement, ce qui ne saurait être garanti dans un environnement non contrôlé. Certaines approches proposent un apprentissage automatique de la détection de câble sur des images simulées construites à partir de courbes de Bézier ou des splines 2D [24, 25]. Certains robots terrestres encordés sont équipés de capteurs de tension et d'angle à l'extrémité du câble [4]. Ces mesures permettent de détecter lorsque le câble se bloque dans les obstacles environnants, et ainsi estimer la forme 2D globale du câble supposé tendu [4]. Si le câble est géré par un enrouleur, la longueur de câble déroulée peut être mesurée et utilisée pour estimer et localiser le robot [26].

Cet article se focalise sur le cas des câbles pesants, supposés modélisables par une équation de chaînette tant que le système est soumis à des mouvements quasi-statiques sous l'eau. Le câble lui-même n'est pas modifié, puisque les IMU sont des capteurs externes fixés à une extrémité ou aux deux extrémités de celui-ci. Si le câble devait être enroulé, l'une des IMU pourrait par ailleurs être retirée.

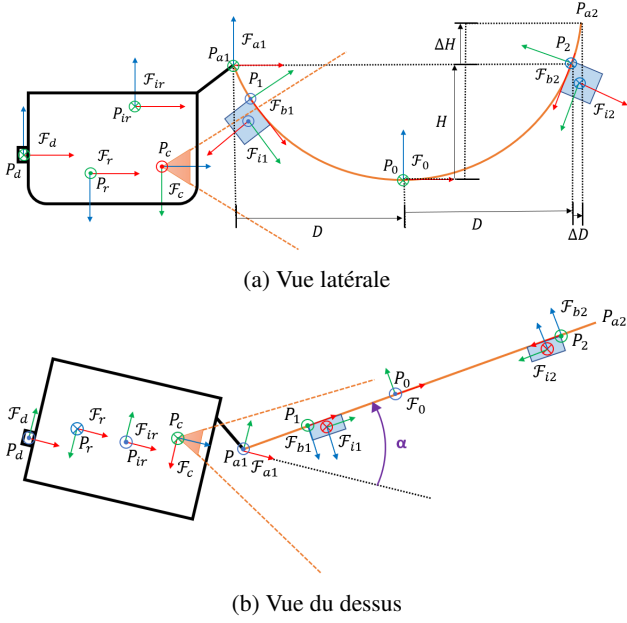


FIGURE 2 – Sous-système étudié, indiquant les notations et la définition des repères et paramètres 3D.

3 Méthode

3.1 Notations et repères

On considère un sous-système d'une cordée de robots sous-marins, composé d'un robot et de la section de câble située devant lui. Le robot est équipé d'une caméra avant, d'une IMU et d'un capteur de pression. Une IMU est fixée à chaque extrémité du câble (Fig. 2).

Soit \mathcal{F}_r le repère associé au robot en convention SNAME. Soient P_{a1} et P_{a2} les points d'attache du câble et P_0 son point le plus bas. Par définition, le repère \mathcal{F}_{a1} a pour origine P_{a1} et a ses axes alignés sur ceux de \mathcal{F}_r , et \mathcal{F}_0 est le repère associé à la chaînette. La rotation de \mathcal{F}_{a1} à \mathcal{F}_0 est considérée comme une pure rotation en lacet, d'angle α , autour de l'axe vertical. \mathcal{F}_{ir} , \mathcal{F}_{i1} et \mathcal{F}_{i2} sont les repères associés aux IMU du robot et du câble, P_1 et P_2 étant les points de fixation des IMU sur le câble. \mathcal{F}_c est le repère associé à la caméra, et \mathcal{F}_d celui associé au capteur de pression. Deux repères additionnels \mathcal{F}_{b1} et \mathcal{F}_{b2} sont définis avec pour origines respectives P_1 et P_2 , et leurs axes x tangents au câble. Les IMU sont fixées au câble le long de cet axe, autour duquel elles peuvent tourner.

3.2 Modélisation du câble

Le câble est modélisé par une chaînette exprimée dans le repère \mathcal{F}_0 en fonction de sa longueur L , de la différence d'altitude de ses points d'attache ΔH et de sa flèche H :

$${}^0Z = \frac{1}{C} [\cosh(C {}^0X) - 1] \quad (1)$$

où 0X and 0Z sont les coordonnées sur les axes x et z de \mathcal{F}_0 et où :

$$C = \frac{2(2H + \Delta H + 2L\sqrt{H\frac{H+\Delta H}{L^2-\Delta H^2}})}{L^2 - (2H + \Delta H)^2} \quad (2)$$

Pour une longueur L constante, la forme de chaînette est complètement caractérisée dans le repère \mathcal{F}_0 par H et ΔH . La chaînette appartient au plan perpendiculaire à y_0 où y_0 est l'axe y de \mathcal{F}_0 . L'ajout de l'angle α (Fig. 2) entre l'axe avant-arrière du robot x et le plan du câble permet de décrire complètement la forme de chaînette en 3D. Les paramètres à estimer sont donc $\{H, \Delta H, \alpha\}$.

3.3 Estimation des paramètres $\{H, \Delta H, \alpha\}$

ΔH Différence d'altitude des points d'attache. La profondeur de P_{a1} est estimée *via* la mesure de pression en P_d . la profondeur mesurée en P_d est transférée à P_{a1} grâce à la mesure d'orientation du robot donnée par son IMU embarquée.

Estimation visuelle. Dans l'estimation visuelle de la forme de chaînette [11], la projection de la chaînette dans le plan image est donnée, en supposant des angles de roulis et de tangage nuls, par :

$$y(a, b, x) = \frac{1}{{}^cZ} \left[-\frac{\cosh(C\zeta - CD) - 1}{C} + aH_{max} + {}^cY_a \right] \quad (3)$$

avec $a = \frac{H}{H_{max}}$ and $b = \sin(\alpha)$

$$\zeta = \frac{{}^cX_a - x {}^cZ_a}{b + x\sqrt{1-b^2}} \quad (4)$$

et

$${}^cZ = \frac{{}^cX_a\sqrt{1-b^2} + b {}^cZ_a}{b + x\sqrt{1-b^2}} \quad (5)$$

où $[x, y]^T$ sont les coordonnées d'un point de la projection du câble dans le plan image et $[{}^cX_a, {}^cY_a, {}^cZ_a]^T$ les coordonnées de P_a dans le repère \mathcal{F}_c . H_{max} est une valeur maximale autorisée pour H définie arbitrairement. D est représenté en Fig. 2.

Le câble est segmenté dans les images par un seuillage sur la couleur. Les points résultants permettent d'estimer les paramètres de la chaînette par un algorithme de Gauss-Newton minimisant la fonction :

$$\Gamma(a, b) = \sum_i r_i(a, b)^2 \quad (6)$$

où $r_i(a, b) = y_i - y(a, b, x_i)$.

Une *estimation initiale* (a_0, b_0) est donnée en entrée de l'optimisation, et correspond à la chaînette dont le point le plus bas P_0 a pour projection le point le plus bas du câble tel que vu dans l'image. Du fait de la perspective, ces points ne sont en réalité pas confondus, mais suffisamment proches pour que l'*estimation initiale* soit cohérente. Cependant, si le bas de la corde sort du champ de vision, la profondeur du point le plus bas est sous-estimée.

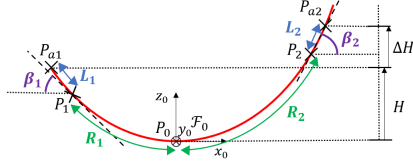


FIGURE 3 – Angles β_1 et β_2 .

Estimation inertielle. Afin d'améliorer la robustesse aux valeurs aberrantes et aux singularités, une estimation des paramètres de chaînette à partir de mesures inertielles est proposée. Elle utilise trois IMU. L'une est embarquée sur le robot et les deux autres sont fixées sur le câble (Fig. 2). L'angle de *yaw* α est déterminé à partir de la matrice de rotation ${}^r R_{b1}$ ou ${}^r R_{b2}$ avec :

$${}^r R_{bk} = ({}^w R_{ir} {}^{ir} R_r)^T {}^w R_{ik} {}^{ik} R_{bk}, \quad k \in \{1, 2\} \quad (7)$$

où ${}^{ik} R_{bk}$ et ${}^{ir} R_r$ sont des matrices constantes calibrées, et ${}^w R_r$ et ${}^w R_{ik}$ sont mesurés par les IMU du robot et du câble respectivement.

La figure 3 indique les angles β des tangentes au câble, aux points P_1 et P_2 , placés aux distances L_1 et L_2 des extrémités. R_1 est la distance curviligne le long du câble entre P_1 et P_0 :

$$R_1 = (L - (L_1 + L_2)) \frac{g(\beta_1, \beta_2)}{1 + g(\beta_1, \beta_2)} \quad (8)$$

avec

$$g(\beta_1, \beta_2) = \frac{|\tan(\beta_1)|}{|\tan(\beta_2)|} \quad (9)$$

Le paramètre C est donné par :

$$C = \frac{1}{R_1} |\tan(\beta_1)| \quad (10)$$

L'équation 2 permet de calculer H comme l'unique racine positive du polynôme $a_2 H^2 + a_1 H + a_0 = 0$ où :

$$\begin{aligned} a_2 &= 4C^2(\Delta H^2 - L^2) < 0 \\ a_1 &= 4C(\Delta H^2 - L^2)(C\Delta H + 2) < 0 \\ a_0 &= [C(L^2 - \Delta H^2) - 2\Delta H]^2 > 0 \end{aligned}$$

Les paramètres de chaînette peuvent aussi être exprimés à partir d'une unique tangente, par exemple en P_1 , en approximant R_1 par :

$$R_1 = \frac{(L - \Delta H)}{2} - L_1 \quad (11)$$

Symétriquement, R_2 est approximé en utilisant la tangente en P_2 .

4 Évaluation

4.1 Système robotique et métrique d'évaluation

Le système est composé d'un BlueROV2 attaché à un point fixe par un câble coulant rouge de 1,50 m de long

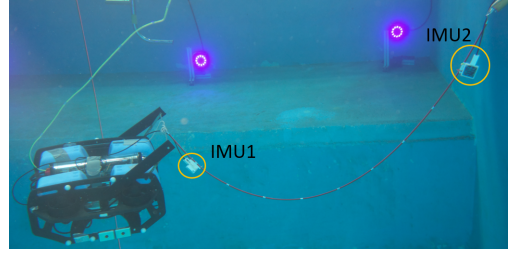


FIGURE 4 – Système sous-marin. Des marqueurs réflecteurs sont fixés sur le robot et le câble.

et de 70 g/m, constitué d'une corde lestée (Fig. 4). Le robot est muni d'une caméra, d'une IMU et d'un capteur de pression. Le câble est équipé d'une paire d'IMU haute résolution PhidgetSpatial Precision 3/3/3, placées de sorte à très peu affecter la visibilité du câble depuis la caméra embarquée. Le robot et le câble sont suivis par un système de capture de mouvement sous-marin.

Les méthodes d'estimation de forme de chaînette suivantes sont comparées et évaluées : i) méthode visuelle optimisée *optim. visuelle* [11] ii) *initial-guess* de la méthode visuelle [11] iii) méthode inertielle proposée dans cet article. Pour la méthode inertielle, les estimations de H à une ou deux IMU sont comparées, ainsi que l'estimation de α en utilisant chacune des deux IMU sur le câble séparément. *IMU-1* fait référence à l'utilisation de l'IMU 1 seule, *IMU-2* fait référence à l'utilisation de l'IMU 2 seule, et *2 IMU* fait référence à l'utilisation des deux IMU. Étant donné que l'estimation α implique une seule IMU, il n'y a pas d'estimation *2 IMU* pour ce paramètre. La moyenne, la médiane et l'écart type (σ) des erreurs sur H et α sont comparés pour chaque méthode. Ces erreurs sont désignées respectivement par e_H et e_α .

4.2 Expérimentations en bassin

Le système étudié est déployé en bassin, en présence d'un système de capture de mouvements sous-marin (Fig. 4). Les résultats présentés correspondent à une séquence de 92s durant laquelle le tangage et le roulis du robot varient légèrement. Les forces hydrodynamiques et les courants créés par les propulseurs affectent par moment le modèle de chaînette.

Le câble sort du champ de vision de la caméra pendant 2% de la durée de la séquence. Dans la suite, les méthodes (*optim. visuelle* et *initial-guess*) sont analysées uniquement lorsque le câble se trouve dans le champ de vision. On observe un échec de 45,3 % avec la méthode *optim. visuelle* et de 0,3 % avec la méthode *initial-guess*. Les figures 5 et 6 montrent respectivement les trajectoires appliquées, et les estimations de H et α au cours d'une sous-séquence représentative. Les trous dans les courbes correspondent à des échecs d'estimation. Le tableau 1 présente une analyse statistique de la séquence complète.

Tout d'abord, on constate le taux d'échec très important de

TABLE 1 – Résultats

	Méthode	optim. visuelle.	initial guess	IMU 1	IMU 2	2 IMU
e_H (m)	moyenne	0.1514	0.1787	0.0835	0.0333	0.0438
	médiane	0.1261	0.1612	0.0621	0.0299	0.0406
	σ	0.1188	0.1108	0.0978	0.0234	{0.0266}
e_α (°)	moyenne	16.545	16.042	11.342	13.270	x
	médiane	11.030	11.825	7.7013	11.013	x
	σ	19.655	14.890	10.608	10.692	x

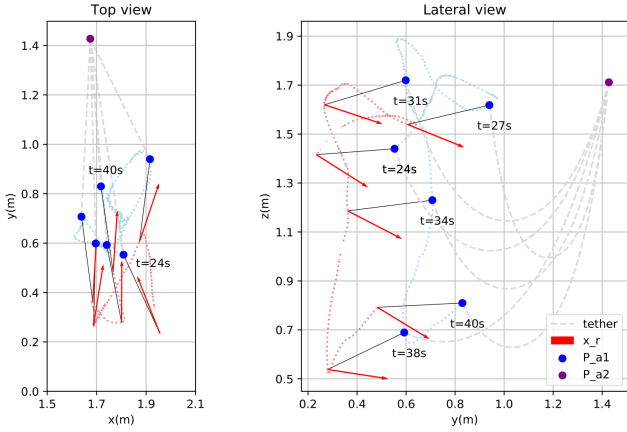


FIGURE 5 – Trajectoire du robot projetée sur les plans vertical et horizontal. Les points bleus et violets représentent P_{a1} et P_{a2} respectivement. La flèche rouge est l'axe x de \mathcal{F}_r . Pour $t \in [24, 29]$ s, le robot se déplace d'avant en arrière avec des variations de lacet et de faibles variations de y, z , roulis et tangage. Pour $t \in [19, 40]$ s, le robot plonge, avec des variations mineures de x, y , et roulis et des variations de lacet. Le tangage change lors de la plongée.

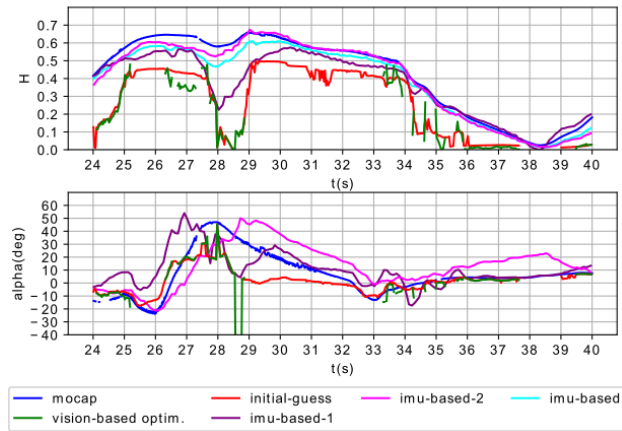


FIGURE 6 – Estimation de H et α

la méthode *optim. visuelle*. Dans la séquence sous-marine, la détection basée sur la couleur ne parvient pas à détecter les points de câble les plus éloignés en raison de l'absorption de l'eau, comme le montre la figure 7. De plus, la projection du câble dans l'image est déformée par rapport à l'équation 3 en raison du tangage, du roulis, de l'hydrodynamique du système, et en particulier des courants créés par les propulseurs. Du fait de l'écart avec le modèle, l'optimisation ne parvient pas à ajuster correctement la projection de la forme du câble. La méthode *initial-guess* donne des résultats plus robustes aux déformations puisqu'elle ne considère que le point le plus bas. La figure 7 illustre le comportement des méthodes *optim. visuelle* et *initial-guess*.

On remarque que les méthodes inertielles estiment H avec une précision 3 fois supérieure par rapport aux méthodes visuelles, et montrent de plus une dispersion plus faible. L'estimation à partir de l'IMU 1 est moins précise en raison du courant créé par les propulseurs et qui déforme la corde. Par exemple, sur la Fig. 6, on observe une erreur importante pour la méthode *IMU-1* à $t \in [27, 29]$ s, qui coïncide avec un mouvement de recul du robot qui propulse de l'eau sur l'IMU 1 (Fig. 5).

Toutes les méthodes présentent le même ordre de précision sur l'estimation d' α , mais avec des sources d'erreurs différentes. La méthode *initial-guess* est affectée par la qualité de la détection du câble, car elle a besoin que le point le plus bas dans la projection du câble soit correctement détecté. Toutefois, cette erreur ne se propage pas dans le temps. La méthode *optim. visuelle* est impactée par la mauvaise détection du câble et par la déformation de sa projection, et montre finalement de mauvaises performances par rapport aux autres méthodes en raison de son important taux d'échec. Les erreurs des méthodes inertielles sont en partie dues à l'hydrodynamique du système, l'IMU 1 étant perturbé par la poussée du robot, et le mouvement de l'IMU 2 étant impacté par la propagation des déformations le long du câble. L'estimation du lacet des IMU en l'absence de magnétomètre est également une source d'erreur. Au cours de la séquence, l'angle de lacet a été corrigé par une calibration du décalage et de la dérive, en supposant cette dernière constante, qui doit être mise à jour au cours du temps sur de longues périodes. Des mouvements trop brusques peuvent également conduire à une mauvaise estimation du lacet. Dans un environnement extérieur, la

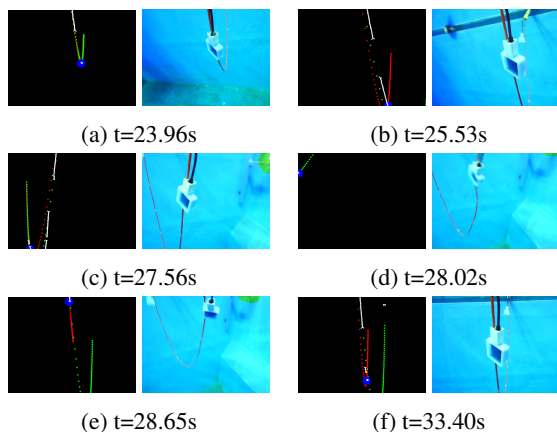


FIGURE 7 – Segmentation du câble (blanc), avec son point le plus bas (bleu), et projection des chaînettes estimées par les méthodes *optim. visuelle* (vert) et *initial-guess* (rouge) dans le plan image. Sur la Fig. 7a, les deux méthodes s’alignent bien avec les points segmentés, tandis que sur la Fig. 7f, la méthode *optim. visuelle* améliore nettement l’*initial-guess* en terme d’erreur de reprojection. Sur les figures 7b, 7d et 7f, la méthode *optim. visuelle* est affectée par la non-détection de la partie la plus éloignée du câble, du fait de l’absorption des couleurs par l’eau. La Figure 7c montre les déformations que subit le câble, et qui conduisent à l’invalidité du modèle de chaînette projetée utilisé par les méthodes *optim. visuelle* et *initial-guess*.

méthode sera plus robuste grâce à l’utilisation de magnétomètres.

En conclusion, il ressort de cette analyse que la combinaison des mesures visuelles et inertielles dans l’estimation de α pourrait conduire à une estimation beaucoup plus robuste de ce paramètre.

5 Conclusion

Cet article présente une méthode d’estimation de forme d’un câble sous-marin coulant basée sur les mesures d’une ou deux tangentes au câble à l’aide de capteurs inertiels, et modélisant le câble par une chaînette en 3D. Cette estimation a été comparée à une méthode visuelle issue de travaux précédents dans le cadre d’expériences en bassin, en utilisant un système de capture de mouvement comme vérité de terrain. La méthode inertielle est plus précise et plus robuste pour estimer la flèche de la chaînette. D’autre part, les méthodes visuelle et inertielle peuvent être complémentaires dans l’estimation de l’orientation du câble par rapport au robot, en particulier lorsque les courants créés par les propulseurs du robot affectent les orientations 3D mesurées par les IMU. Dans des travaux futurs, une fusion entre les méthodes visuelles et inertielles pourrait conduire à une estimation beaucoup plus robuste de l’orientation du câble.

Enfin, la robustesse, la stabilité et la précision de l’estimation de la flèche du câble en font une entrée appropriée

pour contrôler la forme des portions de câble inter-robots au sein d’une cordée de ROV. De plus, l’estimation donne des informations de localisation 3D du câble, qui peuvent être utilisées pour localiser les robots les uns par rapport aux autres.

Annexe

Ce travail est financé par le Ministère français de la Recherche, le CARTT de l’IUT de Toulon. Nous tenons à remercier le CEPHISMER de la Marine Nationale pour son soutien logistique.

Références

- [1] S.-C. Yu, J. Yuh, and J. Kim, “Armless underwater manipulation using a small deployable agent vehicle connected by a smart cable,” *Ocean Engineering*, vol. 70, no. 23, pp. 149–159, 2013.
- [2] O. Tortorici, C. Anthierens, V. Hugel, and H. Barthélemy, “Towards active self-management of umbilical linking rov and usv for safer submarine missions,” in *IFAC-PapersOnline*, vol. 52, no. 21. Daejeon, Republic of Korea : Elsevier, 2019, pp. 265–270.
- [3] A. Lasbouygues, S. Louis, B. Ropars, L. Rossi, H. Jourde, H. Délas, P. Balordi, R. Bouchard, M. Dighouth, M. Dugrenot, E. Jacquemin, F. Vasseur, L. Lapierre, and D. Andreu, “Robotic mapping of a karst aquifer,” in *IFAC : International Federation of Automatic Control*, ser. IFAC WC, Toulouse, France, 2017.
- [4] P. McGarey, K. MacTavish, F. Pomerleau, and D. Barfoot, “Tslam : Tethered simultaneous localization and mapping for mobile robots,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 36, no. 12, pp. 1363–1386, 2017.
- [5] J. Alonso-Mora, R. Knepper, R. Siegwart, and D. Rus, “Local motion planning for collaborative multi-robot manipulation of deformable objects,” in *ICRA*. Seattle, WA, USA : IEEE, 2015, pp. 5495–5502.
- [6] D. S. D’Antonio, G. A. Cardona, and D. Saldaña, “The catenary robot : Design and control of a cable propelled by two quadrotors,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 3857–3863, 2021.
- [7] D. Debruyn, R. Zufferey, S. F. Armanini, C. Winston, A. Farinha, Y. Jin, and M. Kovac, “Medusa : A multi-environment dual-robot for underwater sample acquisition,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 3, pp. 4564–4571, 2020.
- [8] C. Viel, “Self-management of the umbilical of a rov for underwater exploration,” *Ocean Engineering*, vol. 248, p. 110695, Mar. 2022.
- [9] —, “Self-management of ROV umbilical using sliding buoys and stop,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 3, pp. 8061–8068, Jul. 2022.

- [10] M. Such, J. R. Jimenez-Octavio, A. Carnicero, and O. Lopez-Garcia, "An approach based on the catenary equation to deal with static analysis of three dimensional cable structures," *Engineering Structures*, vol. 31, no. 9, pp. 2162–2170, 2009.
- [11] M. Laranjeira, C. Dune, and V. Hugel, "Catenary-based visual servoing for tether shape control between underwater vehicles," *Ocean Engineering*, vol. 200, p. 107018, 2020.
- [12] J. Drupt, C. Dune, A. I. Comport, and V. Hugel, "Validity of the catenary model for moving submarine cables with negative buoyancy," in *3rd Workshop on RObotic MANipulation of Deformable Objects : Challenges in Perception, Planning and Control for Soft Interaction (ROMADO-SI)*, Kyoto, Japan, 2022.
- [13] J. Wu, S. Xu, H. Liao, C. Ma, X. Yang, H. Wang, T. Zhang, and X. Han, "Maneuverability and hydrodynamics of a tethered underwater robot based on mixing grid technique," *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 9, no. 6, 2021.
- [14] N. O.A. and I. Schjølberg, "Finite element cable-model for remotely operated vehicles (rovs) by application of beam theory," *Ocean Engineering*, vol. 163, pp. 322–336, 2018.
- [15] Y. Meng, X. Xu, and M. Zhao, "Dynamics calculation of complex deep-sea cable system based on hybrid optimization algorithm," *Ocean Engineering*, vol. 200, p. 107041, 2020.
- [16] S. Soyly, B. Buckham, and R. Podhorodeski, "Dynamics and control of tethered underwater-manipulator systems," in *Oceans*. Seattle, WA, USA : MTS/IEEE, 2010, pp. 1—8.
- [17] S. Hong, K. Ha, and J. Kim, "Dynamics modeling and motion simulation of usv/uuv with linked underwater cable," *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 8, no. 5, 2020.
- [18] R. G. Duncan, M. E. Froggatt, S. T. Kreger, R. J. Seeley, D. K. Gifford, A. K. Sang, and M. S. Wolfe, "High-accuracy fiber-optic shape sensing," in *Sensor Systems and Networks : Phenomena, Technology, and Applications for NDE and Health Monitoring 2007*, K. J. Peters, Ed., vol. 6530, International Society for Optics and Photonics. San Diego, CA, USA : SPIE, 2007, pp. 487 – 497.
- [19] C. Xu, K. Wan, J. Chen, C. Yao, D. Yan, and C. Wang, "Underwater cable shape detection using shapetape," in *Oceans*. MTS/IEEE, 2016, pp. 1–4.
- [20] J. Frank, R. Geiger, D. R. Kraige, and A. Murali, "Smart tether system for underwater navigation and cable shape measurement," 2013, uS Patent 8,437,979.
- [21] J.-P. Merlet, "An experimental investigation of extra measurements for solving the direct kinematics of cable-driven parallel robots," in *ICRA*. Brisbane, Australia : IEEE, 2018.
- [22] Y. Wu, W. Yan, T. Kurutach, L. Pinto, and P. Abbeel, "Learning to Manipulate Deformable Objects without Demonstrations," in *Proceedings of Robotics : Science and Systems*, Corvallis, OR, USA, 2020.
- [23] J. Zhu, D. Navarro-Alarcon, R. Passama, and A. Cherubini, "Vision-based Manipulation of Deformable and Rigid Objects Using Subspace Projections of 2D Contours," *Robotics and Autonomous Systems*, 2021.
- [24] P. Sundaresan, J. Grannen, B. Thananjeyan, A. Balakrishna, M. Laskey, K. Stone, J. E. Gonzalez, and K. Goldberg, "Learning rope manipulation policies using dense object descriptors trained on synthetic depth data," in *ICRA*. IEEE, 2020.
- [25] M. Yan, Y. Zhu, N. Jin, and J. Bohg, "Self-supervised learning of state estimation for manipulating deformable linear objects," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 2, pp. 2372–2379, 2020.
- [26] A. C. Murtra and J. M. Mirats-Tur, "Imu and cable encoder data fusion for in-pipe mobile robot localization," in *Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA)*. Woburn, MA, USA : IEEE, 2013, pp. 1–6.