
Échantillonnage compressé des signaux passe-bande à taux d'innovation fini

Application pour l'estimation du canal ultra-large bande et la localisation de précision en environnement intérieur

Tina Yaacoub¹, Ana Maria Pistea², Roua Youssef¹,
Emanuel Radoi¹, Gilles Burel¹

1. Université de Brest, CNRS, UMR 6285 Lab-STICC, 6, avenue Le Gorgeu,
29238 Brest, France

2. Académie technique militaire, 39-49, boulevard George Cosbuc, Bucarest,
Roumanie

RÉSUMÉ. Le taux d'innovation fini est un concept récemment introduit dans la littérature pour réduire la fréquence d'échantillonnage des signaux dépendant d'un nombre fini de paramètres. Dans cet article, nous proposons des schémas d'échantillonnage à faible complexité pour des signaux de type passe-bande, typiques des transmissions ultra-large bande (ultra-wideband [UWB]). D'abord, deux schémas d'échantillonnage compressé, monovoie (filtre Sum of Sincs [SoS]) et multivoie (multichannel modulating waveforms [MCMW]) respectivement, sont étendus à ce type de signaux, en tenant compte de leur implémentation réelle dans le circuit. Ces schémas permettent d'échantillonner à des fréquences très réduites ne dépendant pas de la bande passante des signaux, mais seulement du nombre de trajets multiples du canal UWB. Ensuite, l'efficacité de l'approche proposée est démontrée au travers de deux applications : l'estimation du canal UWB pour un récepteur Rake cohérent à faible complexité, et la localisation précise en environnement intérieur dans un contexte d'aide à la dépendance.

ABSTRACT. The finite rate of innovation is a recently proposed concept for reducing the sampling frequency of signals depending on a finite number of parameters. In this paper, low complexity sampling schemes are designed for bandpass signals, which are typical for ultra-wideband (UWB) transmissions. Firstly, two compressed sensing schemes, single-channel (Sum of Sincs [SoS] filter) and multichannel (multichannel modulating waveforms [MCMW]) respectively, are extended to such signals, taking into account the circuit implementation constraints. These schemes allow sampling at greatly reduced frequencies that do not depend on the bandwidth of the signals, but only on the number of UWB channel paths. Then, the effectiveness of the proposed approach is demonstrated through two applications: estimation of the UWB channel for a low complexity coherent Rake receiver, and indoor accurate localization in a dependency aid context.

MOTS CLÉS : ultra-large bande, taux d'innovation fini, estimation du canal, instant d'arrivée, récepteur Rake cohérent, localisation en environnement intérieur.

KEYWORDS: ultra-wideband, finite rate of innovation, channel estimation, time of arrival, coherent Rake receiver, indoor localization.

DOI: 10.3166/ts.2017.00003 © 2016 Lavoisier

1. Introduction

Une des caractéristiques importantes d'un canal de communication sans fil est représentée par les trajets multiples, engendrés par les réflexions du signal transmis, lors de sa propagation dans l'environnement électromagnétique. Dans le cas d'un contexte environnement intérieur (maison, bureau, halle industrielle...), le nombre de trajets multiples devient très élevé à cause de la densité de réflecteurs présents dans l'environnement. La réponse impulsionnelle du canal, très riche en trajets multiples dans ce cas, est vue par le récepteur à la résolution temporelle du signal transmis, qui est inversement proportionnelle à sa bande de fréquence (Molisch *et al.*, 2004). Plus précisément, les échos correspondant aux trajets multiples d'une même cellule de résolution temporelle interfèrent, ce qui provoque des évanouissements d'autant plus importants que la bande du signal est étroite.

Pour les signaux ultra-large bande (*ultra-wideband* [UWB]), la résolution temporelle devient très fine, ce qui réduit de manière très significative le nombre de trajets multiples par cellule de résolution, limitant ainsi l'interférence entre les différents échos du signal et le phénomène d'évanouissement associé (Win et Scholtz, 2002). En même temps, la résolution temporelle très fine des signaux UWB conduit à un nombre de trajets multiples séparables (*MultiPath Components* [MPC]) bien plus élevé (dizaines, voire centaines) que dans le cas des signaux à bande étroite (Yang et Giannakis, 2004). Les délais qui séparent les MPC dans le cas de la radio ultra-large bande impulsionnelle (*Impulse Radio UltraWide Band* [IR-UWB]) varient entre la résolution temporelle (valeurs typiques comprises entre 0,1 et 2 ns) et l'étalement temporel du canal (valeurs typiques comprises entre 50 et 300 ns).

Le signal reçu $x(t)$ sera alors le produit de convolution du signal transmis $r(t)$ et la réponse impulsionnelle du canal UWB $h(t)$, auquel s'ajoute la composante due au bruit $\lambda(t)$ (figure 1). La structure particulière des signaux qui traversent les canaux UWB est exploitée par les récepteurs Rake cohérents (Win et Scholtz, 1998 ; Foerster, 2001 ; Cassioli *et al.*, 2002). Pour être fonctionnels, ces récepteurs requièrent l'estimation du canal, à savoir l'estimation des gains et retards des MPC de sa réponse impulsionnelle.

L'estimation de ces paramètres pose problème dans le cas des canaux UWB, à cause de la largeur importante de la bande, qui exige une fréquence d'échantillonnage très élevée, imposée par la condition de Nyquist (valeurs typiques comprises entre 1 et 20 GHz). Cette difficulté peut être surmontée en exploitant le concept de « taux d'innovation fini » (Vetterli *et al.*, 2002), selon lequel les signaux ayant une

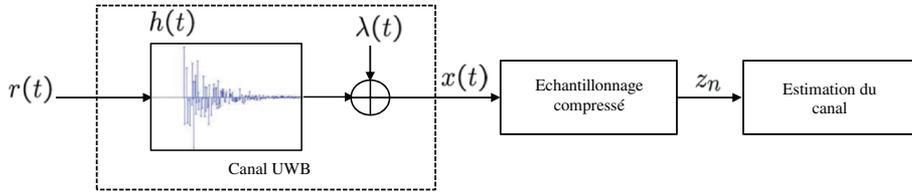


Figure 1. Schéma général d'estimation du canal UWB en utilisant l'échantillonnage compressé du signal reçu

représentation paramétrique avec un nombre fini de degrés de liberté peuvent être parfaitement reconstruits à partir d'un nombre d'échantillons $\{z_n\}$ très réduit par rapport à celui obtenu en échantillonnant à la fréquence de Nyquist. En effet, on démontre que le taux d'échantillonnage minimal pour ces signaux est égal au nombre de degrés de liberté par unité de temps (Maravic et Vetterli, 2005).

Dans Kusuma *et al.* (2003), un convertisseur analogique-numérique de faible consommation est proposé en guise de récepteur, permettant d'échantillonner le signal à des taux bien au-dessous de la limite de Nyquist. Le schéma proposé est très simple mais le taux d'échantillonnage reste néanmoins élevé par rapport au taux d'innovation fini. Ainsi, plusieurs méthodes pour l'échantillonnage compressé des signaux à taux d'innovation fini sont présentées en Eldar et Kutyniok (2012). Ces schémas concernent le cas où les signaux ont un spectre de type passe-bas. La contribution principale de notre article est l'extension de deux de ces méthodes au cas des signaux UWB ayant un spectre de type passe-bande. En effet, les signaux généralement utilisés dans les systèmes IR-UWB, à savoir des dérivées de l'impulsion gaussienne ou des impulsions optimisées sous des contraintes imposées au masque spectral (Akbar *et al.*, 2010), appartiennent à cette classe de signaux.

Le premier schéma considéré dans cet article est basé sur l'échantillonnage monovoie, en utilisant un filtre particulier appelé filtre *Sum of Sincs* (SoS) dont la fonction de transfert est une somme de sinus cardinaux. Dans Vetterli *et al.* (2002), les auteurs ont développé un cadre général pour l'échantillonnage sous-Nyquist d'une impulsion analogique caractérisée par un spectre de fréquences passe-bas. Cette impulsion est d'abord filtrée par un filtre à support temporel infini basé sur le noyau sinc. Le travail développé dans Vetterli *et al.* (2002) a été généralisé par Eldar *et al.* dans Tur *et al.* (2011), en étendant la théorie des filtres à support temporel infini, à une classe de filtres à support compact consistant en des fonctions SoS dans le domaine fréquentiel. Le noyau SoS a été aussi adopté dans Tan et Goyal (2008) et Weber *et al.* (2013) en raison de sa stabilité pour des données bruitées et de son support compact dans le domaine temporel permettant d'échantillonner, au taux d'innovation fini, aussi bien des signaux de longueur finie que de longueur infinie. Nous allons montrer qu'afin d'appliquer l'échantillonnage monovoie pour des signaux à spectre passe-bande, nous avons besoin de deux filtres réels. Ainsi, nous obtenons séparément les parties réelles et imaginaires d'un ensemble de composantes spectrales uniformément espacées du signal.

Le deuxième schéma étudié utilise une architecture multivoie pour échantillonner au taux d'innovation fini des trains d'impulsions de formes arbitraires. Des approches basées sur des chaînes d'intégrateurs (Kusuma et Coyal, 2006) ou de filtres exponentiels (Olkkonen et Olkkonen, 2008) ont été d'abord proposées. Cependant, ces approches ne sont applicables que pour les séries infinies d'impulsions de Dirac et sont instables pour des taux d'innovation élevés. Gedalyahu *et al.* (2011) proposent une première méthode stable permettant l'échantillonnage compressé d'une série d'impulsions arbitraires. Cette méthode, désignée dans cet article par *multichannel modulating waveforms* (MCMW) est basée sur la modulation du signal avec un ensemble de formes d'ondes aléatoires spécifiques, suivie par des bancs d'intégrateurs. L'efficacité des schémas d'échantillonnage compressé proposés est démontrée d'abord pour l'estimation du canal UWB dans un contexte de réception cohérente. Cette estimation est obtenue en échantillonnant à des fréquences multiples du taux d'innovation fini, très inférieures à celle de Nyquist, et en ayant recours à des algorithmes super-résolution. Ensuite, nous proposons une nouvelle approche basée sur le schéma MCMW modifié et sur l'algorithme *orthogonal matching pursuit* (OMP) (Cai et Wang, 2011) pour la localisation précise en environnement intérieur dans un contexte d'aide à la dépendance. La distance entre l'émetteur et le récepteur UWB est estimée avec une erreur maximale de l'ordre de 10 et 1 cm pour des transmissions bruitées et non bruitées respectivement.

Le reste de l'article est organisé comme suit. La section 2 définit le taux d'innovation fini et le modèle du système étudié. La section 3 reprend succinctement les méthodes d'échantillonnage compressé monovoie et multivoie pour les signaux à spectre passe-bas. Nous y détaillons les modifications apportées afin d'étendre ces méthodes aux signaux de type passe-bande. Les résultats obtenus par l'application des méthodes proposées pour l'estimation du canal UWB et pour la localisation précise en environnement intérieur sont présentés dans la section 4. Les conclusions sont enfin évoquées dans la section 5.

2. Concept de taux d'innovation fini et modèle du système

Considérons une classe de signaux avec un nombre fini de degrés de liberté par unité de temps. Ce nombre est appelé le taux d'innovation fini et est noté par ρ (Maravic et Vetterli, 2005 ; Vetterli *et al.*, 2002). Le taux d'innovation fini exploite le fait qu'un nombre réduit de paramètres par unité de temps est suffisant pour décrire complètement ces signaux. Par exemple, un train d'impulsions peut être uniquement défini par les retards des impulsions et leurs amplitudes, ce qui conduit à beaucoup moins de mesures par rapport à celui requis par la condition de Nyquist. Dans la suite, nous définissons ce taux pour l'estimation de canal UWB et nous formulons le problème étudié.

En UWB, les impulsions émises sont des dérivées de l'impulsion gaussienne ou des signaux optimisés sous les contraintes imposées au masque spectral par les organismes de régulation (*Federal Communications Commissions* [FCC], *European Communications Commissions* [ECC]...), et sont donc de type passe-bande. Nous considérons, sans restreindre le caractère général de l'approche, une impulsion émise $r(t)$ qui est la

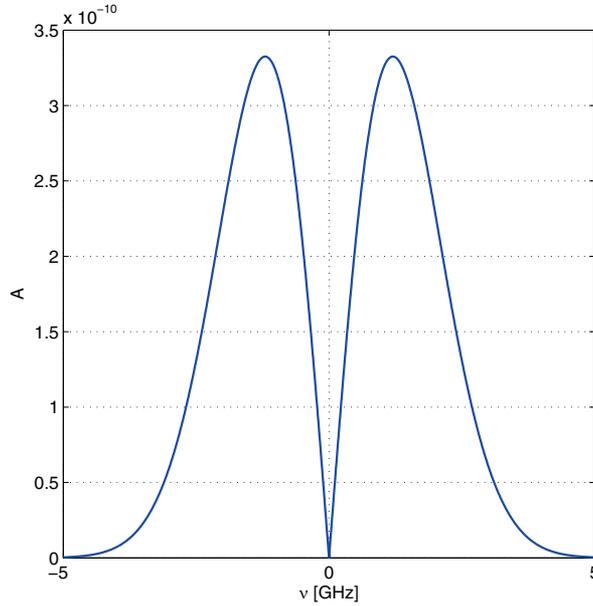


Figure 2. Spectre $R(\nu)$ de la dérivée première $r(t)$ de l'impulsion gaussienne $r_g(t)$

dérivée première de l'impulsion gaussienne $r_g(t) = e^{-\alpha t^2}$, d'amplitude unitaire et de durée T_g , avec $\alpha = \frac{2\pi^2}{T_g^2 \ln 2}$:

$$r(t) = -2\alpha t r_g(t) \quad (1)$$

Son spectre $R(\nu)$ a l'expression suivante :

$$R(\nu) = \sqrt{\frac{\pi}{\alpha}} \nu e^{-\frac{\pi^2}{\alpha \nu^2}} \quad (2)$$

La figure 2 montre le spectre $R(\nu)$ de type passe-bande, lorsque $T_g = 1$ ns.

Le signal reçu $x(t)$ est le résultat de la convolution entre l'impulsion émise $r(t)$ et la réponse impulsionnelle $h(t)$ du canal UWB définie par :

$$h(t) = \sum_{l=1}^L a_l \delta(t - \tau_l), \quad (3)$$

où a_l et τ_l représentent les gains et retards des différents trajets multiples du canal. Le signal reçu est donc une somme de versions pondérées et décalées de $r(t)$:

$$x(t) = \sum_{l=1}^L a_l r(t - \tau_l) + \lambda(t) \quad (4)$$

¹ Cette valeur de α correspond à une bande effective de l'impulsion gaussienne d'environ $1/T_g$ et $r_g(t) < 10^{-3}$ pour $|t| > T_g/2$.

où $\lambda(t)$ est un bruit blanc additif gaussien de densité spectrale de puissance $\frac{N_0}{2}$. Nous considérons que $x(t)$ a un support temporel limité entre 0 et T tel que la dernière impulsion retardée est complètement reçue dans $[0, T]$, c'est-à-dire que la condition suivante est satisfaite :

$$0 \leq \tau_l \leq T - T_g, \quad l = 1, \dots, L \quad (5)$$

Puisque nous sommes intéressés seulement par des valeurs discrètes uniformément espacés de $1/T$ du spectre de $x(t)$, notées $X(v_k)$, nous allons considérer sa version périodisée avec la période T , notée $x_p(t)$. Nous allons donc utiliser par la suite, de manière équivalente, les valeurs $X(v_k)$ et les coefficients du développement en série de Fourier (CDSF) de $x_p(t)$, $c_k^{(x)} = \frac{1}{T}X(v_k)$. Pour l'estimation du canal, $r(t)$ étant connu par le récepteur, le signal $x(t)$ est totalement caractérisé par $2L$ coefficients qui sont les L délais et L retards du canal. Il en résulte que ρ est donné par :

$$\rho = \frac{2L}{T} \quad (6)$$

Nous nous attendons alors à pouvoir reconstruire totalement le signal à partir de $2L$ échantillons chaque T , c'est-à-dire en l'échantillonnant au taux d'innovation fini qui ne dépend pas de la fréquence de Nyquist ou de la bande passante du signal. Estimer le canal devient alors possible en utilisant les méthodes d'analyse spectrale appliquées au rapport des spectres des signaux reçu et émis :

$$Y(\nu) = \sum_{l=1}^L a_l e^{-j2\pi\nu\tau_l} + I(\nu) \quad (7)$$

où $Y(\nu) = \frac{X(\nu)}{R(\nu)}$ et $I(\nu) = \frac{A(\nu)}{R(\nu)}$.

Trouver a_l et τ_l à partir de (7) est équivalent au problème d'analyse spectrale d'un mélange d'exponentielles complexes, qui est largement étudié dans la littérature et qui peut être résolu en utilisant plusieurs algorithmes tels que : Prony, Matrix Pencil, Kumarersan Tufts, MUSIC, ESPRIT (Waweru *et al.*, 2014). Ces méthodes prennent en entrée le vecteur $\left\{ Y(v_k) = \frac{X(v_k)}{R(v_k)} \right\}_{k=1 \dots K}$ et fournissent les estimés des paramètres du canal $\{a_l, \tau_l\}_{l=1 \dots L}$ si $K \geq 2L$. Pour que le problème soit bien-conditionné, les fréquences v_k doivent être choisies telles que les valeurs $R(v_k)$ ne soient pas proches de 0. Idéalement, elles doivent appartenir à la bande à -3 dB du signal émis. Ces valeurs doivent aussi être consécutives et uniformément espacées. Échantillonner au taux d'innovation fini est donc possible si nous ne cherchons à trouver que les valeurs $Y(v_k)_{k=1 \dots K}$ ou de manière équivalente, $X(v_k)_{k=1 \dots K}$ et $R(v_k)_{k=1 \dots K}$. En réalité, il suffit de trouver $X(v_k)_{k=1 \dots K}$ car les valeurs $R(v_k)_{k=1 \dots K}$ sont déjà connues au récepteur.

D'autre part, il est également possible d'utiliser des algorithmes d'acquisition compressée (*compressed sensing* [CS]) (Donoho, 2006 ; Candes *et al.*, 2006) pour reconstruire le signal à partir des CDSF du signal, estimés en exploitant son taux d'innovation fini. En effet, vu la réponse impulsionnelle du canal UWB et la

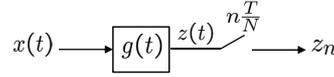


Figure 3. Schéma original de la méthode du filtre SoS

durée très courte de l'impulsion transmise, les signaux reçus peuvent être considérés parcimonieux dans le temps (Basaran *et al.*, 2014). Les méthodes monovoie du filtre SoS et multivoie MCMW, proposées dans Tur *et al.* (2011) et Gedalyahu *et al.* (2011) respectivement, permettent d'acquérir les valeurs $X(v_k)_{k=-M \dots M}$ ($K = 2M + 1 \geq 2L + 1$) à des taux d'échantillonnage minimaux, mais ces méthodes ne s'appliquent que sur des signaux de type passe-bas telles les impulsions gaussiennes, où la bande passante à -3 dB est centrée autour de l'origine. Dans notre cas, les valeurs maximales de $R(v)$ ne se trouvent plus autour de l'origine mais autour de la fréquence centrale à la position K_0 . Notre contribution principale consiste alors à modifier ces méthodes pour le cas des signaux passe-bande pour permettre l'estimation des valeurs $X(v_k)_{k=K_0-M, \dots, K_0+M}$.

3. Méthodes d'échantillonnage compressé des signaux à taux d'innovation fini

Dans cette section, nous reprenons brièvement les méthodes monovoie et multivoie choisies pour l'échantillonnage compressé à taux d'innovation fini, des signaux à spectre passe-bas, pour ensuite détailler les modifications proposées pour leur application à des signaux à spectre passe-bande.

3.1. Échantillonnage compressé monovoie avec le filtre SoS

3.1.1. Méthode de référence

La méthode monovoie proposée dans Tur *et al.* (2011), pour calculer les valeurs $X(v_k)_{k=-M \dots M}$, consiste à convoluer le signal $x(t)$ avec un filtre particulier appelé filtre SoS, de réponse impulsionnelle $g(t)$. Le filtre SoS est un filtre réel de réponse impulsionnelle :

$$g(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \sum_{k=-M}^M b_k e^{j2\pi \frac{k}{T} t} \quad (8)$$

Les coefficients b_k peuvent être constants ou suivre une enveloppe de Hamming. Comme le montre la figure 3, la sortie du filtre $g(t)$ est échantillonnée à faible fréquence $F_S = \frac{1}{T_S} = \frac{N}{T}$, où N est choisi de telle sorte que $N \geq K = 2M + 1 \geq 2L + 1$. Comme nous pouvons constater, la fréquence d'échantillonnage F_S est dans ce cas indépendante de la bande du signal initial, contrairement à la fréquence de Nyquist.

À l'instant $t = nT_S$, un échantillon $z_n = z(nT_S)$ est récupéré à la sortie du filtre SoS. On démontre que cet échantillon est une combinaison linéaire des valeurs $X(v_k)_{k=-M \dots M}$ que nous souhaitons acquérir, ce qui permet le calcul de ces valeurs en utilisant les échantillons z_n et une matrice liée au filtre SoS (Tur *et al.*, 2011).

3.1.2. Méthode proposée

Dans cette section, nous développons la méthode que nous proposons pour des signaux passe-bande dans le cadre d'une transmission UWB. Notre but est d'obtenir les valeurs $X(v_k)_{k=K_0-M, \dots, K_0+M}$ comme expliqué dans la Section 2. Pour cela nous considérons deux filtres réels de réponses impulsionnelles $g_r(t)$ et $g_i(t)$ données par :

$$\begin{cases} g_r(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \cos\left(2\pi \frac{k}{T} t\right) \\ g_i(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \sin\left(2\pi \frac{k}{T} t\right) \end{cases} \quad (9)$$

Puisque le signal $x_p(t)$ est la périodisation de $x(t)$ avec la période T , nous pouvons l'exprimer par sa décomposition en série de Fourier exponentielle complexe :

$$x_p(t) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} c_m e^{j2\pi \frac{m}{T} t} \quad (10)$$

où c_m représentent les CDSF :

$$c_m = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) e^{-j2\pi \frac{m}{T} t} dt = \frac{1}{T} X\left(\frac{m}{T}\right) \quad (11)$$

Soit $z_r(t)$ la sortie du filtre $g_r(t)$ obtenue par la convolution entre $x_p(t)$ et $g_r(t)$:

$$z_r(t) = x_p(t) * g_r(t) \implies Z_r(\nu) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} c_m \delta\left(\nu - \frac{m}{T}\right) G_r(\nu) \quad (12)$$

La fonction de transfert $G_r(\nu)$ du filtre s'écrit :

$$\begin{aligned} G_r(\nu) &= T \text{sinc}(\pi \nu T) * \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \frac{1}{2} \left[\delta\left(\nu - \frac{k}{T}\right) + \delta\left(\nu + \frac{k}{T}\right) \right] \\ &= \frac{T}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \left[\text{sinc}\left(\pi\left(\nu - \frac{k}{T}\right)T\right) + \text{sinc}\left(\pi\left(\nu + \frac{k}{T}\right)T\right) \right] \end{aligned} \quad (13)$$

En remplaçant l'expression de $G_r(\nu)$ dans l'équation (12) par sa valeur donnée dans (13), et en utilisant (11), nous obtenons :

$$\begin{aligned} Z_r(\nu) &= \sum_{m \in \mathbb{Z}} \frac{1}{T} X\left(\frac{m}{T}\right) \delta\left(\nu - \frac{m}{T}\right) \frac{T}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \left[\text{sinc}\left(\pi\left(\nu - \frac{k}{T}\right)T\right) + \text{sinc}\left(\pi\left(\nu + \frac{k}{T}\right)T\right) \right] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \sum_{m \in \mathbb{Z}} X\left(\frac{m}{T}\right) \left[\text{sinc}\left(\pi\left(\frac{m-k}{T}\right)T\right) + \text{sinc}\left(\pi\left(\frac{m+k}{T}\right)T\right) \right] \delta\left(\nu - \frac{m}{T}\right) \\ &= \frac{1}{2} \left[\sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X\left(\frac{k}{T}\right) \delta\left(\nu - \frac{k}{T}\right) + \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X\left(\frac{-k}{T}\right) \delta\left(\nu + \frac{k}{T}\right) \right] \end{aligned} \quad (14)$$

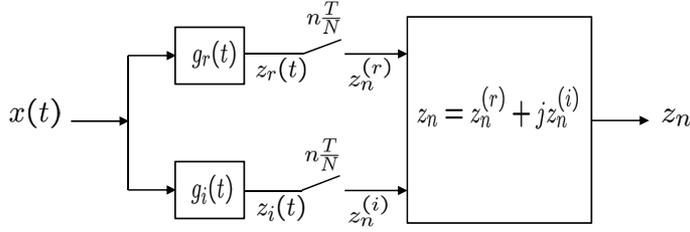


Figure 4. Schéma modifié de la méthode du filtre SoS

Enfin, à partir de (14) nous pouvons retrouver facilement l'expression de $z_r(t)$:

$$\begin{aligned} z_r(t) &= \frac{1}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{k}{T} t} + b_k X^*\left(\frac{k}{T}\right) e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} \\ &= \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Re}\left\{X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{k}{T} t}\right\} \end{aligned} \quad (15)$$

Un calcul similaire permet d'obtenir le signal $z_i(t)$ en sortie du second filtre $g_i(t)$:

$$z_i(t) = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Im}\left\{X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{k}{T} t}\right\} \quad (16)$$

Tout comme dans Tur *et al.* (2011), en choisissant la période d'échantillonnage T_s telle que :

$$T_s = \frac{T}{N} \quad \text{avec } N \in \mathbb{N} \quad \text{et } N \geq K, \quad (17)$$

les échantillons trouvés à l'instant $t_n = nT_s$ seront :

$$\begin{cases} z_n^{(r)} = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Re}\left\{X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{kn}{N}}\right\} \\ z_n^{(i)} = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Im}\left\{X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{kn}{N}}\right\} \end{cases}, \quad n = 0, \dots, N-1. \quad (18)$$

À partir de $z_n^{(r)}$ et $z_n^{(i)}$, nous obtenons :

$$z_n = z_n^{(r)} + jz_n^{(i)} = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{kn}{N}} \quad (19)$$

Le schéma proposé est illustré dans la figure 4.

Nous notons par \mathbf{z} le vecteur de taille N contenant les échantillons z_n , par \mathbf{x} le vecteur de taille $K = 2M + 1$ contenant les valeurs $X\left(\frac{k}{T}\right)$, par \mathbf{V} la matrice $N \times K$ avec $v_{nk} = e^{j2\pi \frac{kn}{N}}$ et par \mathbf{B} la matrice diagonale $K \times K$ des coefficients b_k du filtre $g(t)$. L'écriture matricielle de l'équation (19) sera alors :

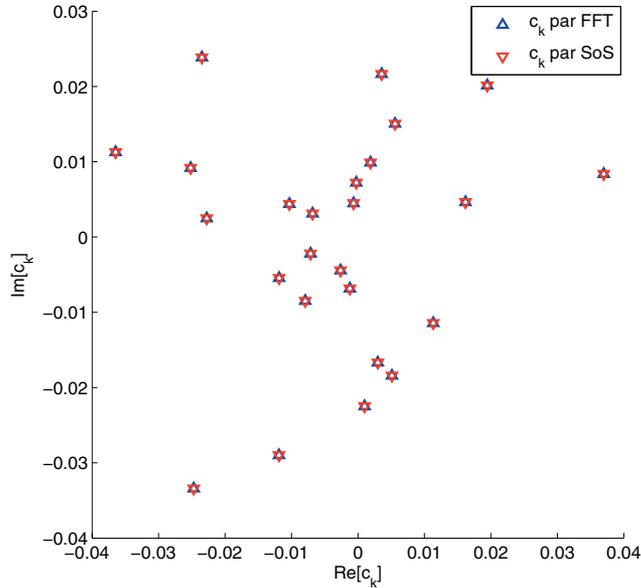


Figure 5. Valeurs des coefficients c_k pour $K = 25$ fréquences de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode du filtre SoS

$$\mathbf{z} = \mathbf{VB}\mathbf{x} \quad (20)$$

Le vecteur \mathbf{x} est alors calculé en utilisant la pseudo-inverse de la matrice \mathbf{VB} comme dans la méthode originale :

$$\mathbf{x} = [\mathbf{VB}]^\dagger \mathbf{z} \quad (21)$$

Pour vérifier les résultats, nous considérons que le canal $h(t)$ est une réalisation de (3) avec $L = 12$ trajets de gains et délais aléatoires, et nous considérons un nombre minimal de ($\$K = 25\$$) de CDSF. La période T est supposée égale à 30 ns et la fréquence de Nyquist égale à 10 GHz ce qui donne un nombre d'échantillons égal à 300. La figure 5 montre que les CDSF obtenus à partir de cette méthode sont les mêmes que ceux calculés classiquement par la transformée de Fourier rapide (*Fast Fourier Transform* [FFT]), celle-ci étant calculée sur 300 points. L'avantage de cette méthode est que les CDSF sont trouvés sans avoir à appliquer la FFT au signal déjà échantillonné à la fréquence de Nyquist. Ainsi, pour $N = K = 25$, l'échantillonnage est réalisé à la fréquence $F_S = \frac{N}{T} = 833.33 \text{ MHz}$, 12 fois inférieure à la limite de Nyquist.

3.2. Échantillonnage compressé multivoie avec la méthode MCMW

3.2.1. Méthode de référence

Dans le but d'atteindre des fréquences d'échantillonnage encore plus réduites que la fréquence d'échantillonnage obtenue par la méthode SoS, il est plus intéressant de considérer la méthode multivoie proposée dans Gedalyahu *et al.* (2011) et qui permet de réduire

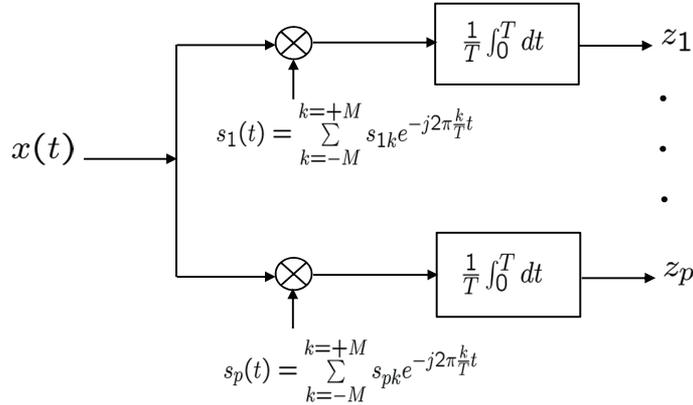


Figure 6. Schéma original de la méthode MCMW

la fréquence d'échantillonnage sur chaque voie à $1/T$. L'idée est de multiplier, sur chaque voie i , le signal $x(t)$ limité à une durée T , par une somme pondérée de sinusoides $s_i(t)$:

$$s_i(t) = \sum_{k=-M}^M s_{ik} e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} \quad (22)$$

Le produit obtenu est intégré sur T pour chaque voie. Il est facile de voir dans (23) que le résultat z_i est une combinaison linéaire des CDSF $c_k^{(x)}$:

$$z_i = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) s_i(t) dt = \sum_{k=-M}^{+M} s_{ik} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} dt = \sum_{k=-M}^{+M} s_{ik} c_k^{(x)} \quad (23)$$

Le schéma proposé dans Gedalyahu *et al.* (2011) est illustré dans la figure 6.

Considérons P voies telles que $P \geq K \geq 2L + 1$, et notons par \mathbf{z} le vecteur de taille P contenant les valeurs z_i , par \mathbf{c} le vecteur de taille K des CDSF $c_k^{(x)}$ de $x(t)$ et par \mathbf{S} la matrice $P \times K$ des valeurs s_{ik} . Alors nous pouvons écrire (23) sous la forme matricielle :

$$\mathbf{z} = \mathbf{S} \mathbf{c} \quad (24)$$

ce qui permet de trouver \mathbf{c} en utilisant la pseudo-inverse de la matrice \mathbf{S} :

$$\mathbf{c} = \mathbf{S}^\dagger \mathbf{z} \quad (25)$$

Afin d'obtenir les formes d'onde modulantes $s_i(t)$, Gedalyahu *et al.* (2011) proposent d'appliquer un filtre passe-bas à des séquences binaires aléatoires de (± 1) $i = 1 \dots P$ comme le montre la figure 7. Il y a exactement P impulsions durant chaque période, avec des amplitudes unitaires et des phases aléatoires. Le choix le plus simple est de considérer seulement une telle séquence et d'obtenir les autres par un décalage circulaire de T/P pour chaque voie. Ces formes d'onde étant T -périodiques, elles peuvent s'écrire sous forme de décompositions en séries de Fourier :

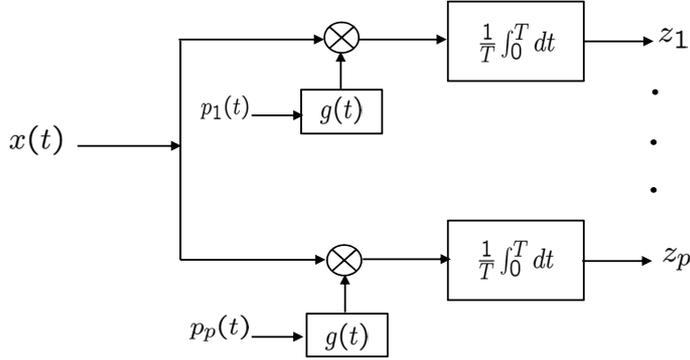


Figure 7. Schéma original de la méthode MCMW en utilisant comme formes d'ondes modulantes, des versions filtrées de séquences binaires

$$p_i(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k^{(p_i)} e^{j2\pi \frac{k}{T} t}, \quad i = 1, \dots, P \quad (26)$$

Soit dans le domaine fréquentiel :

$$P_i(\nu) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k^{(p_i)} \delta(\nu - \frac{k}{T}) \quad (27)$$

Le filtre passe-bas suivant permet de ne garder que les K coefficients désirés du développement en série de Fourier ci-dessus. Nous notons par $g(t)$ et $G(\nu)$ la réponse impulsionnelle et respectivement la fonction de transfert du filtre :

$$G(\nu) = \begin{cases} \neq 0 & \text{si } \nu \in \{-\frac{M}{T}, \dots, \frac{M}{T}\} \\ = 0 & \text{si } \nu = \frac{k}{T}, |k| > M \\ \text{arbitraire} & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (28)$$

Ainsi, nous obtenons :

$$S_i(\nu) = G(\nu)P_i(\nu) = \sum_{k=-M}^M c_k^{(p_i)} G(\frac{k}{T}) \delta(\nu - \frac{k}{T}) \quad (29)$$

Enfin, en notant :

$$s_{ik} = c_k^{(p_i)} G(\frac{k}{T}) \quad (30)$$

nous obtenons des formes d'onde de la même forme que (22) au signe près des exponentielles :

$$s_i(t) = \sum_{k=-M}^M s_{ik} e^{j2\pi \frac{k}{T} t} \quad (31)$$

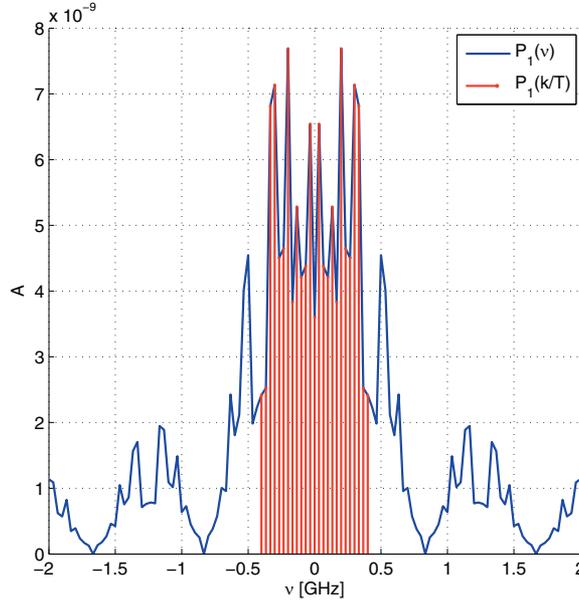


Figure 8. Spectre de la séquence binaire $P_1(v)$, et ses composantes spectrales après filtrage $P_1(\frac{k}{T})$

La figure 8 montre le spectre $P_1(v)$ de la séquence binaire sur la première voie et les composantes spectrales $P_1(\frac{k}{T})$ filtrées par le filtre passe-bas $g(t)$, dans le but d'obtenir une première forme d'onde modulante $s_1(t)$.

Enfin, nous pouvons retrouver les coefficients de $x(t)$ à partir de (25), à la différence que la matrice \mathbf{S} contiendra les coefficients complexes conjugués s_{ik}^* au lieu de s_{ik} .

3.2.2. Méthode proposée

Pour les signaux de type passe-bande, les CDSF que nous cherchons à calculer sont :

$$c_k^{(x)}, \quad k \in \{K_0 - M, \dots, K_0 + M\} \quad (32)$$

Nous proposons alors de décaler le spectre $S_i(v)$ des signaux modulants $s_i(t)$ déjà obtenus, à la position K_0 , ce qui est équivalent à la multiplication de $s_i(t)$ par l'exponentielle complexe $e^{j2\pi\frac{K_0}{T}t}$. En réalité, dans le circuit, chaque forme d'onde modulante va donner deux signaux de référence :

$$\begin{cases} s_i^{(1)}(t) = s_i(t) \cos(2\pi\frac{K_0}{T}t) \\ s_i^{(2)}(t) = s_i(t) \sin(2\pi\frac{K_0}{T}t) \end{cases} \quad (33)$$

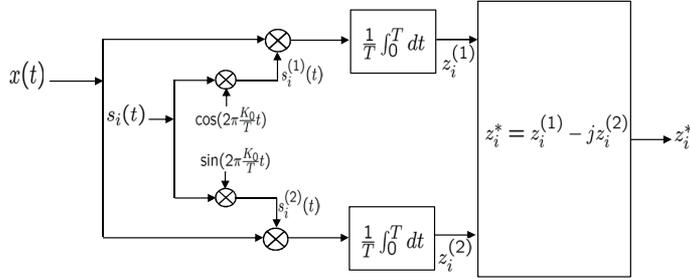


Figure 9. Schéma d'une voie de la méthode MCMW modifiée

Chaque voie sera donc dupliquée deux fois comme le montre la figure 9. La figure 10 montre la séquence binaire $p_1(t)$ choisie, la forme d'onde $s_1(t)$ qu'elle génère, ainsi que la forme d'onde $s_1^{(1)}(t)$, résultat de la multiplication de $s_1(t)$ avec la fonction cosinus.

La figure 11 permet de voir le spectre $S_1^{(1)}(\nu)$, qui est une duplication du spectre de $S_1(\nu)$ aux positions K_0 et $-K_0$. Elle montre aussi la position des composantes spectrales filtrées qui se trouvent maintenant autour de la fréquence correspondant à la position K_0 .

$z_i^{(1)}$ est le résultat de l'intégrale sur T du produit de $x(t)$ avec $s_i^{(1)}(t)$:

$$\begin{aligned} z_i^{(1)} &= \frac{1}{T} \int_0^T x(t) s_i^{(1)}(t) dt = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \sum_{k=-M}^M s_{ki} e^{j2\pi \frac{k}{T} t} \frac{1}{2} [e^{j2\pi \frac{K_0}{T} t} + e^{-j2\pi \frac{K_0}{T} t}] dt \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=-M}^M s_{ki} [(c_{K_0+k}^{(x)})^* + c_{K_0-k}^{(x)}] \end{aligned} \quad (34)$$

De la même manière, l'intégrale du produit de $x(t)$ avec $s_i^{(2)}(t)$ donne :

$$z_i^{(2)} = \frac{1}{2j} \sum_{k=-M}^M s_{ki} [(c_{K_0+k}^{(x)})^* - c_{K_0-k}^{(x)}] \quad (35)$$

Par conséquent, la combinaison des CDSF que nous souhaitons obtenir sur chaque voie sera :

$$z_i^* = z_i^{(1)} - j z_i^{(2)} = \sum_{k=-M}^M s_{ki}^* c_{K_0+k}^{(x)} \quad (36)$$

Les CDSF sont trouvés à partir de (25) avec \mathbf{z} le vecteur de taille P contenant les valeurs conjuguées complexes z_i^* , \mathbf{c} le vecteur de taille \mathbf{K} contenant les CDSF c_{K_0+k} et \mathbf{S} la matrice $P \times K$ telle que s_{ik} est le coefficient conjugué complexe s_{ik}^* .

Pour vérifier les résultats, nous nous mettons dans les mêmes conditions de la section 3.1.2. La figure 12 montre que les CDSF obtenus à partir de cette méthode sont les mêmes que ceux calculés par la [FFT] sur 300 points. La fréquence

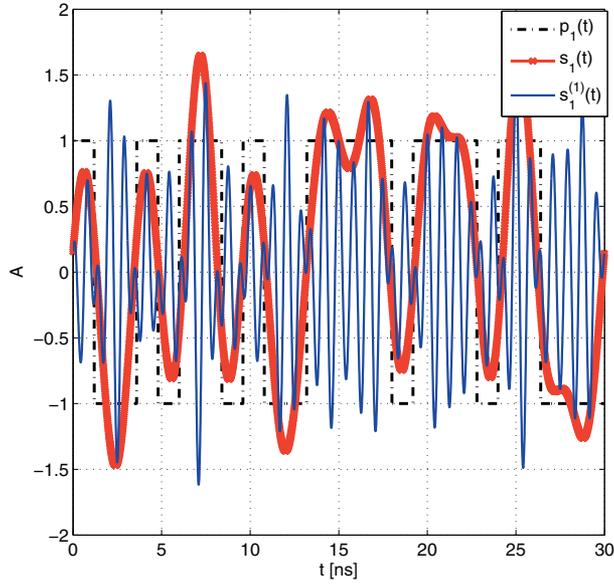


Figure 10. Séquence binaire $p_1(t)$, forme d'onde filtrée $s_1(t)$, forme d'onde filtrée et portée sur un cosinus $s_1^{(1)}(t)$

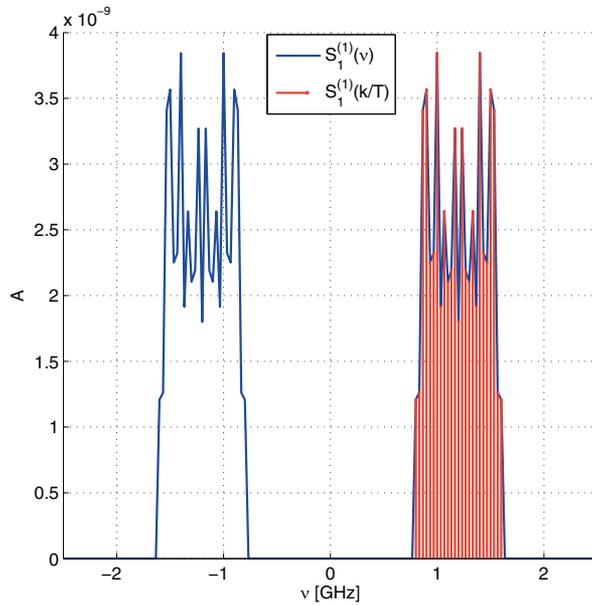


Figure 11. Spectre $S_1^{(1)}(\nu)$ et les coefficients $S_1^{(1)}\left(\frac{k}{T}\right)$

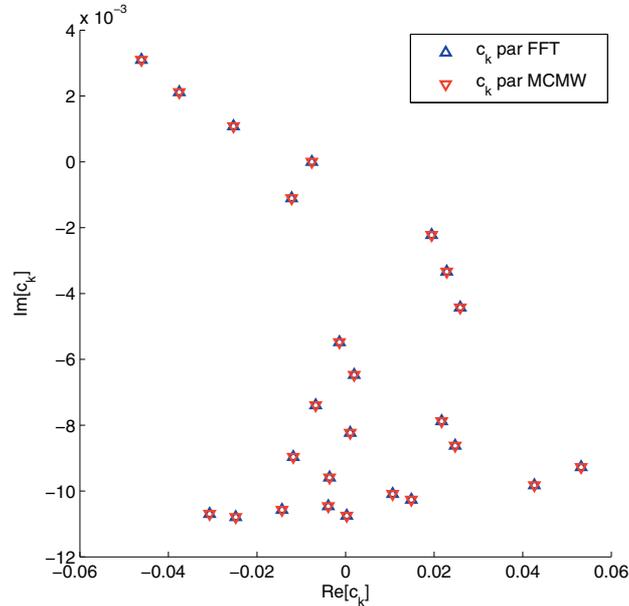


Figure 12. Valeurs des coefficients c_k pour $K = 25$ fréquences de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode MCMW

d'échantillonnage des convertisseurs sur chaque voie est égale à $1/T = 33,33$ MHz, environ 300 fois plus réduite par rapport à la fréquence de Nyquist (égale à 10 GHz) et aussi 25 fois plus réduite que celle obtenue par la méthode du filtre SoS.

4. Applications

Des valeurs typiques de T pour un canal UWB IEEE 802.15.4a (Molisch *et al.*, 2006) vont de 50 ns (CM1) à 300 ns (CM8), ce qui donne des valeurs de $(\frac{1}{T})$ entre 3 MHz et 20 MHz, très inférieures à la fréquence de Nyquist. Cependant, comme $N \geq K \geq 2L$, la fréquence d'échantillonnage $F_S = \frac{N}{T}$ de la méthode monovoie peut être inappropriée pour des convertisseurs analogiques-numériques à faibles coût et consommation. Par conséquent, il est plus intéressant de considérer la méthode multivoie MCMW modifiée qui permet de réduire la fréquence d'échantillonnage sur chaque voie à $1/T$ au lieu de N/T . Par exemple, les gains en termes de fréquence d'échantillonnage, par rapport à une limite de Nyquist de 10 GHz, pour chaque voie du schéma MCMW, vont de 500 à 3333 pour les valeurs typiques de T .

L'efficacité de l'approche proposée est démontrée dans cet article au travers de deux applications : l'estimation du canal UWB, dans le contexte d'un récepteur Rake cohérent à faible complexité, et la localisation de précision d'un robot en environnement intérieur, dans un contexte d'aide à la dépendance.

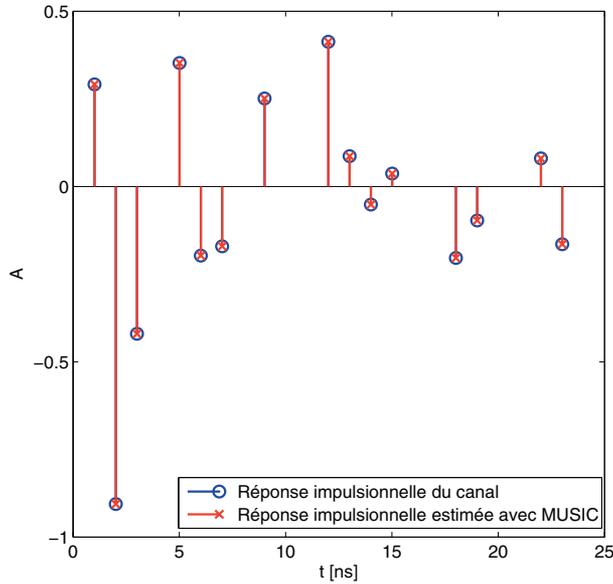


Figure 13. Estimation des paramètres du canal à fort RSB ($RSB = 100$ dB) avec MUSIC

4.1. Estimation du canal UWB

Nous évaluons les performances de la méthode MCMW modifiée, en présence d'un bruit blanc gaussien pour l'estimation du canal UWB. L'impulsion envoyée est la dérivée première de l'impulsion gaussienne de durée 1 ns représentée sur la figure 2. Le canal est une réalisation du canal CM2 de la norme IEEE.802.15.4a ; son code Matlab est fourni dans Molisch *et al.* (2004). Il est tronqué à 15 trajets et sa résolution correspond à la durée de l'impulsion (1 ns). Le signal reçu après convolution de l'impulsion émise et du canal consiste en 15 versions décalées et atténuées de l'impulsion émise. Les algorithmes d'analyse spectrale tels que MUSIC (Schmidt, 1981) permettent une estimation parfaite du canal à fort rapport signal à bruit (RSB), avec possibilité d'estimer des délais très proches. Cette caractéristique est mise en avant sur la figure 13 qui montre une estimation parfaite pour une seule réalisation de canal tronqué avec un nombre de mesures minimal (31 mesures) et un RSB égal à 100 dB.

Afin d'évaluer les performances du système en fonction du RSB, nous considérons 1000 réalisations de canal et nous calculons le coefficient de corrélation η entre la réponse impulsionnelle discrète du canal, et la réponse impulsionnelle discrète $\hat{h}_{\tau,a}$ obtenue à partir des valeurs estimées des gains et retards, ce qui permet de prendre en compte simultanément les estimations des retards et des gains. Le coefficient de corrélation η est donné par :

$$\eta = \frac{\langle h, \hat{h}_{\tau,a} \rangle}{\|h\| \|\hat{h}_{\tau,a}\|} \quad (37)$$

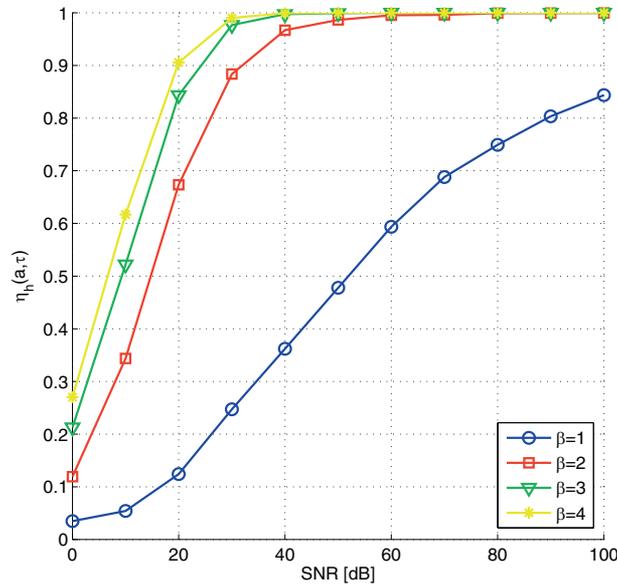


Figure 14. Performance de l'algorithme d'estimation de canal MUSIC en terme d'autocorrélation entre les réponses impulsionnelles réelle et estimée et en fonction du rapport signal à bruit et du nombre de voies

Dans la méthode MCMW, chaque voie est échantillonnée à $1/T$ mais le taux d'échantillonnage global du système est égal à $\frac{2L+1}{T}$ si le nombre de voies est minimal. Nous nous intéressons à l'impact de ce taux sur les performances, en augmentant le nombre de mesures et donc de voies. Nous considérons que ce nombre de voies est donné par :

$$P = 2\beta L + 1, \quad \beta = 1, 2, 3, 4 \quad (38)$$

ce qui correspond à des taux globaux allant de 620 Mhz à 2,4 GHz pour une période $T = 50$ ns correspondant à l'étalement des échos. Ces fréquences sont très inférieures à la fréquence de Nyquist égale à 10 GHz dans ce cas. Les courbes de résultats sont représentées dans la figure 14. Pour les fréquences d'échantillonnage supérieures au taux d'échantillonnage minimal ($\beta = 3, 4$), le coefficient de corrélation est supérieur à 0,5 même pour des RSB inférieurs à 10 dB. D'ailleurs, pour des RSB élevés, il est égal à 1 et l'estimation est parfaite. Quand le nombre de mesures diminue, les performances se dégradent et au taux d'échantillonnage minimal, le coefficient de corrélation devient égal à 0,5 à partir de 50 dB. Il est donc important de trouver un compromis entre les performances de l'algorithme et le nombre de mesures choisies.

4.2. Localisation

La deuxième application pour la méthode proposée dans cet article concerne la localisation de précision d'un robot en environnement intérieur. Nous avons donné une

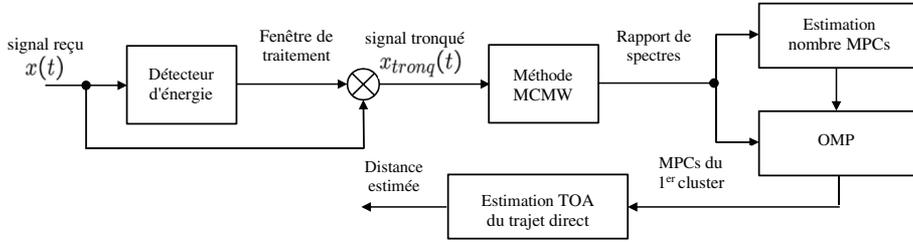


Figure 15. Schéma d'estimation de la distance basé sur la méthode MCMW

description détaillée de ce contexte applicatif dans Espes *et al.* (2013). Nous y avons proposé une méthode de localisation à faible complexité, basée sur l'utilisation d'impulsions UWB optimisées et de l'algorithme de Bancroft. La détection et l'estimation de l'instant d'arrivée (*time of arrival* [ToA]) du premier trajet multiple était réalisée dans ce cas par corrélation du signal reçu avec un signal de référence appelé *dirty template*. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle présente de faibles performances en présence du bruit. Ce comportement s'explique par le fait que le signal de référence est extrait du signal reçu et représente une version déformée et bruitée du signal transmis.

Dans cet article nous proposons une nouvelle approche pour l'estimation de la distance, qui repose essentiellement sur un détecteur d'énergie, la méthode MCMW modifiée présentée à la section 3.2.2, et l'algorithme OMP. Le schéma bloc de cette approche est représenté sur la figure 15.

Contrairement à l'application précédente sur l'estimation du canal, qui visait à déterminer tous ses trajets multiples, nous nous intéressons ici seulement au premier d'entre eux, qui correspond au trajet direct. L'hypothèse sous-jacente, justifiée par le positionnement des capteurs UWB, est que ceux-ci se trouvent à tout moment en visibilité directe par rapport au robot. Un exemple de réponse impulsionnelle de canal IEEE 802.15.3a CM1 est représenté sur la figure 16. Dans ce cas, la distance entre les deux capteurs UWB vaut $D_0 = \tau_0 c = 6$ m, où $\tau_0 = 20$ ns représente le retard correspondant au premier MPC et 3×10^8 est la vitesse de propagation des ondes électromagnétiques dans l'atmosphère.

À partir de cette hypothèse, nous avons mis en place une procédure de troncature temporelle correspondant au premier cluster, afin de réduire le nombre de MPC à estimer et rendre ainsi possible l'utilisation des algorithmes parcimonieux, de type OMP, conjointement avec la méthode MCMW. La fenêtre de traitement est déterminée par une procédure de seuillage en sortie du détecteur d'énergie. La figure 17 illustre le résultat de l'application de cette procédure sur une réalisation du signal reçu $x(t)$ en sortie du canal dont la réponse impulsionnelle est donnée dans la figure 16.

Le signal transmis $r(t)$ et le signal reçu tronqué $x_{tronq}(t)$, ainsi que les spectres correspondants, sont représentés sur la figure 18.

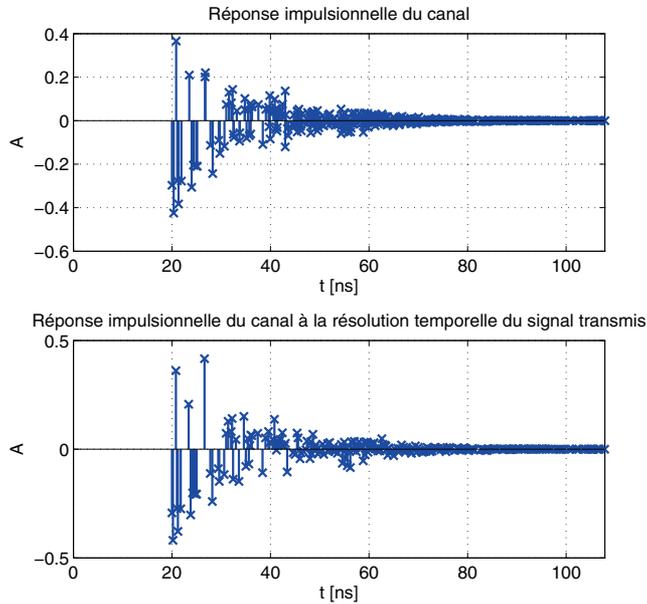


Figure 16. Exemple de réponse impulsionnelle du canal IEEE 802.15.3a CM1

La méthode MCMW permet ensuite de déterminer les valeurs des spectres des deux signaux pour K fréquences de la bande effective du signal transmis, et finalement le rapport des spectres correspondant à ces mêmes fréquences. Nous avons considéré ici une valeur $K = 31$, qui correspond à un nombre maximum de MPC $L = 15$. Vu que le nombre de MPC au sein d'un cluster suit une loi de Poisson de paramètre 2,5, pour le modèle de canal considéré (IEEE 802.15.3a CM1), nous en déduisons que la probabilité

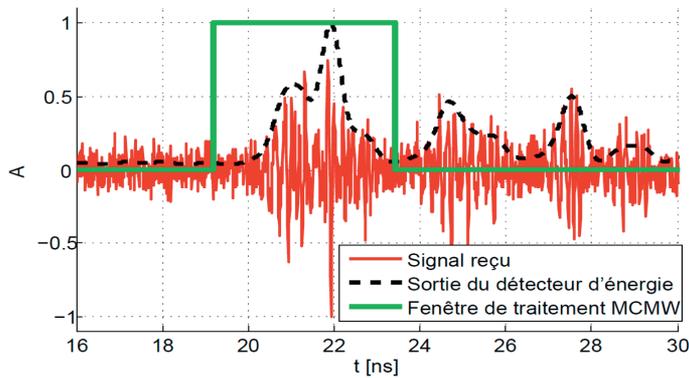


Figure 17. Illustration de la procédure de troncature du signal reçu ($RSB = 0$), au niveau du premier cluster, au moyen d'un détecteur d'énergie

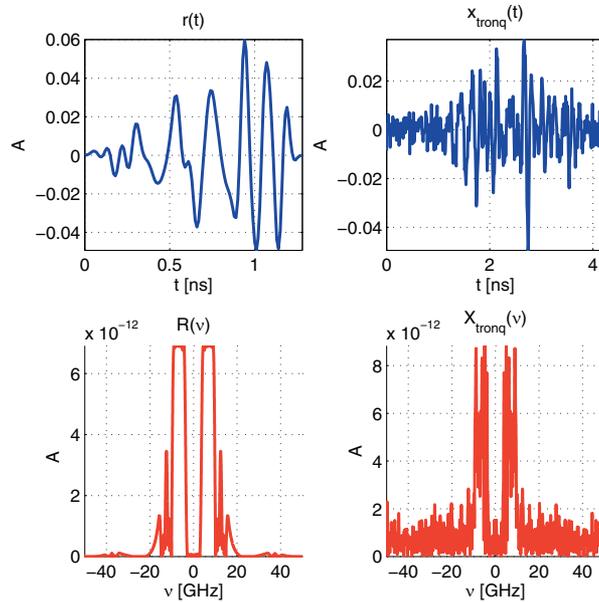


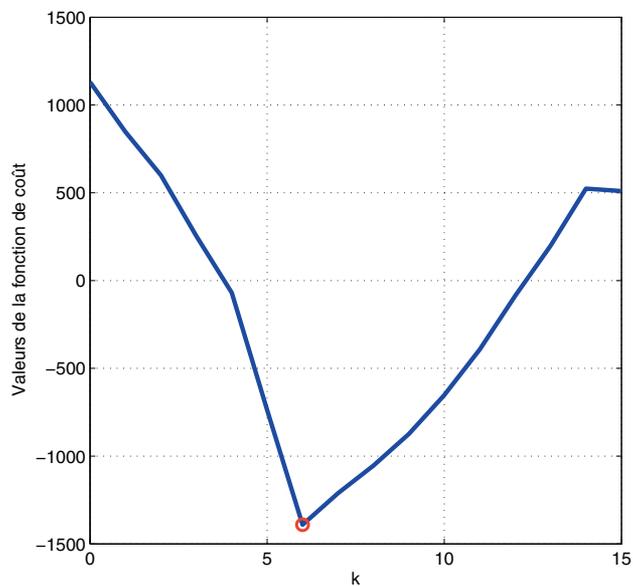
Figure 18. Signal transmis $r(t)$, signal reçu tronqué $x_{\text{tronq}}(t)$, et spectres correspondants, pour $\text{RSB} = 0 \text{ dB}$

d'avoir un nombre de MPC supérieur à L est d'environ 10^{-8} . Notons que la valeur de K peut être réduite de moitié ($K = 15$) ou à un tiers ($K = 11$) lorsque cette probabilité augmente à 10^{-2} ($L = 7$) ou 10^{-1} ($L = 5$) respectivement.

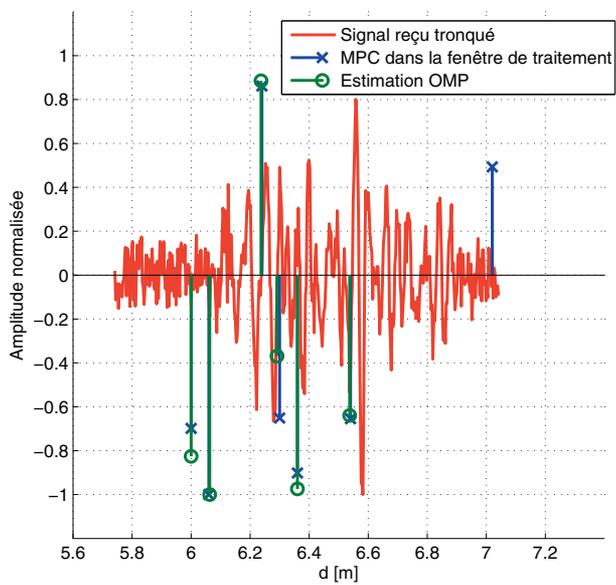
Le vecteur représenté par le rapport des spectres pour les K fréquences de la bande effective du signal transmis, permet d'estimer à la fois le nombre de MPC du premier cluster (figure 19a) par le critère AIC (Akaike Information Criterion) (Wax et Kailath, 1985) et ensuite les amplitudes et les retards correspondants (figure 19b). L'utilisation de l'algorithme OMP pour cette dernière étape est justifiée par le caractère parcimonieux de la réponse impulsionnelle du canal UWB.

Le résultat représenté sur la figure 19b permet en même temps d'illustrer un phénomène typique pour l'approche proposée. Ainsi, le signal reçu tronqué $x_{\text{tronq}}(t)$ au niveau du premier cluster inclut, à côté des signaux correspondant aux trajets multiples de celui-ci, des bouts de signaux correspondant aux premiers trajets multiples du deuxième cluster. Ceux-ci n'ont pas d'influence significative sur les résultats obtenus, le plus souvent n'étant même pas détectés, comme c'est le cas du dernier MPC sur la figure 19b. De toute manière, seul le premier MPC est important, car celui-ci permet d'estimer la distance entre les deux capteurs UWB.

Les performances de localisation de l'approche proposée ont tout d'abord été évaluées en termes d'erreur moyenne d'estimation de la distance $\Delta D_{\text{moyenne}}$, pour des RSB compris entre -5 dB et 30 dB (figure 20a). Pour chaque valeur du RSB nous

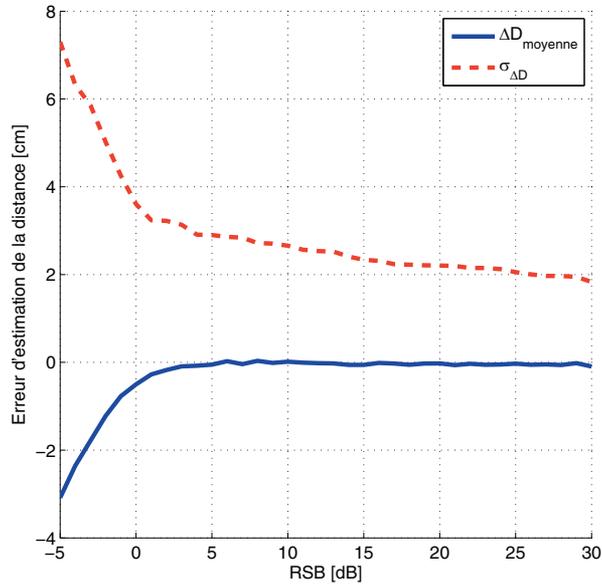


(a)

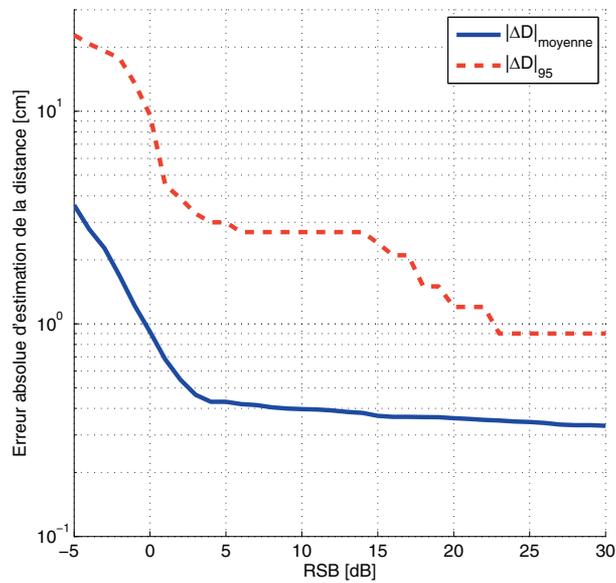


(b)

Figure 19. Exemple d'estimation du nombre de trajets multiples du premier cluster (a) et de la distance et des amplitudes pour les trajets multiples du premier cluster (b)



(a)



(b)

Figure 20. Performance de la méthode proposée pour l'estimation de la distance entre deux capteurs UWB en termes de biais et écart-type (a) et d'erreur absolue moyenne et intervalle contenant 95 % des valeurs de l'erreur absolue d'estimation (b)

avons moyenné les résultats de 10 000 réalisations. Pour chacune de ces réalisations, la distance entre les deux capteurs UWB est tirée aléatoirement entre 1 m et 12 m. On peut constater que l'estimation de la distance proposée est non-biaisée pour les RSB supérieurs à 5 dB. Nous avons également représenté sur la même figure l'écart-type $\sigma_{\Delta D}$ associé, qui s'avère relativement faible pour les RSB supérieurs à 0 dB.

En réalité, les performances de l'approche proposée pour l'estimation de la distance sont encore meilleures que ne laissent penser les valeurs de l'écart-type $\sigma_{\Delta D}$, car la distribution de l'erreur d'estimation s'éloigne significativement d'une gaussienne pour les RSB élevés, le kurtosis étant d'environ 50. C'est pourquoi nous avons aussi représenté sur la figure 20b la moyenne de l'erreur absolue d'estimation de la distance $|\Delta D|_{moyenne}$, ainsi que l'intervalle $|\Delta D|_{95}$ qui concentre 95 % de ses valeurs. Cette figure fait apparaître une erreur absolue moyenne bien plus faible que dans le cas de l'approche décrite dans Espes *et al.* (2013), surtout pour les faibles RSB. Nous pouvons également constater que l'erreur maximale est inférieure à 1 cm, avec une probabilité de 0,95, pour les RSB élevés, et inférieure à 10 cm pour un RSB ≥ 0 dB, avec la même probabilité.

5. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé deux schémas d'échantillonnage compressé de signaux passe-bande à taux d'innovation fini. Le schéma monovoie du filtre SoS est basé sur deux filtres réels, et le schéma multivoie MCMW utilise des mélangeurs avec des formes d'onde pseudo-aléatoires périodiques suivis d'intégrateurs. Ces schémas permettent d'échantillonner à des fréquences minimales, qui ne dépendent pas de la bande passante du signal, mais du nombre de degrés de liberté des signaux par unité de temps. Des valeurs uniformément espacées du spectre du signal reçu sont obtenues en sortie de ces schémas, permettant d'estimer les amplitudes et les retards associés aux trajets multiples. Nous avons ensuite validé l'approche proposée pour l'estimation du canal UWB et montré qu'il existe un compromis entre les performances obtenues, en fonction du rapport signal à bruit, et le nombre de voies du schéma MCMW. Enfin, une nouvelle méthode basée sur un détecteur d'énergie, le schéma MCMW et l'algorithme OMP a été proposée pour estimer le retard correspondant au trajet direct d'une impulsion UWB, information qui permet d'obtenir une localisation précise en environnement intérieur.

Bibliographie

- Akbar R., Radoi E., Azou S. (2010). Conception d'une forme d'onde IR-UWB optimisée et analyse de ses performances dans le canal IEEE 802.15.3a. In: *Conf. MajecSTIC 2010*, Bordeaux, France. p. 1-8, 13-15.
- Basaran M., Erkucuk S., Cirpan H. (2014). Compressive sensing for ultra-wideband channel estimation: on the sparsity assumption of ultra-wideband channels. *Int. J. Commun. Sys.*, vol. 27, n° 11, p. 3383-3398.
- Cai T., Wang L. (2011). Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise. *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 57, n° 7, p. 4680-4688.

- Candes E., Romberg J., Tao T. (2006). Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, n° 2, p. 489-509.
- Cassoli D., Win M., Vatalaro F., Molisch A. (2002). Performance of low-complexity rake reception in a realistic UWB channel. In: *IEEE Int. Conf. Commun. (ICC)*, p. 763-767.
- Donoho D.L. (2006). Compressed sensing. *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, n° 4, p. 1289-1306.
- Eldar Y.C., Kutyniok G. (2012). *Compressed sensing: theory and applications*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Espes D., Daher A., Autret Y., Radoi E., Le Parc P. (2013). Ultra-wideband positioning for assistance robots for elderly. In: *10th IASTED Int. Conf. Signal Process., Pattern Recognition and Applications (SPPRA 2013)*, Innsbruck, Austria.
- Foerster R. (2001). The effects of multipath interference on the performance of UWB systems in an indoor wireless channel. In: *Veh. Technol. Conf. (VTC). IEEE VTS 53rd, Rhodes, IEEE*, p. 1176-1180.
- Gedalyahu K., Tur R., Eldar Y.C. (2011). Multichannel sampling of pulse streams at the rate of innovation. *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, n° 4, p. 1491-1504.
- Kusuma J., Coyal V. (2006). Multichannel sampling of parametric signals with a successive approximation property. In: *IEEE Int. Conf. Image Process., Atlanta, GA*, p. 1265-1268.
- Kusuma J., Maravic I., Vetterli M. (2003). Sampling with finite rate of innovation: channel and timing estimation for UWB and GPS. In: *IEEE Int. Conf. Commun. (ICC)*, vol. 5. p. 3540-3544.
- Maravic I., Vetterli M. (2005). Sampling and reconstruction of signals with finite rate of innovation in the presence of noise. *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 53, n° 8, p. 2788-2805.
- Molisch A., Balakrishnan K., Cassoli D., Chong C.-C., Emami S., Fort A., *et al.* (2004). IEEE 802.15.4a channel model – final report. *IEEE P802*, vol. 15, n° 4.
- Molisch A., Cassoli D., Chong C.-C., Emami S., Fort A., Kannan B., *et al.* (2006). A comprehensive standardized model for ultrawideband propagation channels. *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 54, n° 11, p. 3151-3166.
- Olkkonen H., Olkkonen J. (2008). Measurement and reconstruction of impulse train by parallel exponential filters. *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 15, p. 241-244.
- Schmidt R.O. (1981). *A signal subspace approach to multiple emitter location and spectral estimation*. Thèse de doctorat non publiée, Stanford University, Stanford, USA.
- Tan V., Goyal V. (2008). Estimating signals with finite rate of innovation from noisy samples: a stochastic algorithm. *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 56, n° 10, p. 5135-5146.
- Tur R., Eldar Y., Friedman Z. (2011). Innovation rate sampling of pulse streams with application to ultrasound imaging. *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, n° 4, p. 1827-1842.
- Vetterli M., Marziliano P., Blu T. (2002). Sampling signals with finite rate of innovation. *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 50, n° 6, p. 1417-1428.

- Waweru N., Konditi D., Langat P. (2014). Performance analysis of MUSIC, root-MUSIC and ESPRIT DOA estimation algorithm. *Int. J. Electr. Comput. Energ. Electron. Commun. Eng.*, vol. 8, n° 1, p. 209-216.
- Wax M., Kailath T. (1985). Detection of signals by information theoretic criteria. *IEEE Trans. ASSP*, vol. 33, n° 2, p. 387-392.
- Weber T., Ahmad B., Ihle M. (2013). Sub-Nyquist sampling for TDR sensors: finite rate of innovation with dithering. In: *Proc. of the International Workshop on Compressed Sensing Applied to Radar, Bonn*.
- Win M., Scholtz R. (1998). On the energy capture of ultrawide bandwidth signals in dense multipath environments. *IEEE Commun. Lett.*, vol. 2, n° 9, p. 245-247.
- Win M., Scholtz R. (2002). Characterization of ultrawide bandwidth wireless indoor communications channel: a communication theoretic view. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 20, n° 9, p. 1613-1627.
- Yang L., Giannakis G. (2004). Ultra-wideband communications: an idea whose time has come. *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 21, n° 6, p. 26-54.

Article reçu le : 30 septembre 2015

Accepté le : 20 mars 2017