

Simulation de canaux de communication acoustiques sous-marins par rejeu stochastique paramétrique

François-Xavier SOCHELEAU¹, Christophe LAOT¹, Jean-Michel PASSERIEUX²

¹Institut Mines-Télécom, Télécom Bretagne, UMR CNRS 6285 Lab-STICC
Technopôle Brest-Iroise, CS 83818, 29238 Brest Cedex 3, France

²Thales Underwater Systems

525 route des Dolines, 06901 Sophia Antipolis, France

fx.socheleau@telecom-bretagne.eu, christophe.laot@telecom-bretagne.eu
jean-michel.passerieux@fr.thalesgroup.com

Résumé – Contrairement au domaine des radio-communications, il n'existe pas de modèles standardisés pour simuler le canal de communication acoustique sous-marin (ASM). Cet article présente une méthodologie de simulation qui combine une modélisation paramétrique avec un rejeu stochastique de réponses impulsionnelles mesurées en mer. A partir d'une minimisation de l'entropie relative entre la réponse impulsionnelle du canal variant dans le temps mesuré et celui simulé, le principe consiste à distordre délibérément les statistiques du canal d'origine afin de répondre à certaines contraintes spécifiées par l'utilisateur. Une telle approche est bénéfique pour tester la robustesse des liens de communication acoustiques.

Abstract – Unlike radio-frequency communications, there are no standardized models for underwater acoustic channel simulation. This paper presents a simulation methodology that combines parametric modeling with stochastic replay of at-sea measured channel impulse responses. Based on a relative entropy minimization between the measured time-varying channel impulse response and the simulated one, the idea is to deliberately distort the original channel statistics in order to meet some user-specified constraints. Such an approach is beneficial for extensive testing of communication links.

1 Introduction

Parmi les diverses stratégies de simulation proposées dans la littérature, le rejeu stochastique de réponses impulsionnelles variant dans le temps (RIVT), mesurées *in situ*, émerge comme une méthode de simulation de canaux de communication acoustiques sous-marins (ASM) puissante et réaliste. Comme décrit dans [1,2], le principe consiste à sonder un canal ASM en mer pour générer ensuite en laboratoire de nouvelles RIVT aléatoires avec des propriétés statistiques similaires à celles du canal mesuré. À partir d'une seule mesure, il est ainsi possible de comparer des schémas de transmission compétitifs face aux mêmes environnements réalistes [3–5].

Lors de la conception de modèles de canaux, il y a toujours un choix à faire entre le réalisme, la facilité de paramétrage (connaissance des paramètres) et la flexibilité (diversité des environnements simulés). Le rejeu stochastique répond aux deux premiers critères, mais non au troisième. En effet, le principal inconvénient du rejeu stochastique réside dans son manque de diversité. Par opposition à la modélisation de canal ASM paramétrique comme [6], la réponse impulsionnelle d'entrée qui pilote le simulateur basé sur le rejeu correspond à une configuration de transmission spécifique dans un environnement lui aussi spécifique.

L'objectif de cet article est de montrer que cet inconvénient peut être atténué, dans une certaine mesure, par la création de diversité statistique. Le problème que nous voulons résoudre est le suivant : compte tenu de l'information préalable dont nous disposons au travers d'une réponse impulsionnelle mesurée en mer, pouvons-nous construire un modèle de canal qui satisfasse certaines contraintes spécifiées par l'utilisateur, tout en étant « aussi proche que possible » de la RIVT originale ? Contraindre le modèle signifie que nous voulons contrôler certaines de ses propriétés par le biais de paramètres spécifiques tels que l'étalement Doppler ou le niveau de covariance entre trajets par exemple. « Être aussi près que possible » est un moyen d'atteindre un certain niveau de réalisme proche de celui de la RIVT originale. Comme montré dans la suite de cet article, ce problème peut être résolu par optimisation d'un critère issu de la théorie de l'information qui définit formellement le concept de proximité entre modèles.

La section 2 présente la stratégie de simulation à base de rejeu stochastique sur laquelle repose notre contribution. La méthode utilisée pour distordre volontairement les statistiques de la RIVT mesurée en mer est détaillée à la section 3. Des exemples d'utilisation de la méthode proposée appliqués à des données réelles sont décrits à la section 4. Enfin, des conclusions sont présentées à la section 5.

2 Modèle de canal pour le rejeu stochastique

Le canal ASM est ici considéré comme sélectif en temps et en fréquence et est modélisé comme un système linéaire variant dans le temps \mathbb{H} entièrement caractérisé par sa réponse impulsionnelle $h_{\mathbb{H}}(\tau, t)$ telle que l'entrée $x(t)$ et la sortie $z(t)$ de ce système vérifient

$$z(t) = (\mathbb{H}x)(t) + w(t) = \int_{\tau} h_{\mathbb{H}}(\tau, t)x(t - \tau)d\tau + w(t), \quad (1)$$

où $w(t)$ dénote le bruit ambiant. L'entrée du simulateur basé sur le rejeu est une estimée à temps discret et en bande de base de la réponse impulsionnelle réelle dont le facteur moyen de compression-dilatation Doppler a été compensé [1–3]. Cette estimée est notée $h_l(k)$ où $l \in \{0, \dots, L - 1\}$ représente l'indice du trajet et $k \in \{0, \dots, K - 1\}$ l'indice temporel.

Conformément à [2], $h_l(k)$ est modélisé comme un processus aléatoire stationnaire en tendance tel que, pour tout k, k_1 et $k_2 \in \mathbb{Z}$

$$h_l(k) = \bar{h}_l(k) + \tilde{h}_l(k), \quad (2)$$

avec

$$\mathbb{E} \{h_l(k)\} = \bar{h}_l(k), \quad (3)$$

et

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left\{ \tilde{h}_l(k_1)\tilde{h}_p^*(k_2) \right\} &= \mathbb{E} \left\{ \tilde{h}_l(k)\tilde{h}_p^*(k + k_2 - k_1) \right\}, \\ \mathbb{E} \left\{ \tilde{h}_l(k_1)\tilde{h}_p(k_2) \right\} &= \mathbb{E} \left\{ \tilde{h}_l(k)\tilde{h}_p(k + k_2 - k_1) \right\}. \end{aligned} \quad (4)$$

$\bar{h}_l(k)$ est appelé la tendance et est une composante (pseudo)-déterministe variant lentement dans le temps et $\tilde{h}_l(k)$ est un processus aléatoire gaussien à moyenne nulle stationnaire au sens large résultant principalement du phénomène de diffusion.

A partir de (2), le rejeu stochastique consiste tout d'abord à isoler les composantes $\bar{h}_l(k)$ et $\tilde{h}_l(k)$ de la mesure $h_l(k)$. Ceci peut être effectué à l'aide d'une décomposition modale empirique qui donne de meilleurs résultats que les méthodes à base de filtres linéaires [2]. Ensuite, de nouvelles réalisations du processus gaussien sont générées à partir de l'observation $\tilde{h}_l(k)$. Ces nouvelles réalisations sont finalement additionnées avec la composante $\bar{h}_l(k)$ d'origine pour obtenir une nouvelle réponse impulsionnelle.

La génération de nouvelles réalisations de $\tilde{h}_l(k)$ se fait à partir de l'estimation des propriétés statistiques de ce processus. Ces dernières sont entièrement déterminées par la matrice d'interspectres de taille $2L \times 2L$ définie par

$$\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega) \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Re, \Re}(\omega) & \mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Re, \Im}(\omega) \\ \mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Im, \Re}(\omega) & \mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Im, \Im}(\omega) \end{bmatrix}, \quad (5)$$

où le bloc matriciel $\mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Re, \Im}(\omega)$ de taille $L \times L$ vérifie pour tout $\omega \in [-\pi, \pi]$,

$$\left[\mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Re, \Im}(\omega) \right]_{lp} = \sum_{u=-\infty}^{+\infty} \mathbb{E} \left\{ \Re\{\tilde{h}_l(k)\} \Im\{\tilde{h}_p(k + u)\} \right\} e^{-iu\omega}. \quad (6)$$

Le blocs $\mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Re, \Re}(\omega)$, $\mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Im, \Re}(\omega)$, $\mathbf{S}_{\tilde{h}}^{\Re, \Im}(\omega)$ sont définis de façon analogue à (6).

L'estimation de $\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)$ peut se faire à l'aide de méthodes d'estimation spectrales standards (Welch, Burg, Corrélogramme, etc.) dès lors que la durée de la RIVT mesurée en mer est plus importante que le temps de cohérence de chaque processus $\{\tilde{h}_l(k)\}_k$. Dans la plupart des expériences, cette durée est de l'ordre de plusieurs dizaines ou centaines de secondes alors que le temps de cohérence des canaux ASM est généralement inférieur à quelques centaines de millisecondes. A partir de la représentation spectrale (5), il est alors possible de tirer de nouvelles réalisations de $\{\tilde{h}_l(k)\}$ en utilisant des méthodes de simulation de processus gaussiens stationnaires multi-variés comme celles décrites dans [7, 8].

3 Rejeu stochastique paramétrique

3.1 Méthodologie générale

Comme indiqué dans l'introduction, le principal inconvénient du rejeu stochastique réside dans son manque de diversité ou de flexibilité. Dans cette section, nous montrons comment il est possible d'étendre le champ d'application d'une telle stratégie de simulation en autorisant un certain degré de paramétrage. Plus précisément, le cadre de simulation proposé consiste à générer des réalisations d'un nouveau processus aléatoire gaussien multivarié qui vérifie certaines contraintes spécifiées par l'utilisateur, tout en étant « aussi proche que possible » du processus de référence $\{\tilde{h}_l(k)\}$. Par exemple, en considérant les statistiques de second ordre uniquement, nous montrons comment spécifier des contraintes sur l'étalement Doppler afin de connaître la capacité d'un récepteur à suivre les fluctuations d'un canal. De même, l'analyse de l'impact de la covariance entre trajets sur les performances de démodulation peut être d'un grand intérêt. Comme une information préalable réaliste est disponible à travers la matrice $\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)$, il est assez naturel d'exploiter cette connaissance pour construire le nouveau modèle.

Le concept de proximité entre modèles peut être formellement défini à l'aide de la notion d'entropie relative entre processus aléatoires qui, dans le cas gaussien, se trouve être une pseudo-distance entre matrices d'interspectres. D'une manière générale, si y et z sont conjointement gaussiens avec des matrices d'interspectres respectives $\mathbf{S}_y(\omega)$ et $\mathbf{S}_z(\omega)$ alors, sous certaines conditions de régularité (cf. [9]), leur entropie relative vérifie

$$\begin{aligned} D_r(y||z) &= \frac{1}{4\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left(\log \det (\mathbf{S}_y^{-1}(\omega)\mathbf{S}_z(\omega)) \right. \\ &\quad \left. + \text{tr} [\mathbf{S}_z^{-1}(\omega) (\mathbf{S}_y(\omega) - \mathbf{S}_z(\omega))] \right) d\omega. \end{aligned} \quad (7)$$

A l'aide de cet outil d'entropie relative, notre stratégie de simulation peut se formaliser comme suit : soit $\{y(k), k \in \mathbb{Z}\}$ le processus gaussien à valeurs dans \mathbb{R}^{2L} que nous voulons générer, trouver la matrice $\mathbf{S}_y^o(\omega)$ solution de

$$\begin{cases} \text{minimiser} & D_r(y||\tilde{h}) \\ \mathbf{S}_y(\omega) & \\ \text{sous la contrainte} & \mathbb{F}_n(\mathbf{S}_y(\omega)) = \begin{cases} \alpha_n \text{ (scalaire)} \\ \boldsymbol{\Sigma}_n \text{ (matrice)} \end{cases} \\ & n \in \{0, \dots, N_c - 1\}, \end{cases} \quad (8)$$

où N_c dénote le nombre de contraintes sur les statistiques du second ordre, \mathbb{F}_n est une fonctionnelle spécifiée par l'utilisateur qui peut être égale à une valeur scalaire α_n ou à une matrice $\boldsymbol{\Sigma}_n$, elles aussi spécifiées par l'utilisateur.

3.2 Contraintes sur l'étalement Doppler et la covariance entre trajets

L'étalement Doppler moyen σ_d est une mesure d'élargissement spectral dû au caractère fluctuant du canal. Cet étalement est défini ici comme

$$\sigma_d \triangleq \frac{F_s^{(t)}}{2\pi} \sqrt{\frac{\int_{-\pi}^{\pi} \omega^2 \text{tr}[\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)] d\omega}{\int_{-\pi}^{\pi} \text{tr}[\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)] d\omega}}, \quad (9)$$

où $F_s^{(t)}$ est la fréquence d'échantillonnage de RIVT le long de l'axe temporel. Une valeur particulière de σ_d peut être spécifiée par l'utilisateur en contrôlant conjointement l'énergie du canal et le second moment de la matrice d'interspectres. Plus précisément, le nouveau modèle $\mathbf{S}_y(\omega)$ peut être contraint de vérifier

$$\int_{-\pi}^{\pi} \text{tr}[\mathbf{S}_y(\omega)] d\omega = \alpha_0, \quad (10)$$

$$\int_{-\pi}^{\pi} \omega^2 \text{tr}[\mathbf{S}_y(\omega)] d\omega = \alpha_1. \quad (11)$$

Dans la pratique, l'énergie du canal peut être normalisée afin que l'étalement Doppler soit complètement déterminé par α_1 .

Le problème (8) avec les contraintes (10) et (11) peut être résolu par la méthode des multiplicateurs de Lagrange. On peut montrer que la solution s'exprime alors comme

$$\mathbf{S}_y^o(\omega) = \left[\mathbf{S}_{\tilde{h}}^{-1}(\omega) + (\lambda_0 + \lambda_1 \omega^2) \mathbf{I}_{2L} \right]^{-1}, \quad (12)$$

où λ_0 et λ_1 sont les multiplicateurs de Lagrange qui peuvent être obtenus par une méthode d'optimisation numérique de type Newton.

De façon analogue, il est aussi possible de contraindre le niveau de covariance entre trajets. En utilisant la définition de la matrice d'interspectres $\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)$, le coefficient de covariance entre deux composantes du canal peut s'exprimer comme

$$\rho_{ij} \triangleq \frac{\int_{-\pi}^{\pi} [\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)]_{ij} d\omega}{\sqrt{\int_{-\pi}^{\pi} [\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)]_{ii} d\omega \int_{-\pi}^{\pi} [\mathbf{S}_{\tilde{h}}(\omega)]_{jj} d\omega}}. \quad (13)$$

A partir de (13), on peut voir que le degré de covariance entre trajets (et aussi entre la partie réelle et imaginaire d'un

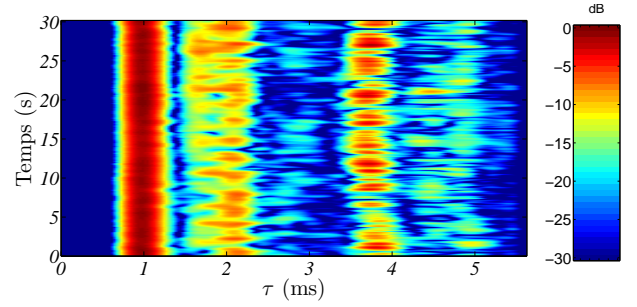


FIGURE 1 – RIVT du canal sondé en mer.

même trajet) peut être contrôlé en imposant à la matrice d'interspectres du canal que l'on veut simuler de vérifier

$$\int_{-\pi}^{\pi} \mathbf{S}_y(\omega) d\omega = \boldsymbol{\Sigma}, \quad (14)$$

où $\boldsymbol{\Sigma}$ est une matrice de covariance définie par l'utilisateur. Par analogie avec (6), $\boldsymbol{\Sigma}$ peut se décomposer comme une matrice bloc avec, par exemple, $[\boldsymbol{\Sigma}^{\Re, \Im}]_{lp} = \int_{-\pi}^{\pi} [\mathbf{S}_y^{\Re, \Im}(\omega)]_{lp} d\omega = \mathbb{E} \{ \Re\{y_l(k)\} \Im\{y_p(k)\} \}$.

Le problème (8) avec la contrainte (14) peut lui aussi se résoudre avec la méthode des multiplicateurs de Lagrange. La solution s'exprime alors sous la forme

$$\mathbf{S}_y^o(\omega) = \left[\mathbf{S}_{\tilde{h}}^{-1}(\omega) + \boldsymbol{\Lambda} \right]^{-1}, \quad (15)$$

où $\boldsymbol{\Lambda}$ est une matrice de multiplicateurs de taille $2L \times 2L$ qui peut elle aussi s'obtenir numériquement.

4 Illustrations

La stratégie de simulation proposée est ici illustrée au travers de mesures de taux d'erreur binaire (TEB) d'un système QPSK communicant au travers d'un canal ASM dont la RIVT estimée en mer est représentée à la figure 1. Cette RIVT est extraite d'une campagne d'essai effectuée avec le Gesma (DGA) en rade de Brest en 2007. Le canal a été sondé à une fréquence de 17.5 kHz dans une bande d'environ 3 kHz. L'étalement Doppler moyen de la RIVT d'origine est de 0.7 Hz environ et son facteur de Rice, défini comme

$$\kappa \triangleq \frac{1}{K} \frac{\sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} |\tilde{h}_l(k)|^2}{\sum_{l=0}^{L-1} \mathbb{E} \{ |\tilde{h}_l(k)|^2 \}}, \quad (16)$$

est de 6.5 dB environ.

4.1 Influence de l'étalement Doppler

La figure 2 montre le TEB en fonction de E_b/N_0 d'un système QPSK non codé de rapidité de modulation de 1.95 kbd filtré par des RIVT issues de la méthode de rejeu stochastique paramétrique pour laquelle diverses contraintes sur l'étalement Doppler ont été spécifiées par l'utilisateur. Le récepteur utilise une structure à base de DFE (decision-feedback equalizer) adaptatif. Par souci de simplicité le bruit est considéré blanc gaussien. Sans surprise, l'étalement Doppler impacte fortement

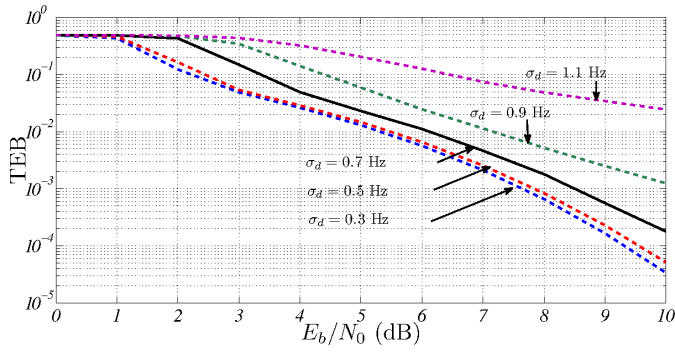


FIGURE 2 – TEB en fonction de E_b/N_0 pour différentes contraintes sur l'étalement Doppler.

les performances du récepteur. A mesure que cet étalement augmente, le DFE adaptatif présente des difficultés pour suivre les fluctuations du canal. De tels résultats peuvent être utiles lors de la conception d'un récepteur, soit pour connaître la plage d'étalement Doppler pour laquelle les performances restent acceptables, soit pour régler certains paramètres pour optimiser le comportement du système dans un environnement spécifique.

4.2 Influence de la covariance entre trajets

Pour illustrer l'impact du degré de covariance entre trajets, on contraint le processus de sortie $\{y(k)\}$ à avoir une matrice de covariance Σ , comme définie dans (14), contrôlée par un simple scalaire. La méthodologie de la section 3.2 est générale et s'applique à n'importe quelle structure de matrice de covariance mais, afin de faciliter l'illustration, un modèle canonique de covariance est choisi. Plus précisément, pour la simulation, la matrice Σ prend la forme suivante

$$[\Sigma]_{ll} = \int_{-\pi}^{\pi} [\mathbf{s}_h(\omega)]_{ll} d\omega, \quad (17)$$

et, pour $l \neq p$,

$$\frac{[\Sigma]_{lp}}{\sqrt{[\Sigma]_{ll} [\Sigma]_{pp}}} = \rho_0, \quad (18)$$

où ρ_0 est une constante comprise entre 0 et 1.

La figure 3 montre les effets du coefficient de covariance ρ_0 sur le TEB. Lorsque ρ_0 augmente, les trajets du canal tendent à s'évanouir simultanément ce qui crée de sévères chutes de rapport signal-sur-bruit. Ce phénomène crée des erreurs par paquets du fait du manque de diversité multi-trajets et augmente alors le TEB. Des simulations avec des matrices de covariance contrôlées peuvent, par conséquent, être intéressantes pour évaluer la robustesse de mécanismes de codage conçus pour combattre de telles erreurs.

5 Conclusions

La simulation de canal ASM telle que proposée est un moyen de trouver un bon compromis entre réalisme, facilité de pa-

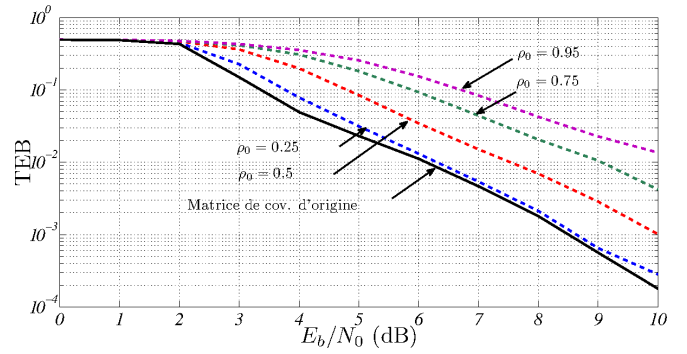


FIGURE 3 – TEB en fonction de E_b/N_0 pour différents degrés de covariance entre trajets.

ramétrage et flexibilité. Grâce au formalisme de minimisation d'entropie entre processus aléatoires, les propriétés statistiques du canal simulé peuvent être contrôlées tout en étant proche de RIVT réalistes. La principale limitation de cette méthode réside dans l'absence de contrôle de la géométrie de transmission ; le nombre de trajets ainsi que leur délai respectif restent inchangés. Il est possible d'étendre ce travail aux canaux SIMO ou MIMO en ajoutant la dimension spatiale dans la définition de la matrice d'interspectres. Il pourrait également être utile de fusionner la technique proposée avec des modèles basés sur la physique afin de faire le lien entre des conditions environnementales particulières et des contraintes statistiques telles que (11) et (14).

Références

- [1] P. van WALREE, P. JENSERUD et M. SMEDSRUD, « A Discrete-Time Channel Simulator Driven by Measured Scattering Functions », *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 26, no. 9, p. 1628–1637, 2008.
- [2] F.-X. SOCHELEAU, C. LAOT et J.-M. PASSERIEUX, « Stochastic Replay of non-WSSUS Underwater Acoustic Communication Channels Recorded at Sea », *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 10, p. 4838–4849, 2011.
- [3] R. OTNES, P. van WALREE et T. JENSERUD, « Validation of Replay-Based Underwater Acoustic Communication Channel Simulation », *IEEE J. Ocean. Eng.*, vol. 38, no. 4, p. 689–700, 2013.
- [4] F.-X. SOCHELEAU, M. STOJANOVIC, C. LAOT et J.-M. PASSERIEUX, « Information-Theoretic Analysis of Underwater Acoustic OFDM Systems in Highly Dispersive Channels », *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2012. Article ID 716720.
- [5] J.-M. PASSERIEUX, F.-X. SOCHELEAU et C. LAOT, « Achievable rates over doubly selective rician-fading channels under peak-power constraint », *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 12, p. 586–594, February 2013.
- [6] X. CRISTOL, « NARCISSUS-2005 : A Global Model of Fading Channel for Application to Acoustic Communication in Marine Environment », in *Proc. IEEE Oceans Conf.*, (Brest), p. 655–662, Jun. 2005.
- [7] G. DEODATIS, « Simulation of Ergodic Multivariate Stochastic Processes », *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 122, no. 8, p. 778–787, 1996.
- [8] Q. DING, L. ZHU et H. XIANG, « An efficient ergodic simulation of multivariate stochastic processes with spectral representation », *Probabilistic Engineering Mechanics*, vol. 26, no. 2, p. 350 – 356, 2011.
- [9] A. FERRANTE, C. MASIERO et M. PAVON, « Time and spectral domain relative entropy : A new approach to multivariate spectral estimation », *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 57, p. 2561–2575, Oct 2012.