



Ifremer

15^{ÈMES} JOURNÉES DE L'HYDRODYNAMIQUE

22 - 24 novembre 2016 - Brest

Construction d'un modèle simplifié applicable au suivi en service de la durée de vie des ombilicaux dynamiques en faible profondeur d'eau

Model reduction techniques toward the monitoring of dynamic umbilicals fatigue damage in shallow water

Charles Spraul⁽¹⁾, Christian Berhault⁽¹⁾, Patrice Cartraud⁽²⁾

⁽¹⁾ LUNAM Université, École Centrale de Nantes

Laboratoire de recherche en Hydrodynamique, Énergétique et Environnement Atmosphérique - UMR CNRS 6598

BP 92101, 44321 NANTES Cedex 3 Nantes, France

charles.spraul@ec-nantes.fr

⁽²⁾ LUNAM Université, École Centrale de Nantes

Institut de Recherches en Génie Civil et Mécanique - UMR CNRS 6183

BP 92101, 44321 NANTES Cedex 3 Nantes, France

patrice.cartraud@ec-nantes.fr

Résumé

Cet article présente une méthode et des outils envisagés pour réaliser le suivi en service de la fatigue d'un câble dynamique servant au raccordement électrique d'un système EMR flottant.

Bien maîtriser la durée de vie des ombilicaux dynamiques représente un intérêt stratégique pour le développement des futures fermes EMR. En effet tout surdimensionnement engendre un surcoût, tandis qu'en cas de rupture du raccordement électrique la production du système EMR concerné est interrompue. Réparer ou remplacer ce composant nécessite l'intervention d'un navire spécialisé et une fenêtre météo favorable. Il s'agit donc d'une opération coûteuse qu'il est préférable de pouvoir anticiper.

Dans ce contexte le suivi en service de la durée de vie de l'ombilical consiste à utiliser des mesures sur site, au cours de l'exploitation, pour mettre à jour l'estimation initiale de la durée de vie en évaluant notamment plus précisément la durée de vie consommée.

Summary

In this paper model reduction techniques are applied to the monitoring of fatigue damage of dynamic umbilicals used for power export of floating renewable energy devices.

Dynamic umbilicals are key components for future floating renewable energy farms. In case of failure, repair or replacement are costly as they require the intervention of specialized ship and an adequate weather window. Accurate prediction of fatigue failure is therefore of particular interest for the planning of such operations.

The methodology introduced here intends to use in situ measurements to recalibrate the estimation of the cumulated damage, and achieve an increased accuracy in predicting the remaining life span of the umbilicals.

I – Introduction

Les méthodes d'analyse en fatigue généralement employées par l'industrie offshore sont basées sur le calcul de l'espérance du dommage subi à court terme (1 heure) en fonction des statistiques environnementales du site [1]. Ce calcul se fait en plusieurs étapes, comme présenté sur la Figure 1. Les modèles utilisés à chaque étape simplifient les phénomènes physiques et nécessitent un grand nombre de paramètres de chargement dont les valeurs ne sont pas toujours connues avec exactitude. L'incertitude sur le dommage calculé est donc importante. Elle conduit à l'application d'un facteur de sécurité sur la durée de vie obtenue. Il est généralement recommandé que celui-ci ne soit pas inférieur à 10 pour les ombilicaux dynamiques [2].

Ce facteur de sécurité important représente un coût non négligeable dans un contexte où le développement des EMR est fortement lié à une diminution du prix du kWh produit. Cependant le manque de retour d'expérience concernant les ombilicaux d'export de puissance électrique, spécifiques aux EMR flottant, est actuellement un obstacle à la réduction de ce facteur de sécurité. Il faut en outre considérer que les spécificités de chaque site (profondeur, type de sol, conditions d'environnement), et la variété des flotteurs, rendent le transfert de connaissance plus difficile d'un site à un autre.

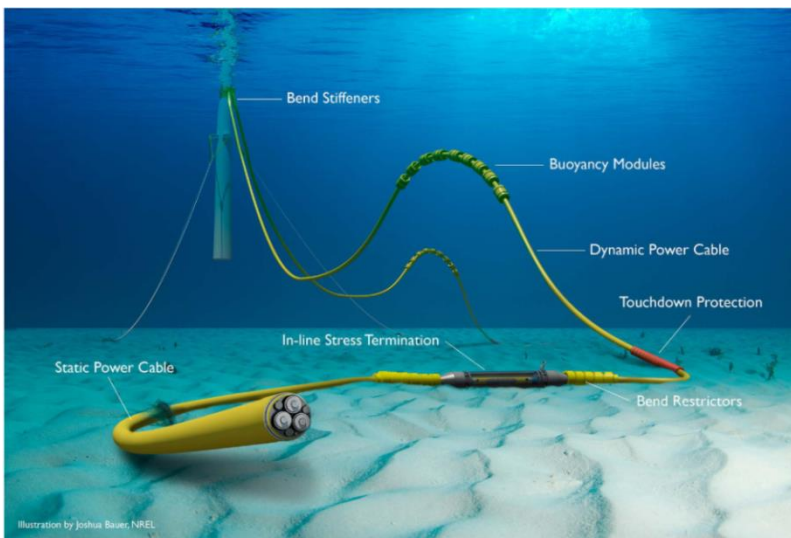


Figure 2 : Vue d'artiste d'un ombilical dynamique ©NREL

La méthode de suivi en service envisagée vise donc à recalculer et à actualiser, à partir de mesures réalisées tout au long de l'exploitation, certains paramètres utilisés pour le calcul de la réponse globale de l'ombilical aux excitations du flotteur et de l'environnement. L'objectif est de diminuer l'incertitude portant sur ces paramètres afin d'obtenir une estimation plus fiable de la durée de vie consommée. Les paramètres suivis doivent donc être sélectionnés en fonction de leur influence sur le dommage et de l'incertitude qui les caractérise initialement.

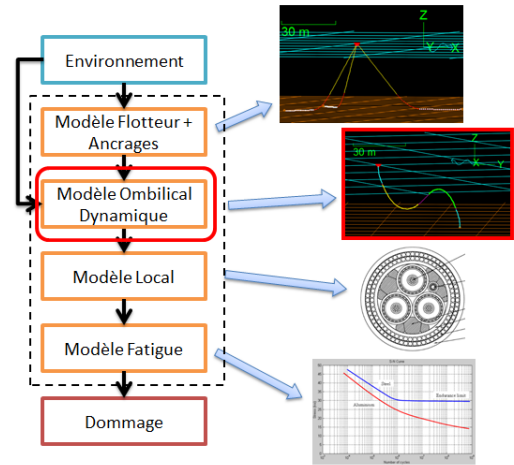


Figure 1 : Méthode pour le calcul du dommage sur un état de mer

Dans ce contexte le suivi en service de la réponse du câble doit permettre d'anticiper d'éventuelles opérations de maintenance, voire de remplacement, et de diminuer ainsi le risque lié à la rupture en fatigue.

Il n'est cependant pas possible de mesurer directement le dommage accumulé par les différents composants ni de le faire en tous points du câble. En revanche un certain nombre de mesures peuvent être obtenues sur les conditions océano-météorologiques, le mouvement du flotteur et la réponse du câble.

La méthode de recalage envisagée, nécessite un grand nombre d'évaluations du modèle. Il n'est donc pas envisageable d'employer la simulation numérique directe car les temps de calcul, de l'ordre du temps réel, restent trop longs. Le recours à un méta-modèle [3] apparaît alors inévitable. À cette fin il est nécessaire de simplifier le modèle en sélectionnant un nombre limité de variables d'entrée et de sortie indépendantes du temps. L'objectif étant de conserver au maximum l'information contenue dans le modèle complet, les variables d'entrée sont sélectionnées en fonction de leur influence sur la réponse du câble. Pour les variables de sorties, l'analyse en composantes principales permet de se limiter aux modes de réponses les plus importants, et des grandeurs statistiques sont ensuite extraites des signaux temporels de la réponse du câble suivant ces modes.

II – Présentation de la configuration étudiée

La configuration étudiée ici concerne la bouée météo du SEM-REV qui doit prochainement être réinstallée. Elle sera en effet équipée d'un ombilical dynamique afin de servir de cas de validation à la méthodologie présentée ici. Les dimensions de la bouée météo sont cependant très réduites en comparaison de systèmes EMR puisqu'elle a un diamètre de 3m et pèse environ 1T. Sa réponse à la houle n'est donc pas représentative de ce qui est attendu pour un flotteur aux dimensions plus importantes, et les résultats présentés dans l'article ne peuvent pas être extrapolés à des systèmes EMR à pleine échelle.

Le câble à installer sur la bouée n'est pas choisi et trop peu de données sont disponibles de la part des constructeurs pour déterminer des caractéristiques typiques d'un câble de ce diamètre. Les caractéristiques utilisées pour la section de l'ombilical ont donc été prises identiques à celles du câble étudié dans [4] et sont données dans la Table 1.

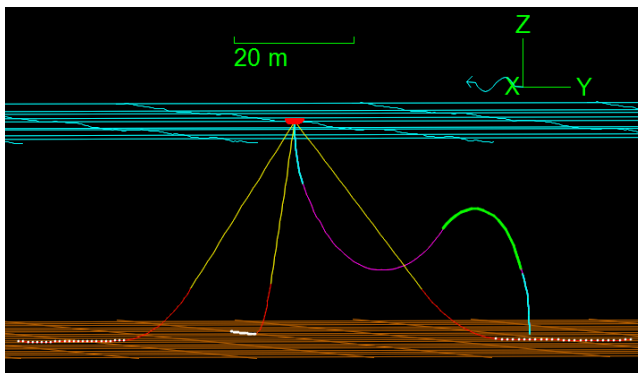


Figure 3 : Configuration étudiée

Caractéristique	Valeur
Diamètre [m]	0.04
Raideur Axiale [N]	94 250.
Raideur en Flexion [Nm²]	400.
Raideur en Torsion [Nm²]	7.85
Masse Linéique [kg/m]	2.75
Coefficient de Masse Ajoutée normal	1.
Coefficient de Trainée normal	1.2
Coefficient de Trainée axial	0

Table 1 : Caractéristiques du câble étudié

La configuration "Steep Wave", en forme de vague, est obtenue en ajoutant des modules de flottabilité (section verte sur la Figure 3). Cette configuration souple permet au câble d'accommoder les mouvements du flotteur. À chaque extrémité du câble des raidisseurs (bleu clair sur la figure) limitent les courbures extrêmes à proximité des points d'encastrement. L'arrivée du câble sur le fond marin se fait verticalement. L'intérêt pour cette étude est de ne pas modéliser le contact avec le sol qui peut être très complexe et constitue une source d'incertitude importante supplémentaire. Par ailleurs des essais en bassin sont envisagés pour lesquels l'arrivée verticale au sol est privilégiée.

III – Présentation du modèle numérique

Les simulations numériques sont réalisées dans le domaine temporel en utilisant le logiciel OrcaFlex d'Orcina [6]. Chaque simulation numérique vise à caractériser la réponse du câble à un état de mer donné. La durée des simulations est fixée à 1200 secondes (20 minutes).

Dans ces simulations, l'ombilical est modélisé par des éléments poutre homogène dont la raideur en flexion est constante. Aucun couplage entre les degrés de liberté (tension, flexions, torsion) n'est pris en compte. Les efforts hydrodynamiques sur le câble sont calculés en utilisant l'équation de Morison, avec un coefficient de traînée C_d et un coefficient de masse ajoutée C_a .

Le câble est discrétisé en segments de 1m sur toute sa longueur, ce qui est convenable considérant que le rayon de courbure minimal observé est légèrement supérieur à 4m.

Les modules de flottabilité équipant le câble ne sont pas représentés individuellement. Ils sont remplacés par une section homogène, dont les propriétés, en termes de masse et de flottabilité totale, sont équivalentes. Les coefficients de traînée et de masse ajoutée de cette section sont adaptés en conséquence.

Le mouvement du flotteur est imposé directement en fonction du spectre de houle, en utilisant des RAO en déplacement (opérateur linéaire dans le domaine fréquentiel) ce qui permet de s'affranchir des lignes d'ancrage dans les calculs.

Les spectres de houle utilisés dans les simulations sont de type JONSWAP.

IV – Choix des variables d'entrée du modèle simplifié

L'objectif de cette étude est de sélectionner un nombre limité de variables d'entrée/sortie dans le modèle complet, afin de construire un modèle simplifié qui puisse être utilisé pour le recalage des paramètres d'intérêt. Les variables d'entrée du modèle simplifié sont de deux types. Tout d'abord les paramètres environnementaux, qui définissent les cas de chargement et pourront a priori faire l'objet de mesures. Ensuite les caractéristiques du câble qui constitueront les paramètres de suivi : ceux qui seront actualisés après comparaison des résultats du modèle et des mesures.

Paramètres environnementaux

Les paramètres environnementaux peuvent être relativement nombreux, selon la complexité des modèles utilisés pour représenter le vent, le courant et la houle. Pour cette étude le choix est donc fait d'utiliser des modèles simples. Le vent et le courant sont caractérisés chacun par deux paramètres : un pour la direction et un pour l'intensité. Pour la houle cinq paramètres sont utilisés : la hauteur significative H_s , la période de pic T_p et le gamma du spectre JONSWAP, ainsi que la direction de propagation et l'étalement directionnel. Enfin la profondeur d'eau considérée étant faible, le marnage a un effet important et constitue donc un paramètre supplémentaire.

Afin de réduire encore le nombre de paramètres effectivement utilisés comme entrée du modèle simplifié, une analyse de sensibilité a été conduite (Figure 5), suite à laquelle il a été décidé de fixer la direction du courant, et pour la houle, de fixer le paramètre d'étalement directionnel ainsi que le gamma du spectre. Il a également été décidé de ne pas faire varier les paramètres du vent dans la suite de l'étude, ce qui ramène le nombre de paramètres environnementaux à 5.

Paramètres de suivi du câble

La principale source d'incertitude sur les caractéristiques du câble est liée à la présence de bio-colonisation (Figure 4). En effet le câble fournit un support sur lequel des organismes marins (tels que des algues ou des moules) peuvent venir se fixer. Cette bio-colonisation affecte fortement certaines caractéristiques de l'ombilical : la masse et le diamètre apparent, ainsi que les coefficients de traînée et de masse ajoutée. Or la quantité de bio-colonisation présente sur câble peut évoluer dans le temps (phase de croissance, éventuellement de nettoyage, mais aussi évolution en fonction des conditions météorologiques).

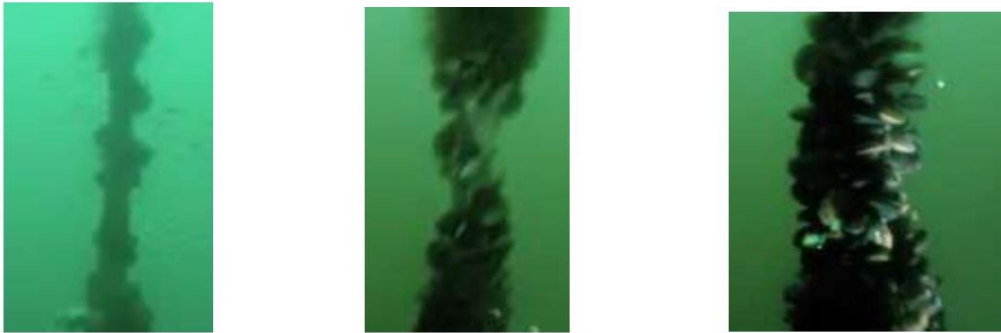


Figure 4 : Différents degrés de bio-colonisation observés sur des lignes d'ancrage sur le SEM-REV

La bio-colonisation peut-être modélisée en fonction de 4 paramètres : épaisseur, rugosité, masse volumique et pourcentage de surface couverte [5]. Pour cette étude la répartition de la bio-colonisation est supposée uniforme sur toute la longueur du câble, section de flottabilité comprise, et la masse volumique est prise constante et égale à 1300 kg/m^3 . La rugosité affecte les coefficients de traînée et de masse ajoutée qui sont directement pris comme deux paramètres de suivi. Le troisième paramètre suivi est l'épaisseur de la couche de bio-colonisation qui modifie la masse linéique du câble et son diamètre apparent.

L'analyse de sensibilité a également porté sur les caractéristiques du câble (Figure 6) et confirme que les paramètres choisis ont un fort impact sur l'estimation du dommage, en particulier l'épaisseur de la couche de bio-colonisation.

Au total 8 variables d'entrée sont donc retenues pour le modèle simplifié. Un intervalle de variation est défini pour chaque variable selon la Table 2 :

Variables	Hs	Tp	direction	Courant	Profondeur	Bio-colonisation	Cd	Ca
Intervalles	[1m ; 2m]	[8s ; 12s]	[0° ; - 45°]	[-0.5m/s ; 0.5m/s]	[33m ; 39m]	[0cm ; 2cm]	[0.7 ; 1.4]	[0.5 ; 1.5]

Table 2 : Intervalles de variation des variables d'entrée

En particulier pour cette étude, les plages de variation des paramètres Hs et Tp sont restreintes respectivement aux intervalles [1m ; 2m] et [8s ; 12s], ce qui correspond à 15% des états de mer observés sur SEM-REV. En effet les modes obtenus au travers de l'analyse en composantes principales peuvent varier significativement en fonction de l'état de mer. Il est donc préférable d'effectuer cette analyse par sous-domaines, plutôt que sur les intervalles complets de variation des paramètres en question.

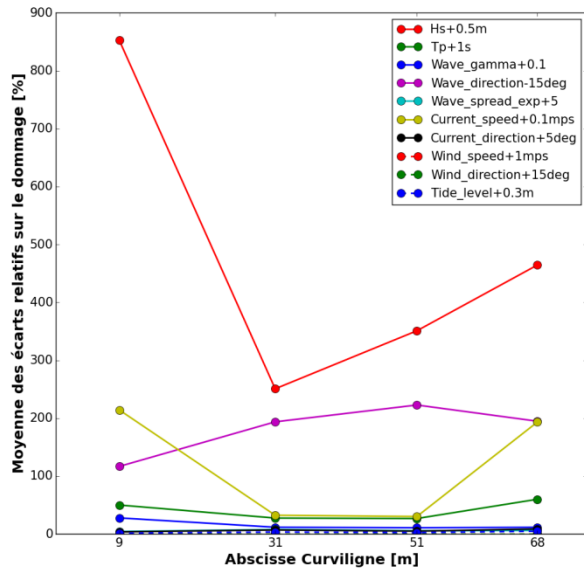


Figure 5 : Sensibilité du dommage aux paramètres d'environnement

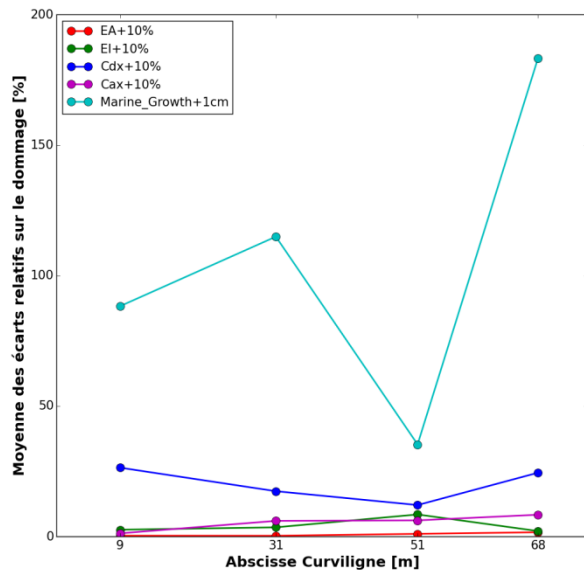


Figure 6 : Sensibilité du dommage aux caractéristiques du câble

V – Analyse en Composantes Principales

L'analyse en composantes principales (PCA) de la réponse du câble permet d'obtenir une décomposition modale a posteriori de cette dernière. Les modes obtenus, appelés composantes principales, forment une matrice orthonormée W , inversible par transposition, qui permet de passer aisément de l'espace des variables observées à l'espace des composantes principales et inversement. La matrice en question est construite de sorte que le premier mode soit porteur d'un maximum de la variance observée dans la réponse. Les modes suivants sont obtenus séquentiellement, en cherchant pour chacun à maximiser la part de variance dont il est responsable tout en respectant la condition d'orthogonalité avec les modes précédents. Ainsi les premiers modes portent davantage d'information sur la réponse que les derniers. Ceci permet en pratique de négliger les modes passé un certain rang car leur contribution devient négligeable. Le nombre de variables observées en sortie peut donc être fortement réduit. Enfin les composantes principales sont décorrélées les unes des autres ce qui signifie qu'il n'y a pas de redondance à observer la réponse du câble suivant les différents modes.

L'objectif est donc d'identifier les principaux modes de réponses de l'ombilical, et de se limiter à l'observation de ces derniers. La PCA est ici implémentée via la librairie Matplotlib [7] dans le langage informatique Python.

Sept grandeurs sont observées en 75 points le long de l'ombilical : la tension, les courbures autour des axes X-local et Y-local (Figure 7), les coordonnées X, Y et Z dans le repère global, et l'angle de rotation du câble autour de son axe. Ces 525 variables constituent le vecteur X des coordonnées dans l'espace d'origine.

Avant d'appliquer la PCA, un changement de repère est réalisé afin de travailler sur des variables centrées et adimensionnelles. Les variables sont centrées en retranchant

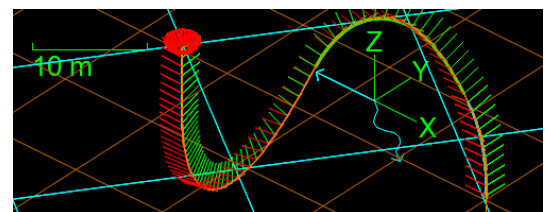


Figure 7 : Repère global et repères locaux (X-local en rouge et Y-local en vert)

la moyenne X_μ obtenue sur les observations. Pour les rendre adimensionnelles, chacune des sept grandeurs observées est divisée par l'écart-type maximal X_σ obtenu sur l'ensemble des points pour la grandeur considérée. Ceci permet de donner à chaque grandeur une importance comparable tout en conservant l'importance relative des nœuds les uns par rapport aux autres.

$$X(t) = \left[T(x_i, t)_{i=1\dots n}, \quad C_x(x_i, t)_{i=1\dots n}, \quad C_y(x_i, t)_{i=1\dots n}, \quad X(x_i, t)_{i=1\dots n}, \quad Y(x_i, t)_{i=1\dots n}, \right. \\ \left. Z(x_i, t)_{i=1\dots n}, \quad twist(x_i, t)_{i=1\dots n} \right]$$

$$\bar{X}(t) = \frac{X(t) - X_\mu}{X_\sigma}$$

La PCA est donc réalisée à partir l'espace des variables centrées et adimensionnelles pour obtenir la matrice de passage W vers l'espace des composantes principales :

$$Y(t) = W^t \cdot \bar{X}(t)$$

Pour cette étude, les composantes principales de la réponse de l'ombilical sont déterminées à partir des résultats de 500 simulations, dont les variables d'entrée sont tirées aléatoirement selon des lois uniformes indépendantes sur les plages de variations données Table 2. Chaque simulation, échantillonnée toutes les 2 secondes, fournit 600 observations. En tout, 300 000 observations sont utilisées. La matrice W^t et les vecteurs X_μ et X_σ obtenus tiennent donc compte des variations internes à chaque simulation (réponse dynamique), mais aussi des variations de position moyenne entre les simulations (réponse statique).

Les six premiers modes obtenus sont présentés sur la Figure 8. Il apparaît notamment que le premier mode concerne le mouvement hors plan du câble, alors que les modes 2 à 4 concernent plutôt le mouvement du câble dans son plan (Y, Z). Le mode 6 est lui lié à la torsion du câble sur lui-même.

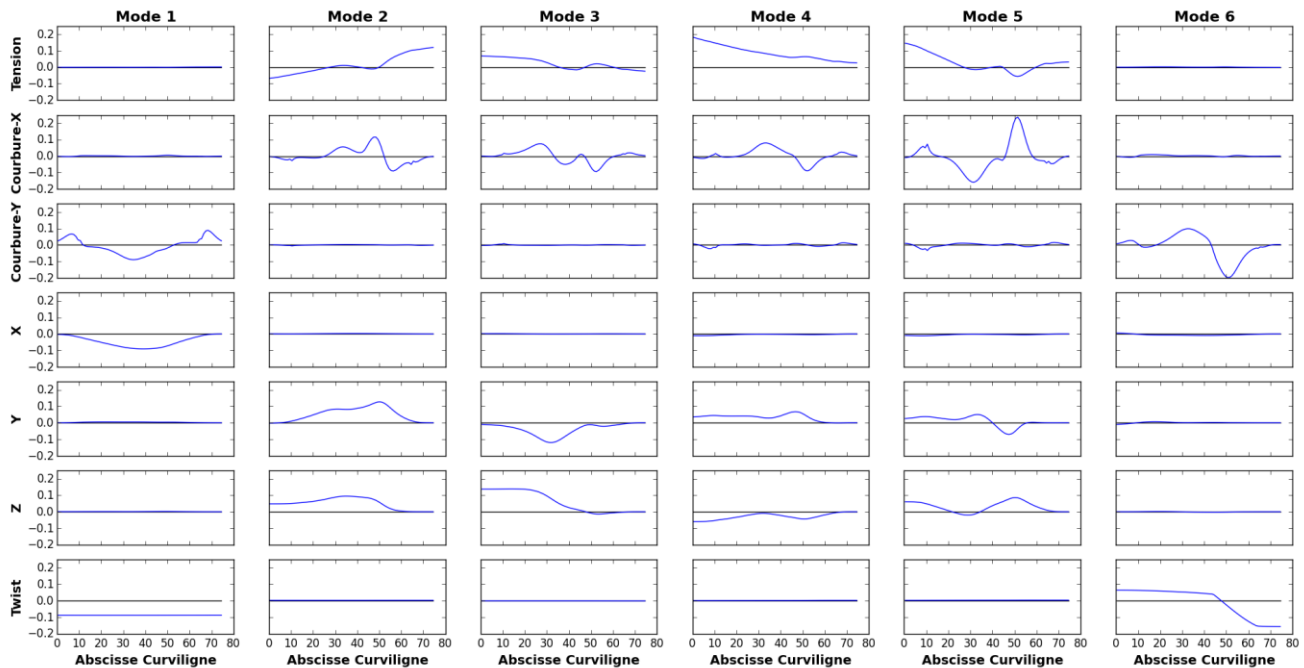


Figure 8 : Modes de l'analyse en composantes principales

Les composantes principales étant déterminées, il est possible de projeter la réponse du câble sur les premiers modes, ce qui permet d'obtenir les signaux temporels de ces derniers.

Le modèle simplifié requiert des sorties indépendantes du temps. Pour chaque simulation, la moyenne et l'écart-type des premiers modes Y^i sont donc calculés.

$$Y^i_{\mu} = \langle Y^i(t) \rangle_t$$

$$Y^i_{\sigma} = \sqrt{\langle (Y^i(t) - Y^i_{\mu})^2 \rangle_t}$$

La valeur moyenne d'un mode traduit la réponse de l'ombilical au chargement statique pour chaque simulation, tandis que l'écart-type renseigne sur sa réponse aux fréquences de houle.

En reprenant les résultats des simulations utilisées pour le calcul des modes, il est maintenant possible d'étudier les variations de ces sorties en fonction de chacune des variables d'entrée.

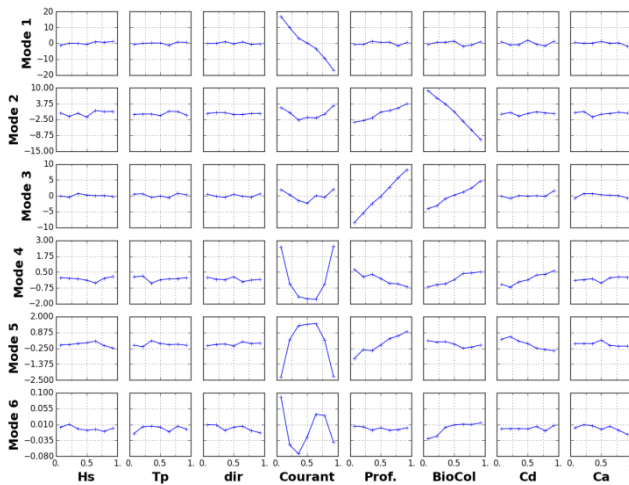


Figure 9 : Espérance d' Y_{μ}^i en fonction des valeurs prise par chaque variable une à une

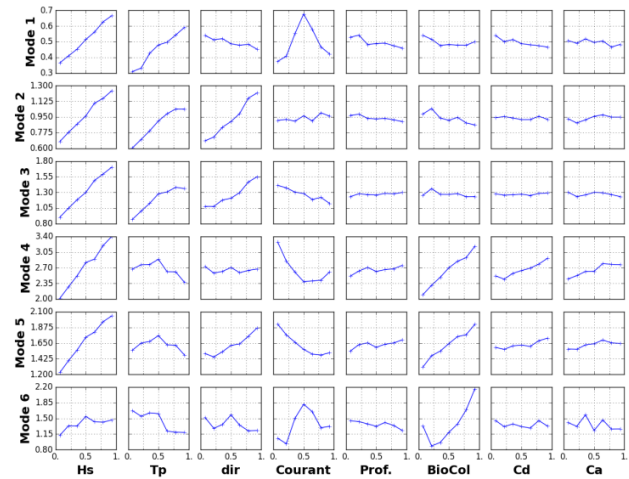


Figure 10 : Espérance d' Y_{σ}^i en fonction des valeurs prise par chaque variable une à une

La valeur moyenne Y_{μ} de chaque mode dépend logiquement davantage du courant et de la marée, alors qu' Y_{σ} dépend principalement de la houle. Cela confirme l'importance de bien tenir compte des conditions d'environnement qui déterminent de façon dominante la réponse du câble sur la majorité des modes.

L'intérêt de cette étude est d'identifier les modes les plus propices au recalage des caractéristiques du câble. Le paramètre le plus influent est l'épaisseur de bio-colonisation, en accord avec l'étude de sensibilité présentée précédemment. Il agit principalement sur la réponse statique des modes 2 et 3, ainsi que sur la dynamique des modes 4, 5 et 6. L'influence du coefficient de traînée, bien que secondaire, est observable sur les modes 4 et 5. Enfin l'effet du coefficient de masse ajoutée est le moins marqué de tous mais présent sur la dynamique du mode 4.

Par ailleurs, il est intéressant de noter que certains modes semblent fonctionner par paires. Les réponses dynamiques des modes 4 et 5 suivent en effet les mêmes tendances, alors que leurs réponses statiques semblent s'opposer l'une à l'autre. Il en va de même pour les modes 2 et 3, à la différence que leurs réponses statiques diffèrent principalement par l'effet de la bio-colonisation, ce qui est particulièrement intéressant pour le suivi de ce paramètre.

Enfin, il apparait que les trois premiers modes concernent davantage la réponse statique, avec des valeurs importantes pour Y_μ . Les modes 4, 5 et 6 en revanche sont ceux qui produisent les plus grandes amplitudes (Y_σ) dans la réponse dynamique.

VI – Méta-modèle

Les entrées et sorties du modèle simplifié étant définies, l’objectif ici est de vérifier qu’il est possible de remplacer la simulation numérique directe par un méta-modèle. Divers types de méta-modèles existent : chaos polynomial, krigeage, réseaux de neurones artificiels... Dans chaque cas, l’objectif est de reproduire le comportement du modèle en s’appuyant sur un certain nombre d’évaluations de ce dernier. Plus le modèle à reproduire est complexe plus le nombre d’évaluations nécessaire à la construction du méta-modèle est élevé. Les différents types de méta-modèles peuvent s’avérer plus ou moins performants selon les cas. Pour cette étude le choix a été fait d’employer une méthode de krigeage implémentée en python dans la librairie Scikit-learn (Gaussian Process Regression) [8]. Cette méthode présente l’intérêt de fournir une prédiction probabiliste permettant d’estimer un intervalle de confiance sur les estimations obtenues. Cette propriété est utilisée dans la suite pour le recalage bayésien.

Pour chacune des sorties étudiées, un méta-modèle est construit afin d’évaluer l’efficacité de la méthode. Le jeu d’apprentissage est constitué des 500 simulations utilisées pour réaliser l’analyse en composantes principales. 500 simulations supplémentaires sont réalisées et constituent le jeu de validation. Ce deuxième jeu de simulations permet d’évaluer l’erreur du méta-modèle en dehors du jeu d’apprentissage. Les résultats sont présentés sur la Figure 11. L’erreur quadratique moyenne mesurée pour chaque sortie est comparée aux prédictions d’erreur du méta-modèle dans la Table 3.

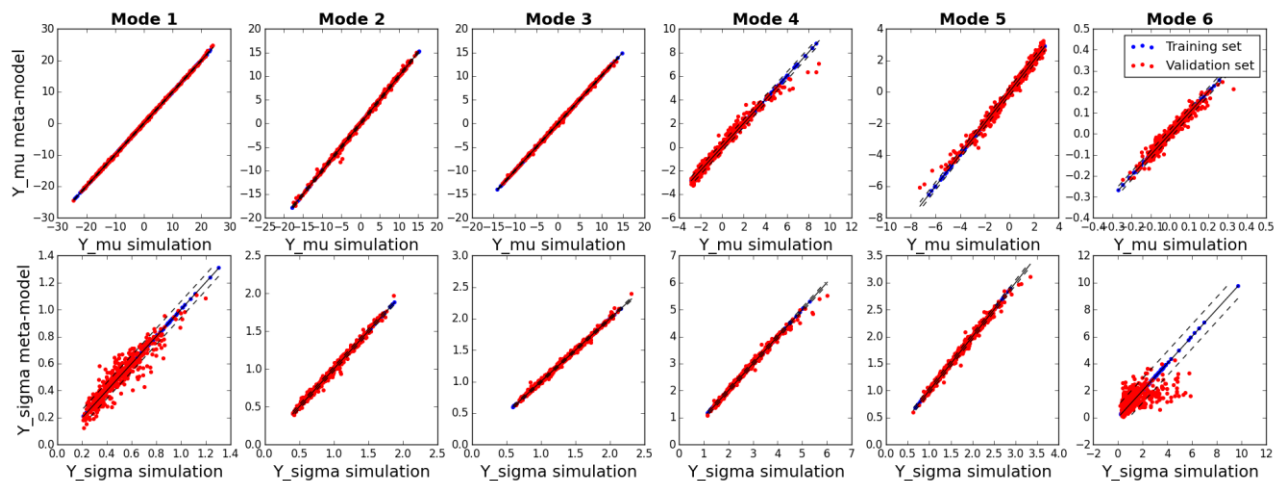


Figure 11 : Comparaison entre les résultats du méta-modèle et de la simulation

Les résultats apparaissent satisfaisants puisque les modes où la réponse est importante sont aussi les mieux prédits par le méta-modèle. Cependant l’efficacité du méta-modèle semble plus limitée pour certaines sorties, en particulier l’écart-type du mode 6. Cela traduit probablement davantage d’irrégularité dans le modèle. Il conviendrait alors d’identifier la source de ces irrégularités. Dans le cas où elles seraient inhérentes au modèle, des méthodes existent pour augmenter le nombre de points d’apprentissage spécifiquement dans les zones concernées par les irrégularités. Il faut cependant

également envisager que la durée des simulations (600 secondes) ne soit pas suffisante pour obtenir une estimation fiable des grandeurs observées. Enfin l’obtention de valeurs atypiques pour certains cas de chargement peut également traduire des limitations de l’approche modale utilisée.

Erreur quadratique moyenne	Y_μ						Y_σ					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
Mesure sur le jeu de validation	0.0539	0.1160	0.0307	0.1116	0.0631	0.0004	0.0036	0.0009	0.0006	0.0064	0.0023	0.8106
Prédiction par le méta-modèle	0.0687	0.1720	0.0483	0.1810	0.1080	0.0005	0.0033	0.0010	0.0008	0.0072	0.0025	0.8639

Table 3 : Comparaison de l’erreur quadratique moyenne mesurée sur le jeu de validation et de la moyenne des prédictions d’erreur du méta-modèle sur le même jeu de validation

Concernant la prédiction de l’erreur par le méta-modèle, l’ordre de grandeur correspond à celui de l’erreur mesurée sur le jeu de validation. Il apparait également que le méta-modèle a plutôt tendance à surestimer son erreur. Il semble donc raisonnable d’utiliser, pour le recalage bayésien, la capacité du méta-modèle à prédire lui-même son erreur vis-à-vis de la simulation numérique.

VII – Recalage Bayésien

Le recalage bayésien est une méthode fiabiliste qui permet de déterminer les valeurs les plus probables des paramètres d’un modèle à partir de quelques observations. Par rapport au recalage par moindres carrés qui donne simplement une estimation de la valeur des paramètres, le recalage bayésien fournit une estimation des lois de probabilité suivies par les paramètres en tenant compte de l’erreur entre le modèle et les mesures. Le recalage bayésien nécessite en revanche d’employer des méthodes numériques telles que la simulation de Monte Carlo par chaînes de Markov (MCMC) qui nécessitent un grand nombre d’évaluations du modèle.

L’objectif est de passer d’une loi de probabilité a priori p , basée sur l’estimation initiale du paramètre et de son incertitude, à une loi a posteriori f tenant compte de l’information apportée par les mesures. Le théorème de Bayes permet d’écrire la relation de proportionnalité suivante, où $L(\theta, Y_{obs})$ est la fonction de vraisemblance du paramètre θ connaissant les mesures Y_{obs} :

$$f(\theta) \propto p(\theta) \cdot L(\theta, Y_{obs})$$

La méthode MCMC est utilisée pour réaliser un tirage aléatoire qui converge vers la loi de probabilité f . La valeur moyenne et l’écart-type des tirages ainsi effectués donnent respectivement l’estimation du paramètre et de son incertitude.

Afin de tester l’efficacité de la méthode, une valeur fixe est attribuée à chacun des 3 paramètres d’intérêt. 12 simulations numériques sont réalisées, basées sur ces paramètres, pour des cas de chargement pris aléatoirement dans le domaine d’étude. Les valeurs des paramètres d’environnement pour chaque simulation, ainsi que les sorties Y_μ et Y_σ correspondantes (pour les 5 premiers modes) constituent les observations disponibles. L’objectif est de retrouver, à partir de ces observations, et en utilisant le méta-modèle pour évaluer la fonction de vraisemblance, les valeurs des paramètres

d'intérêt. L'algorithme MCMC utilisé est le Metropolis-Hasting implémenté dans la librairie OpenTURNS [9]. L'erreur entre le méta-modèle et la simulation numérique est prédite directement par le méta-modèle.

La Figure 12 présente la distribution obtenue pour les 3 paramètres à recaler sur 10 000 tirages effectués par l'algorithme. Les lois marginales a posteriori, déduites de la distribution des tirages, sont comparées, également sur cette figure, aux lois a priori. La valeur attendue pour chaque paramètre est indiquée en rouge. Les résultats du recalage sont également présentés dans la Table 4. Il est constaté que le recalage a effectivement permis de réduire l'incertitude sur les paramètres. En particulier, le recalage apparait très efficace pour l'épaisseur de bio-colonisation qui est, des 3 paramètres étudiés, le plus influent sur les sorties observées. Pour le coefficient de traînée en revanche la valeur attendue n'est pas dans l'intervalle de confiance à 95%. Une explication possible est l'existence de plusieurs minimums locaux à la fonction de vraisemblance.

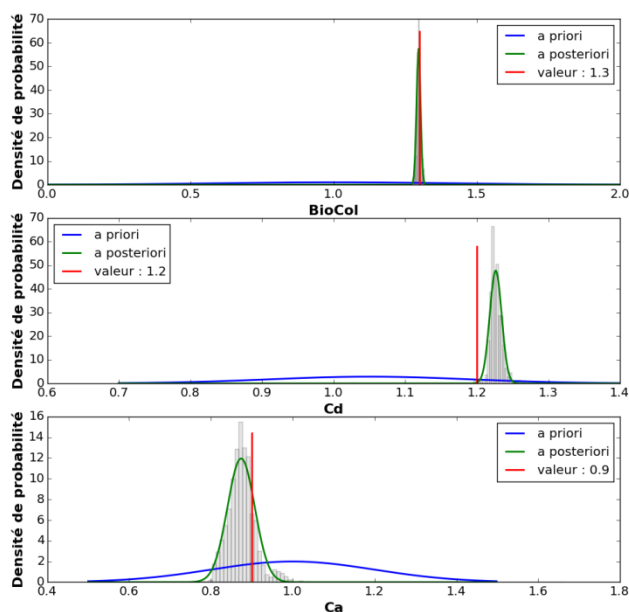


Figure 12 : Distribution des tirages et lois marginales

De plus, du fait de l'erreur entre le méta-modèle et la simulation numérique, les valeurs optimales des paramètres peuvent être faussées. L'avantage de l'approche bayésienne est alors de prendre en compte cette erreur et de quantifier l'incertitude qui en résulte sur l'estimation des paramètres. Il est donc particulièrement important de bien estimer l'erreur du méta-modèle.

	Valeur attendue	Moyenne des tirages	Écart-type des tirages
Bio-col	1.3	1.296	0.008
Cd	1.2	1.223	0.010
Ca	0.9	0.886	0.046

Table 4 : Recalage des caractéristiques du câble

VIII – Conclusion

Cet article constitue une première étape dans la construction d'une méthode de suivi en service de la durée de vie des ombilicaux dynamiques en faible profondeur d'eau. Différents outils sont présentés et appliqués sur un cas de démonstration.

L'analyse en composantes principales (PCA) a permis de réduire significativement le nombre de variables en sortie du modèle en se limitant à l'observation des modes les plus importants. En outre l'étude de l'influence des paramètres de suivi sur la réponse aux différents modes a montré que certains modes pourraient s'avérer plus propices au recalage des paramètres que d'autres. Il convient maintenant d'étudier la possibilité de retrouver la réponse du câble sur ces modes en fonction des mesures qui seraient disponibles en mer.

L'utilisation d'un méta-modèle est nécessaire pour s'affranchir des temps de simulations dans les tâches demandant un grand nombre d'évaluations du modèle, telles que la simulation de Monte Carlo par chaînes de Markov utilisée pour le recalage des paramètres. Des résultats satisfaisants ont été obtenus en utilisant une méthode de krigeage basée sur des processus gaussiens. Des alternatives sont cependant à étudier.

L'approche bayésienne pour le recalage des paramètres a donné des résultats satisfaisants sur un cas simple où les valeurs des paramètres de suivis sont fixes et non bruitées. Ces résultats sont cependant à confirmer pour des configurations moins favorables. Un point particulièrement intéressant à étudier est la capacité de la méthode à prédire l'erreur entre le modèle et les mesures.

Enfin il serait maintenant intéressant d'évaluer le gain possible en termes de précision sur la prédiction de la durée de vie.

Remerciements

Les auteurs remercient le projet européen FLOATGEN et la région Pays de la Loire qui cofinancent la thèse dans le cadre de laquelle ces travaux ont été effectués. Certains travaux sont également menés en lien avec les projets EMODI (ANR) et OMDYN (France Énergies Marines).

Références

- [1] DNV RP-F204. Riser Fatigue, (2005).
- [2] DNV RP-F401. Electrical Power Cables in Subsea Applications, (2012).
- [3] Quéau, L.M., Kimiaei, M., Randolph, M.F., Approximation of the maximum dynamic stress range in steel catenary risers using artificial neural networks, *Engineering Structures* (2015).
- [4] Yang, S., Ringsberg, J. W., Johnson, E., Parametric study of the mechanical characteristics of power cables under dynamic motions, *EWTEC* (2015).
- [5] Ameryoun, H., Schoefs, F., Probabilistic Modeling of Roughness Effects Caused by Bio-Colonization on Hydrodynamic Coefficients: A Sensitivity Study for Jacket-Platforms in Gulf of Guinea, *OMAE* (2013).
- [6] <https://www.orcina.com/SoftwareProducts/OrcaFlex/index.php>
- [7] Hunter, J. D., Matplotlib: A 2D graphics environment, *Computing In Science & Engineering* (2007).
- [8] Pedregosa et al., Scikit-learn: Machine Learning in Python, *Journal of Machine Learning Research* (2011).
- [9] Baudin, M., Lebrun, R., Loss, B., Popelin, A. L., Open TURNS: An industrial software for uncertainty quantification in simulation, *Handbook of Uncertainty Quantification* (2015).