HAL
open science

Optimisation du modèle autoregressif AR(2) pour l'estimation d'un canal radio-mobile de Rayleigh-Jakes à évanouissement plat

Ali Houssam El Husseini, Eric Pierre Simon, Laurent Ros

To cite this version:

Ali Houssam El Husseini, Eric Pierre Simon, Laurent Ros. Optimisation du modèle autoregressif AR(2) pour l'estimation d'un canal radio-mobile de Rayleigh-Jakes à évanouissement plat. GRETSI 2017 - XXVIème Colloque francophone de traitement du signal et des images, Sep 2017, Juan-Les-Pins, France. hal-01587888

HAL Id: hal-01587888

https://hal.science/hal-01587888v1

Submitted on 14 Sep 2017

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

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

Optimisation du modèle autoregressif AR(2) pour l'estimation d'un canal radio-mobile de Rayleigh-Jakes à évanouissement plat

Ali Houssam EL HUSSEINI[1] , Eric Pierre SIMON[1] , Laurent ROS[2]

[1]IEMN lab, Groupe TELICE, Université de Lille 1, 59650 Villeneuve d'Ascq, France

[2]GIPSA-Lab, Département Image et Signal, BP46, 38402 Saint-Martin d'Hères, France

ali.housseini@outlook.com, eric.simon@univ-lille1.fr,
laurent.ros@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Résumé – Nous traitons l'estimation d'un canal de communication radio-mobile aléatoire selon un modèle de Rayleigh à spectre Doppler de Jakes (modèle dû à R.H. Clarke en 1968), non-sélectif en fréquence et à variations lentes à l'échelle du temps symbole. Une méthode classique de la littérature consiste à approcher les variations du canal par un modèle Auto-Régressif d'ordre p (AR(p)) dont les paramètres sont ajustés selon le critère CM (CM pour "correlation matching"), puis à réaliser l'estimation par Filtrage de Kalman (KF) avec ce modèle. A l'ordre 1, la littérature a montré que les performances sont loin de la borne de Cramer-Rao Bayésienne pour des variations du canal lentes à modérées, ce qui est le cas de nombreuses applications. De récentes études portant sur l'ordre 1 ont montré l'intérêt de remplacer le critère CM par un critère MAV (Minimisation of Asymptotic Variance). Par ailleurs, il a également été montré dans la littérature qu'augmenter l'ordre du modèle en passant d'un AR(1) à un AR(2) ne permettait pas d'améliorer les performances lorsque le critère CM est considéré. Pour obtenir une amélioration des performances, il apparait essentiel d'envisager le critère MAV avec l'ordre 2, ce que montre cet article. En imposant une relation linéaire entre un des paramètres et la fréquence Doppler, nous dérivons des formules analytiques de réglage sous-optimal des paramètres du modèle AR(2) en fonction du niveau de bruit et de la fréquence Doppler du canal, qui sont validées à l'aide de simulations.

Abstract – This paper deals with the estimation of the flat fading Rayleigh channel with Jakes' Doppler spectrum (model due to R.H. Clarke in 1968), frequency non-selective and slow fading variations. A common method of the literature consists in approximating the variations of the channel by an auto-regressive model of order p (AR (p)), whose parameters are adjusted according to the criterion "correlation matching" (CM) then estimated by Kalman filter (KF). Recent studies on first order showed that the performances are far from the Bayesian Cramer-Rao bound for slow to moderate channel variations, which is the case for many applications. Recent studies on order 1 have shown the importance of replacing the CM criterion with a MAV criterion (Minimization of Asymptotic Variance). Moreover, it has also been shown in the literature that increasing the order of the model by passing from an AR (1) to an AR (2) didn't improve performance when the criterion CM is considered. In order to obtain an improvement in performance, it is essential to consider the MAV criterion with order 2, as shown in this article. By imposing a linear relation between one of the parameters and the Doppler frequency, we derive analytic formulas for suboptimal adjustment of the parameters of AR(2) as a function of the noise level and the Doppler frequency of the channel, which are validated by simulations.

1 Introduction

Cet article s'inscrit dans le thème de l'estimation de canal pour les communications radio-mobiles. Le problème traité est celui de l'estimation d'un canal qui évolue selon un modèle aléatoire de Rayleigh à spectre Doppler de Jakes (modèle le plus courant du domaine, dû à R.H. Clarke en 1968). Classiquement, l'estimation du canal est réalisée avec un filtre de Kalman (KF), ce qui nécessite de choisir un modèle d'état pour approcher les variations du canal. Le modèle d'état le plus couramment utilisé dans la littérature est le modèle Auto-Régressif d'ordre p (AR(p)), dont les paramètres sont ajustés selon un critère de coïncidence de corrélation (noté CM pour "Correlation Matching" dans la suite) [1]. Cependant les performances en terme de distance avec la borne de Cramer-Rao Bayésienne (BCRB) sont décevantes en cas de variation lente à modérée du canal. Il a notamment été montré dans [2] que même en augmentant l'ordre du modèle AR d'un ordre $p = 1$ à $p = 2$, les performances de l'estimation stagnaient (Voir [2]-Fig B.2). Les auteurs de [1] ont proposé de corriger le critère CM en ajoutant un paramètre très faible ε sur la diagonale de la matrice de corrélation à inverser pour améliorer son conditionnement, ce qui permet d'améliorer sensiblement les performances. Cependant, le paramètre ε est réglé uniquement par simulation et la courbe d'erreur quadratique moyenne (EQM) est encore loin de la BCRB. Des travaux récents se sont alors focalisés sur un autre modèle d'état, le modèle à marche aléatoire (RW pour "Random walk") avec un critère de minimisation de variance asymptotique (MAV) [3, 4, 5]. Ces études ont montré que le passage de l'ordre 1 à un ordre plus élevé permettait cette fois d'obtenir un gain significatif en performance. De plus, à ordre équivalent, le KF avec RW avait une EQM plus faible que le KF avec AR réglé par CM. Par ailleurs, ces études avaient l'avantage de fournir les formules analytiques pour le réglage

optimal des paramètres du modèle. Bien que les modèles RW et AR aient des différences notables (le modèle RW est non stationnaire contrairement au modèle AR, et fait surtout référence pour modéliser l'évolution de phase qui est modulo 2π), on peut penser que l'utilisation d'un modèle AR(2) bien réglé doive aussi permettre une amélioration significative par rapport au modèle AR(1). Cependant, alors que le modèle AR est le plus utilisé dans la littérature pour modéliser et estimer le canal, il n'existe pas à notre connaissance de travaux analytiques sur le réglage optimal (selon le critère MAV au lieu de CM) du modèle AR(2) pour l'estimation du canal de Rayleigh-Jakes. De tels travaux ont eu lieu récemment avec des résultats prometteurs, mais seulement avec le modèle AR(1)[2]. Nous proposons ici d'étendre ces travaux à l'ordre 2. Ainsi, des formules analytiques de réglage des paramètres sont établies, et il est montré que le passage d'un ordre 1 à un ordre 2 ainsi réglé permet effectivement une nette augmentation des performances de l'estimation. Organisation : la section 2 présente le modèle analytique. Les résulats de simulation sont présentés dans la section 3, et enfin la conclusion dans la section 4.

2 Modèle et filtre de Kalman

2.1 Modèle et objectif d'estimation

Nous considérons l'estimation d'un canal de Rayleigh à évanouissements plats. L'observation à temps discret est :

$$y_{(k)} \;=\; \alpha_{(k)} \;+\; w_{(k)} \tag{1}$$

où k est l'indice temporel (symbole), $w_{(k)}$ est un bruit blanc additif centré complexe circulaire Gaussien de variance σ_w^2, et $\alpha_{(k)}$ est le gain complexe (GC) du canal centré complexe circulaire Gaussien de variance $\sigma_\alpha^2 = 1$. Bien que très simple, ce modèle est considéré dans des systèmes plus complexes, comme l'OFDM où α représenterait la fonction de transfert du canal évaluée sur une sous-porteuse [4]. La fréquence Doppler normalisée est $f_d T$, où T est la période symbole. On suppose pour notre étude que $f_d T \ll 1$, ce qui est le cas courant en mobilité (voiture, train). On suppose un spectre Doppler de Jakes :

$$\Gamma_\alpha(f) = \begin{cases} \dfrac{\sigma_\alpha^2}{\pi f_d \sqrt{1-\left(\frac{f}{f_d}\right)^2}} & \text{si } |f| < f_d \\ 0 & \text{si } |f| > f_d \end{cases} \tag{2}$$

La fonction de corrélation du gain complexe est alors :

$$R_\alpha[n] \stackrel{\text{def}}{=} E\left\{\alpha_{(k)}\alpha^*_{(k-n)}\right\} = \sigma_\alpha^2 J_0(2\pi f_d T n),\; n \in \mathbb{Z} \tag{3}$$

où J_0 est la fonction de Bessel d'ordre 0 de 1ère espèce.
Le gain complexe est approché par le modèle autorégressif d'ordre 2 AR(2) :

$$\tilde{\alpha}_{(k)} = a_1 \tilde{\alpha}_{(k-1)} + a_2 \tilde{\alpha}_{(k-2)} + u_{(k)} \tag{4}$$

où le bruit d'état $u_{(k)}$ est un bruit blanc Gaussien complexe circulaire de variance $\sigma_u^2 = R_{\tilde{\alpha}}[0] - a_1 R_{\tilde{\alpha}}[1] - a_2 R_{\tilde{\alpha}}[2]$. Cette expression est calculée par les équations de Yule-Walker [6]. Ces équations donnent également $R_{\tilde{\alpha}}[1] = \dfrac{a_1 R_{\tilde{\alpha}}[0]}{1-a_2}$ et $R_{\tilde{\alpha}}[2] = a_1 R_{\tilde{\alpha}}[1] + a_2 R_{\tilde{\alpha}}[0]$.
En utilisant ces expressions (avec $R_{\tilde{\alpha}}[0] = R_\alpha[0] = \sigma_\alpha^2$), on obtient σ_u^2 uniquement en fonction de a_1 et a_2, ce qui sera utile pour la suite :

$$\sigma_u^2 = \sigma_\alpha^2 \frac{(1+a_2)(1-a_1-a_2)(1+a_1-a_2)}{(1-a_2)} \tag{5}$$

En passant par la transformée en z de l'équation (4), la fonction de transfert du modèle AR(2) est :

$$H(z) = \frac{1}{1-a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}} \tag{6}$$

Dans notre cas le modèle de Jakes est approché par le modèle AR(2). Pour concevoir un filtre passe bande à partir du filtre ci-dessus et pour avoir le pic autour de $f_d T$, il suffit de placer deux pôles conjugués complexes dans le plan z en $z_1 = r \cdot \mathrm{e}^{-j2\pi f_{\mathrm{AR}(2)} T}$ et $z_2 = r \cdot \mathrm{e}^{+j2\pi f_{\mathrm{AR}(2)} T}$ (z_1 et z_2 pôles de $H(z)$) [7], [8] :

$$H(z) = \frac{1}{(1-z_1 z^{-1})(1-z_2 z^{-1})} = \frac{1}{1-2\mathrm{r}\cdot\cos(2\pi f_{\mathrm{AR}(2)} T) z^{-1} + r^2 z^{-2}} \tag{7}$$

et de choisir $f_{\mathrm{AR}(2)} T$ autour de $f_d T$, et r proche de 1 pour placer les pôles près du cercle unité. Ainsi, [7] choisit $f_{\mathrm{AR}(2)} T = f_d T$ alors que [8] choisit $f_{\mathrm{AR}(2)} T = \frac{1}{\sqrt{2}} f_d T$. Cependant aucune formule n'est donnée pour le choix de r. En comparant (6) et (7) on trouve $a_1 = 2r\cos(2\pi f_{\mathrm{AR}(2)} T)$ et $a_2 = -r^2$. Avec $f_{\mathrm{AR}(2)} T$ proche de $f_d T \ll 1$ et r proche de 1, on obtient a_1 proche de 2 et a_2 proche de -1, avec $|a_1| < 2$ et $|a_2| < 1$ pour assurer la stationnarité [7]. Ces ordres de grandeur seront utilisés pour obtenir des formules analytiques simplifiées. La minimisation de l'EQM du filtre de Kalman en régime asymtotique, $\sigma_\varepsilon^2 = E\left\{|\alpha_{(k)} - \hat{\alpha}_{(k|k)}|^2\right\}$, où $\hat{\alpha}_{(k|k)}$ est l'estimée de $\alpha_{(k)}$, est le critère optimal que nous allons chercher à approcher pour calculer les paramètres du modèle autorégressif AR(2).

2.2 Equations du filtre de Kalman

Le modèle autorégressif du second ordre peut être reformulé dans un modèle d'état. Le vecteur d'état à considérer inclut le gain de canal à k et $k-1$, $\boldsymbol{\alpha}_{(k)} = [\alpha_{(k)}, \alpha_{(k-1)}]^T$ et $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{(k)} = [\tilde{\alpha}_{(k)}, \tilde{\alpha}_{(k-1)}]^T$. La matrice de transition d'état est $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ et le vecteur du bruit d'état est : $\mathbf{u}_{(k)} = [u_{(k)}, 0]^T$. Le vecteur de transition de taille 1×2 est $\mathbf{s}^T = [1, 0]$. L'évolution d'état de (4) et de l'observation (1) devient :

$$\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{(k)} = \mathbf{M}\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{(k-1)} + \mathbf{u}_{(k)} \tag{8}$$

$$y_{(k)} = \mathbf{s}^T \boldsymbol{\alpha}_{(k)} + w_{(k)} \tag{9}$$

En regardant la formulation du modèle d'état (8) et (9), les deux étapes du filtre sont données par :
Equations de Prédiction :

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{(k|k-1)} = \mathbf{M}\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{(k-1|k-1)} \tag{10}$$

$$\mathbf{P}_{(k|k-1)} = \mathbf{M}\mathbf{P}_{(k-1|k-1)}\mathbf{M}^H + \mathbf{U} \tag{11}$$

Equations de mise à jour :

$$\mathbf{K}_{(k)} = \frac{\mathbf{P}_{(k|k-1)}\mathbf{s}}{\mathbf{s}^T\mathbf{P}_{(k|k-1)}\mathbf{s} + \sigma_w^2} \tag{12}$$

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{(k|k)} = \hat{\boldsymbol{\alpha}}_{(k|k-1)} + \mathbf{K}_{(k)}(y_{(k)} - \mathbf{s}^T\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{(k|k-1)}) \tag{13}$$

$$\mathbf{P}_{(k|k)} = (\mathbf{I}_2 - \mathbf{K}_{(k)}\mathbf{s}^T)\mathbf{P}_{(k|k-1)} \tag{14}$$

Avec $\mathbf{K}_{(k)} = [K_{1(k)}, K_{2(k)}]^T$ le gain du filtre de Kalman, $\mathbf{U} = \begin{bmatrix}\sigma_u^2 & 0\\ 0 & 0\end{bmatrix}$, $\mathbf{I}_2$ matrice identité de taille 2×2 et $\mathbf{P}_{(k|k)}$ et $\mathbf{P}_{(k|k-1)}$ sont respectivement les matrices de covariance de taille 2×2 a posteriori et prédites.

2.3 Filtre de Kalman en régime permanent

Comme le système linéaire est observable et contrôlable, un régime asymptotique est rapidement atteint pour lequel les covariances et gain du filtre deviennent constants :

$\mathbf{K}_{(k)} = \mathbf{K}_{(k+1)} = \mathbf{K}_\infty = \begin{bmatrix}K_1\\ K_2\end{bmatrix}$, $\mathbf{P}_{(k|k)} = \mathbf{P}_{(k+1|k+1)} = \mathbf{P}_\infty = \begin{bmatrix}P_{11} & P_{12}\\ P_{21} & P_{22}\end{bmatrix}$ et $\mathbf{P}_{(k|k-1)} = \mathbf{P}_{(k+1|k)} = \mathbf{P}'_\infty = \begin{bmatrix}P'_{11} & P'_{12}\\ P'_{21} & P'_{22}\end{bmatrix}$

L'objectif de cette section est de calculer K_1 en fonction de σ_u (lui même fonction de $a_1$et a_2) pour pouvoir faire ensuite l'optimisation dans la section suivante. Pour cela, il est nécessaire de résoudre l'équation de Ricatti en P'_{11} obtenue en manipulant les équations précédentes. [9] donne une solution analytique de P'_{11}, d'où K_1 :

$$K_1 \simeq \sqrt{\frac{2\sigma_u}{\sigma_w}} \tag{15}$$

Cette formule simple a été obtenue avec les hypothèses suivantes : $a_1 \simeq 2$, $a_2 \simeq -1$, $\frac{\sigma_u^4}{\sigma_w^4} \ll \frac{\sigma_u^2}{\sigma_w^2} \ll \frac{\sigma_u}{\sigma_w} \ll \sqrt{\frac{\sigma_u}{\sigma_w}}$

Les hypothèses sur a_1, a_2 ont été justifiées dans la Section 2.1. De plus, en pratique on a toujours $\sigma_u \ll \sigma_w$ et $\sigma_u \ll 1$, ce qui justifie les autres hypothèses.

2.4 Variance de l'EQM en régime permanent et optimisation

$L(z)$ est la fonction de transfert du filtre qui donne $\hat{\alpha}_{(k|k)}$ avec l'observation $y_{(k)}$ en entrée. En régime permanent, la solution est donnée d'après (10) et (13) du système d'équations du filtre de Kalman en domaine de z par :

$$L(z) = \frac{K_1 + a_2K_2z^{-1}}{1 + z^{-1}(a_2K_2 - a_1(1-K_1)) - a_2(1-K_1)z^{-2}} \tag{16}$$

On a donc $\hat{\alpha}(z) = L(z)(\alpha(z) + w(z))$ et l'erreur d'estimation s'écrit :

$$\varepsilon(z) = \alpha(z) - \hat{\alpha}(z) = (1 - L(z))\alpha(z) - L(z)w(z) \tag{17}$$

On déduit la puissance de l'erreur à partir de $\varepsilon(z)$ (17) :

$$\sigma_\varepsilon^2 = \int_{-f_d}^{+f_d} |1 - L(e^{2i\pi fT})|^2\Gamma_\alpha(f)df + \sigma_w^2T\int_{-\frac{1}{2T}}^{\frac{1}{2T}} |L(e^{2i\pi fT})|^2df \tag{18}$$

La première intégrale correspond à l'erreur dynamique de poursuite, et la deuxième à l'erreur statique due au bruit. Pour le spectre de Jakes (2), on obtient l'expression simplifiée suivante :

$$\sigma_\varepsilon^2 \simeq \sigma_\alpha^2\frac{6\pi^4(f_dT)^4}{K_1^4} + \sigma_w^2\frac{3K_1}{4} \tag{19}$$

Les hypothèses suivantes ont été utilisées pour obtenir les simplifications : $a_1 \simeq 2$, $a_2 \simeq -1$, $K_1^4 \ll K_1^3 \ll K_1^2 \ll K_1 \ll 1$, $f_dT^4 \ll f_dT^3 \ll f_dT^2 \ll f_dT \ll 1$ et $z = e^{2i\pi fT} \simeq 1 + i2\pi fT$.

On utilise (15) dans (19), puis on cherche σ_u^2 qui minimise σ_ε^2. On obtient :

$$\sigma_u^2(\text{MAV}) = 4\pi^{\frac{16}{5}}(\sigma_\alpha^2(f_dT)^4\sqrt{\sigma_w})^{\frac{4}{5}} \tag{20}$$

or d'après (5), σ_u^2 peut s'exprimer en fonction de a_1, a_2 :

$$\sigma_u^2 \simeq 2\sigma_\alpha^2(1+a_2)(1-a_1-a_2) \tag{21}$$

en supposant que $1 - a_2 \simeq 2$, $1 + a_1 - a_2 \simeq 4$, $1 + a_2 \ll 1$ et $1 - a_1 - a_2 \ll 1$.

On en déduit la relation suivante entre a_1 et a_2 :

$$a_1 = -\frac{a_2^2 + 2\pi^{\frac{16}{5}}((f_dT)^4\sqrt{\sigma_w})^{\frac{4}{5}}(\sigma_\alpha^2)^{-\frac{1}{5}} - 1}{a_2 + 1} \tag{22}$$

L'équation (22) permet de régler a_1 en fonction de a_2 et simplifie ainsi la recherche (à 1 dimension au lieu de 2) des paramètres optimaux : l'EQM asymptotique est mesurée par simulation "Monte-Carlo" pour une grille de valeurs de a_2, et on relève la valeur de a_2 correspondant à l'EQM minimale. La figure (a) montre les résulats de simulations de a_2 en fonction de f_dT pour différents RSB. Sur les courbes, on voit qu'il y a approximativement des relations affines du type $a_2 = -1 + \gamma f_dT$, qui dépendent du RSB. La figure (b) montre que $\gamma = 2/3$ (optimal pour RSB = 20 dB) est un bon compromis. On imposera donc :

$$a_2 = -1 + \frac{2}{3}f_dT \tag{23}$$

puis en injectant cette valeur dans (22), on obtient les paramètres qui permettent d'approcher l'EQM minimale.

3 Résultats de simulation et discussion

La figure (c) présente les performances en terme d'EQM du KF avec l'AR(2) réglé par (22) et (23) en fonction du RSB. Nous avons rajouté les performances des algorithmes de la littérature comme base de comparaison, soit le KF avec l'AR(1) réglé par MAV [2], ainsi que le KF avec l'AR(2) réglé par CM avec et sans le ε de correction [1]. Les résultats montrent la supériorité du critère MAV approché sur le critère CM, même

optimisé avec le paramètre de correction ε calculé selon [1]. De plus, nos résultats montrent que le passage de l'ordre 1 à l'ordre 2 pour l'AR avec le critère MAV améliore les performances de manière significative en les rapprochant de la borne BCRB, ce qui n'était pas le cas avec le critère CM selon la litérature.

4 Conclusion

L'étude portait sur la poursuite d'un canal de Rayleigh à évanouissement plat par un filtre de Kalman avec un modèle autorégressif d'ordre 2 réglé par un critère de minimisation de variance d'erreur asymptotique. Nous avons dérivé une solution approchée en imposant une contrainte de relation linéaire entre le paramètre a_2 du modèle et la fréquence Doppler. Cette solution sous-optimale présente une EQM plus faible que les algorithmes de la littérature.

Travail réalisé dans le cadre du projet ELSAT2020 qui est cofinancé par l'Union Européenne avec le Fonds européen de développement régional, par l'Etat et la Région Hauts de France.

Références

[1] K. E. Baddour and N. C. Beaulieu, "Autoregressive models for fading channel simulation," in *Global Telecom. Conf., 2001. GLOBECOM '01. IEEE*, vol. 2, 2001, pp. 1187–1192 vol.2.

[2] S. Ghandour-Haidar, L. Ros, and J.-M. Brossier, "On the use of first-order autoregressive modeling for Rayleigh flat fading channel estimation with Kalman filter," *Signal Process.*, vol. 92, no. 2, 2012.

[3] L. Ros and E. P. Simon, "Second-order modeling for Rayleigh flat fading channel estimation with Kalman Filter," in *17th International Conference on (DSP)*, 2011.

[4] H. Shu, L. Ros, and E. P. Simon, "Simplified Random-Walk-Model-Based Kalman Filter for Slow to Moderate Fading Channel Estimation in OFDM Systems," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 62, no. 15, Aug 2014.

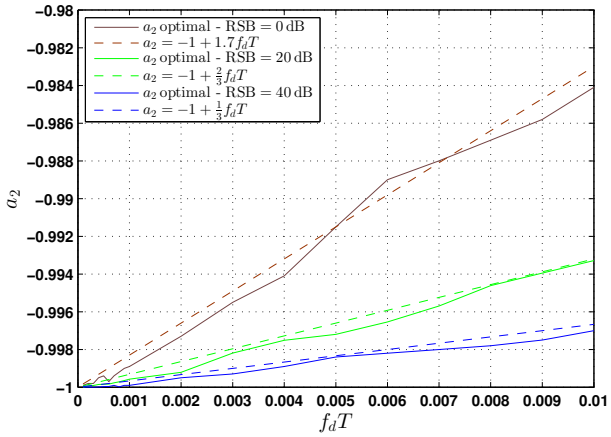
[5] H. Shu, E. P. Simon, and L. Ros, "Third-Order Kalman Filter : Tuning and Steady-State Performance," *IEEE Signal Process Lett.*, vol. 20, no. 11, Nov 2013.

[6] G. Eshel, "The yule walker equations for the AR coefficients ," *Internet resource, vol. 2, p. 68-73.*, 2003.

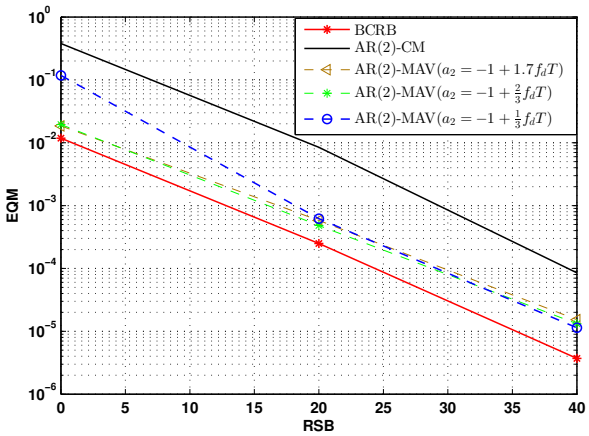
[7] L. Lindbom, "Simplified Kalman estimation of fading mobile radio channels : high performance at LMS computational load," in *IEEE Int.Conf. on Acoust. Speech Signal Process.*, vol. 3, April 1993.

[8] H.-Y. Wu and A. Duel-Hallen, "On the performance of coherent and noncoherent multiuser detectors for mobile radio CDMA channels," in *ICUPC*, vol. 1, Sep 1996.

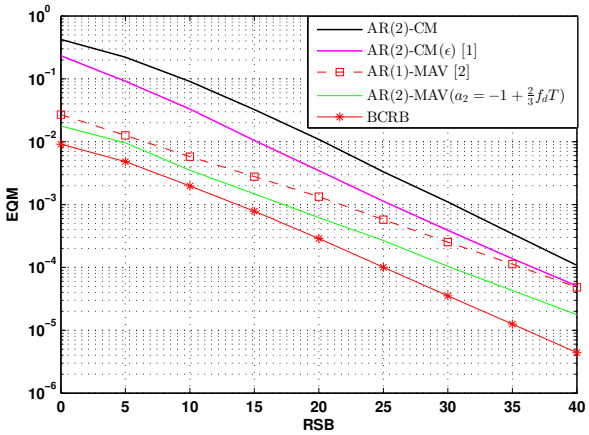
[9] B. Ekstrand, "Analytical Steady State Solution for a Kalman Tracking Filter," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-19, no. 6, Nov 1983.



(a) Valeurs expérimentales et approximation linéaire de a_2 en fonction de $f_d T$ pour RSB=0, 20, et 40 dB.



(b) Variations de l'EQM en fonction du RSB pour différentes contraintes imposées sur a_2 (de type $a_2 = -1 + \gamma f_d T$) pour $f_d T = 10^{-3}$.



(c) EQM du filtre de Kalman proposé AR(2)-MAV($-1 + \frac{2}{3} f_d T$) en fonction du *RSB* pour $f_d T = 10^{-3}$ et comparaison avec la litterature.