

Identification aveugle de système acoustique et application à la déréverbération de la parole

W. BOBILLET¹, E. GRIVEL¹, R. GUIDORZI² et M. NAJIM¹

¹ Equipe Signal et Image, UMR 5131 LAPS,
351 Cours de la libération, 33405 Talence Cedex, France

² Dipartimento di Elettronica, Informatica e Sistemistica, Università di Bologna,
Viale del Risorgimento 2, 40136 Bologna, Italy

email: {william.bobillet, eric.grivel, mohamed.najim}@laps.u-bordeaux1.fr, rguidorzi@deis.unibo.it

Résumé – Cet article traite de la déréverbération aveugle d'un signal de parole fondée sur deux microphones. Les réverbérations entre le locuteur et les microphones sont modélisées par des filtres à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF). Les versions réverbérées du signal de parole sont perturbées par des bruits blancs additifs, dont les variances ne sont pas nécessairement les mêmes. Nous proposons une version modifiée de la méthode initialement développée dans le domaine du contrôle par Guidorzi et al., et qui permet d'estimer de façon aveugle les RIF, ainsi que les variances des bruits additifs. Elle tire profit des propriétés des matrices d'autocorrélation des versions réverbérées de la parole et des observations bruitées.

Abstract – This paper deals with the blind speech dereverberation issue when using two microphones. The reverberations between the source signal and the microphones are modelled by Finite Impulse Responses (FIR). The reverberated versions of speech are then contaminated by additive white noises whose variances could be different. The method we propose is a modified version of the identification technique developed by Guidorzi et al. in the framework of control. It makes it possible to estimate both the FIR and the variances of the additive noises and is based on the properties of the autocorrelation matrices of both the reverberated versions of the speech and the noisy observations.

1. Introduction

Dans la plupart des applications modernes de transmission de la parole, telles que les communications sans fil, les vidéoconférences ou les systèmes de reconnaissance de la parole, diverses sources de bruit dégradent le signal utile. Ainsi, une étape de rehaussement est souvent nécessaire pour améliorer l'intelligibilité de la parole.

Lorsque l'on considère des environnements clos, il faut prendre en compte l'acoustique environnant le locuteur. En effet, le signal de parole peut subir de nombreuses réverbérations en suivant de multiples trajets avant d'atteindre le microphone. Ces réverbérations entraînent une distorsion spectrale du signal qui peut être modélisée par des filtres à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF).

Dans le contexte monovoie, l'utilisation des statistiques d'ordre deux ne permet de retrouver que des RIF à minimum de phase [2]. Pour cette raison, les statistiques d'ordre supérieur ont été exploitées [15] [16]. Néanmoins, ces méthodes nécessitent l'utilisation d'un grand nombre d'échantillons et reposent sur l'hypothèse de stationnarité du signal sur de longues fenêtres temporelles, ce qui n'est pas le cas pour le signal de parole.

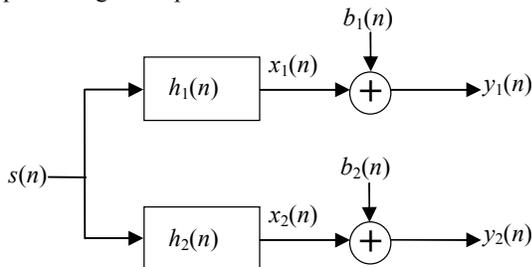


FIG 1 : parole réverbérée et bruitée, captée par deux microphones

Ainsi, l'utilisation de plusieurs microphones est souvent nécessaire pour l'égalisation aveugle de la parole $s(n)$ (Cf. FIG 1), et l'on se place ainsi dans un contexte SIMO. Parmi

les méthodes d'estimation des RIF [12] [8], de nombreuses techniques en sous-espace ont été développées [14] [17]. Leur objectif est d'estimer les RIF à partir du noyau de la matrice d'autocorrélation des versions réverbérées $x_i(n)$ du signal de parole. Dans [7], l'algorithme dit EVAM (EigenVector-based Algorithm for Multichannel blind deconvolution) permet d'estimer les fonctions de transfert ainsi que leur ordre. Afin de diminuer le coût calculatoire de l'identification des RIF, Huang et al. [10] ont proposé une approche adaptative minimisant l'erreur quadratique moyenne calculée à partir des Relations Croisées¹ entre les versions réverbérées de la parole. La convergence de l'algorithme étant lente, les auteurs ont étendu la méthode au domaine fréquentiel [11]. Récemment, Gannot et al. [6] ont développé une approche fondée sur une décomposition en valeurs singulières généralisées. Néanmoins, cette méthode nécessite soit l'estimation de la matrice d'autocorrélation des bruits additifs pendant les trames de silence, soit une hypothèse de bruits blancs de même variance.

On s'intéresse dans cet article à la déréverbération d'un signal de parole dans le cas où les bruits additifs sont blancs mais ont des variances différentes. On dispose pour cela de deux microphones. L'approche proposée tire profit de la méthode d'identification de RIF développée par Guidorzi et al. [5]. Cette technique permet d'estimer non seulement les RIF, mais aussi les variances des bruits additifs. Nous proposons en particulier une nouvelle version de l'algorithme présenté dans [3]. Les critères proposés dans [4] et [5] sont ainsi modifiés et permettent d'améliorer l'estimation des RIF dans le contexte du rehaussement de la parole.

Cet article est organisé comme suit : dans la partie 2, le système SIMO est introduit ainsi que la méthode d'identification des RIF. Les critères modifiés sont également présentés. Une étude comparative de ces critères est menée dans la partie 3.

¹ $(x_1 * h_2)(n) - (x_2 * h_1)(n) = 0$

2. Identification du système SIMO

2.1 Le modèle SIMO

Les réverbérations étant modélisées par des RIF d'ordre L , notées $h_i(n)$, le signal de parole $s(n)$ et sa $i^{\text{ème}}$ version réverbérée $x_i(n)$, avec $i=1,2$, satisfont la relation suivante :

$$x_i(n) = (s * h_i)(n) = \sum_{k=0}^L h_i(k) s(n-k) \quad (1)$$

La séquence d'observation $y_i(n)$ résulte de la somme de la version réverbérée $x_i(n)$ et du bruit additif $b_i(n)$ de variance σ_i^2 (Cf. FIG 1) :

$$y_i(n) = x_i(n) + b_i(n). \quad (2)$$

Dans la suite, on considèrera les vecteurs suivants, définis pour $l > 0$:

$$\underline{s}(n) = [s(n-L) \ s(n-L+1) \ \dots \ s(n+1)]^T \quad (3)$$

$$\underline{x}(n) = [x_1(n) \ \dots \ x_1(n+l) \ x_2(n) \ \dots \ x_2(n+l)]^T \quad (4)$$

$\underline{y}(n)$ et $\underline{b}(n)$ sont construits de façon similaire à $\underline{x}(n)$. On introduit en outre la matrice de type Sylvester généralisée :

$$H_l = \begin{bmatrix} H_l^1 \\ H_l^2 \end{bmatrix} \text{ où :} \quad (5)$$

$$H_l^i = \begin{bmatrix} h_i(L) & h_i(L-1) & \dots & h_i(0) & \dots & 0 \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \\ 0 & h_i(L) & h_i(L-1) & \dots & h_i(0) & \dots \end{bmatrix}_{(l+1) \times (l+L+1)} \quad (6)$$

On peut alors réécrire les relations (1) et (2) sous la forme matricielle suivante :

$$\underline{x}(n) = H_l \underline{s}(n), \quad (7)$$

$$\underline{y}(n) = \underline{x}(n) + \underline{b}(n). \quad (8)$$

L'estimation des RIF est fondée sur l'estimation du noyau de la matrice d'autocorrélation des échantillons $\underline{x}(n)$, $R_x^l = \frac{1}{N-l} \sum_{k=0}^{N-l-1} \underline{x}(k) \underline{x}^T(k)$. En effet, lorsque les conditions d'identifiabilité données dans [9] sont satisfaites, on a :

$$\text{Null}(R_x^l) = \text{Span}(M_l^T) \quad (9)$$

$$\text{où} \quad M_l = [H_l^2 \quad -H_l^1]. \quad (10)$$

Cependant, R_x^l n'est pas disponible et doit être estimée.

2.2 Estimation de R_x^l et des RIF

Les bruits additifs sont supposés stationnaires et non corrélés avec le signal de parole. Ainsi, si l'on travaille avec un grand nombre N d'échantillons, on obtient :

$$R_y^l = R_x^l + R_b^l \quad (11)$$

$$\text{et} \quad R_b^l = \text{diag}(\sigma_1^2 I_{l+1}, \sigma_2^2 I_{l+1}) = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 I_{l+1} & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 I_{l+1} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

où R_y^l et R_b^l sont calculées de manière analogue à R_x^l .

L'estimation de R_x^l est fondée sur les propriétés suivantes :

i) R_x^l semi définie positive, i.e. $R_x^l \geq 0$.

ii) R_y^l est définie positive, i.e. $R_y^l > 0$.

ainsi que sur le théorème suivant [1] :

Le couple $P^* = (\sigma_1^2, \sigma_2^2)$ est l'unique solution du système d'équations :

$$R_x^l(\alpha, \beta) = R_y^l - R_b^l(\alpha, \beta) \geq 0 \text{ pour } l \geq L \quad (13)$$

$$\text{avec } R_b^l(\alpha, \beta) = \text{diag}(\alpha I_{l+1}, \beta I_{l+1}). \quad (14)$$

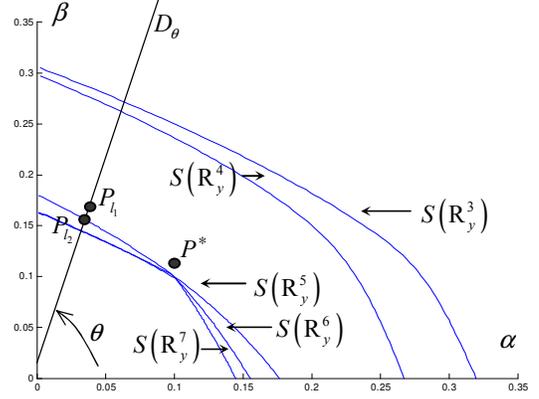


FIG 2 : courbes convexes $S(R_y^l)$ pour $L=5$ et $l=3, \dots, 7$

L'ensemble des solutions de chaque équation (13) est une courbe convexe dans le plan (α, β) , notée $S(R_y^l)$. Dans la suite, nous utiliserons les notations ci-après :

P_l est le point d'intersection entre $S(R_y^l)$ et la droite passant par l'origine D_θ , de pente $\tan(\theta)$ (Cf. FIG 2). La matrice $R_x^l(\alpha, \beta)$ résultante, définie par la relation (13), ne dépend alors que de l'angle θ et sera notée $R_x^l(\theta)$.

L'estimation des variances des bruits additifs revient théoriquement à déterminer le point commun P^* à toutes les courbes $S(R_y^l)$ définies pour $l \geq L$, ou encore θ^* l'angle correspondant. Cependant, en pratique, P^* n'existe pas. Ainsi, Guidorzi et al. ont introduit différents critères $J_{\text{critère}}(\theta)$ dont la minimisation le long de $S(R_y^l)$ fournit l'estimation $\hat{\theta}$ de θ^* , et donc l'estimation des variances (σ_1^2, σ_2^2) et des RIF définies par le vecteur \underline{h} suivant :

$$\underline{h} = [h_1(0) \ \dots \ h_1(L) \ h_2(0) \ \dots \ h_2(L)]^T \quad (15)$$

Les valeurs de $J_{\text{critère}}(\theta)$ sont calculées à partir de l'estimation $\hat{\underline{h}}(\theta)$ de \underline{h} donnée par le noyau de la matrice $R_x^l(\theta)$. En effet, pour $l=L$, la relation (9) s'écrit :

$$\text{Null}(R_x^L) = \text{Span}([h_2(L) \ \dots \ h_2(0) - h_1(L) \ \dots \ -h_1(0)]^T). \quad (16)$$

Cependant, la taille élevée des matrices considérées rend difficile la détermination du noyau. En effet, les valeurs propres de R_x^l peuvent être très proches et il est alors difficile d'identifier celles associées au signal et celles relatives au bruit. Pour remédier à ce problème, nous proposons d'une part d'estimer les RIF en tenant compte de la

structure du noyau des matrices R_x^l pour $l > L$. D'autre part, nous proposons de généraliser les critères $J_{critère}(\theta)$ donnés dans [4] et [5] aux courbes $S(R_y^l)$ d'ordre $l > L$.

2.3 Estimation alternative des RIF

D'après la relation (9), on a :

$$R_x^l M_l^T = 0 \quad (17)$$

L'estimation \hat{h} de h vérifie alors la relation suivante :

$$\hat{h}(\theta) = \arg \min_{\|\underline{u}\|_2=1} \{C(\underline{u}, \theta)\}. \quad (18)$$

où $C(\underline{u}, \theta)$ est une forme quadratique dépendant des $(2L+2)$ variables du vecteur \underline{u} , définie par :

$$C(\underline{u}, \theta) = \text{Trace}(M_l(\underline{u})R_x^l(\theta)M_l^T(\underline{u})) \quad (19)$$

et minimisée sous la contrainte $\|\underline{u}\|_2 = 1$.

On obtient alors l'algorithme suivant.

Algorithme

- i) Pour un angle $\theta \in \left[0; \frac{\pi}{2}\right]$, déterminer le point P_{l_1} de $S(R_y^{l_1})$ et si nécessaire le point P_{l_2} de $S(R_y^{l_2})$, avec $l_2 > l_1 \geq L$. Cf. FIG 2.
- ii) Calculer la matrice $R_x^{l_1}(\theta)$.
- iii) Estimer les RIF $\hat{h}(\theta)$ à l'aide de la relation (18).
- iv) Evaluer le critère $J_{critère}(\theta)$. La valeur minimale permet alors d'obtenir les estimées $(\hat{\sigma}_1^2, \hat{\sigma}_2^2)$ et \hat{h} .

2.4 Critères modifiés

2.4.1 Critère de covariance de l'entrée (ICM, Input Covariance Matching criterion)

L'objectif ici est de comparer les matrices $R_x^{l_1}(\theta)$ et $R_x^{l_2}(\theta)$ en tenant compte de la structure du système bivoie. Pour cela, on introduit la matrice d'autocorrélation des échantillons de l'entrée $\underline{s}(n)$, de dimensions $(l+L+1) \times (l+L+1)$:

$$R_s^l = \frac{1}{N-l} \sum_{k=0}^{N-l-1} \underline{s}(k) \underline{s}^T(k), \text{ pour } l \in \{l_1, l_2\}. \quad (20)$$

D'après la relation (7), les matrices $R_x^{l_1}$ et $R_x^{l_2}$ vérifient :

$$R_x^l = H_l R_s^l H_l^T. \quad (21)$$

Les conditions d'identifiabilité [9] étant supposées vérifiées, la matrice H_l est de rang plein et donc la relation (21) est inversible :

$$R_s^l = H_l^+ R_x^l H_l^{T+} \quad (22)$$

où l'exposant $+$ représente la pseudo inverse de Moore-Penrose. Or, on peut écrire la matrice R_s^l sous la forme :

$$R_s^l = \begin{bmatrix} R_s^l & D_l \\ D_l^T & C_l \end{bmatrix}. \quad (23)$$

La matrice R_s^l , de dimensions $(2L+1) \times (2L+1)$, ne dépend pas de l , et peut donc être calculée soit à partir de $R_x^{l_1}$, soit à partir de $R_x^{l_2}$. Le critère modifié ICM vise donc à minimiser la différence entre les matrices $R_s^{l_1}(\theta, l_1)$ et $R_s^{l_2}(\theta, l_2)$ qui sont les estimations de R_s^l calculées respectivement à partir de $R_x^{l_1}(\theta)$ et $R_x^{l_2}(\theta)$.

$$J_{ICM}(\theta) = \left\| R_s^{l_1}(\theta, l_1) - R_s^{l_2}(\theta, l_2) \right\|_{Fro} \quad (24)$$

où $\|\cdot\|_{Fro}$ désigne la norme de Frobenius.

2.4.2 Critère de décalage du noyau (SR, Shifted Relations criterion)

Puisque la relation (9) est valable pour tout $l > L$, l'équation suivante :

$$R_x^{l_2}(\theta) M_{l_2}^T(\theta) = 0 \quad (25)$$

a pour solution $\theta = \theta^*$, i.e. $P_{l_1} = P_{l_2} = P^*$. Le critère SR modifié est alors donné par la relation suivante :

$$J_{SR}(\theta) = \left\| R_s^{l_2}(\theta) M_{l_2}^T(\theta) \right\|_{Fro}. \quad (26)$$

2.4.3 Critère de Covariance de l'Erreur (ECM, Error Covariance Matching criterion)

L'objectif est ici de minimiser la norme de la matrice d'autocovariance de l'erreur suivante, définie à l'aide des Relations Croisées :

$$\begin{aligned} e(n) &= (h_1(\theta) * y_2)(n) - (h_2(\theta) * y_1)(n) \\ &= e_x(n) + e_b(n) \end{aligned} \quad (27)$$

où $e_x(n)$ et $e_b(n)$ sont définis comme suit :

$$\begin{aligned} e_x(n) &= (h_1(\theta) * x_2)(n) - (h_2(\theta) * x_1)(n) \\ e_b(n) &= (h_1(\theta) * b_2)(n) - (h_2(\theta) * b_1)(n) \end{aligned} \quad (28)$$

Les bruits additifs $b_1(n)$ et $b_2(n)$ étant des processus blancs à moyenne nulle et non corrélés avec le signal de parole, on montre que les matrices d'autocovariance de $e(n)$, $e_x(n)$ et $e_b(n)$, respectivement notées $R_e(\theta)$, $R_{e_x}(\theta)$ et $R_{e_b}(\theta)$, vérifient la relation suivante :

$$R_e(\theta) = R_{e_x}(\theta) + R_{e_b}(\theta) \quad (29)$$

De plus, d'après l'équation (28), $e_b(n)$ est la somme de deux processus à Moyenne Ajustée (MA) d'entrée blanche $b_i(n)$. On a alors la relation suivante :

$$R_{e_b}(\theta) = \alpha H_L^1(\theta) H_L^{1T}(\theta) + \beta H_L^2(\theta) H_L^{2T}(\theta). \quad (30)$$

Lorsque $\theta = \theta^*$, il vient $e_x(n) = 0$, et donc on a :

$$R_{e_x}(\theta^*) = 0. \quad (31)$$

Le nouveau critère ECM est donc défini comme suit :

$$J_{ECM}(\theta) = \left\| R_{e_x}(\theta) \right\|_{Fro} = \left\| R_e(\theta) - R_{e_b}(\theta) \right\|_{Fro}. \quad (32)$$

3. Simulations et conclusions

Nous présentons dans cette partie une étude comparative entre les différents critères, originaux et modifiés.

Puisque les RIF ne sont estimées qu'à une constante multiplicative près, leur évaluation ne doit pas dépendre de cette constante. Ainsi, comme \underline{h} et $\hat{\underline{h}}$ définissent des directions dans un espace de dimension $(2L+2)$, nous introduisons l'erreur quadratique suivante [13] :

$$\xi(\underline{h}, \hat{\underline{h}}) = \sin^2(\phi) = \min_{\gamma} \frac{\|\underline{h} - \gamma \hat{\underline{h}}\|^2}{\|\underline{h}\|^2} = 1 - \left(\frac{\underline{h}^T \hat{\underline{h}}}{\|\underline{h}\| \|\hat{\underline{h}}\|} \right)^2$$

avec $\phi \in \left[0; \frac{\pi}{2}\right]$ l'angle formé par les droites engendrées par

\underline{h} et $\hat{\underline{h}}$. Le critère d'évaluation des RIF est ainsi la Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne :

$$\text{REQM} = \sqrt{\frac{1}{R} \sum_{k=1}^R \xi(\underline{h}, \hat{\underline{h}}_k)}$$

où $R=100$ est le nombre de simulations réalisées et $\hat{\underline{h}}_k$ est la $k^{\text{ième}}$ estimation de \underline{h} .

Les simulations sont réalisées sur un signal de parole de 5000 échantillons, filtré par des RIF synthétiques d'ordre $L=100$. Les versions réverbérées $x_i(n)$ sont alors perturbées par des bruits additifs blancs gaussiens, avec un Rapport Signal à Bruit (RSB) allant de 20 dB à 40 dB. Les variances vérifient $\tan(\theta^*) = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = 1.82$. Les résultats sont

présentés dans les Tableau 1-3. Différentes valeurs de l_1 et l_2 sont testées. Les versions originales des critères correspondent au cas $l_1=L$ et $l_2=L+1$ (Cf. Tableau 1). Les résultats présentés sont respectivement le taux de convergence (TC) de l'algorithme, la REQM et son écart type, calculés sur les réalisations convergentes de l'algorithme.

Tableau 1 : TC, REQM et écart type. $l_1=L$, et $l_2=L+1$.

	RSB=20 dB	RSB=30 dB	RSB=40 dB
ICM original	100% 0.0964 ± 0.0490	100% 0.0321 ± 0.0209	100% 0.0078 ± 0.0041
SR original	84% 0.1187 ± 0.1105	96% 0.0368 ± 0.0228	100% 0.0079 ± 0.0041
ECM original	88% 0.1162 ± 0.0959	98% 0.0335 ± 0.0232	100% 0.0079 ± 0.0041

Tableau 2 : TC ; REQM et écart type. $l_1=L+3$, et $l_2=L+4$.

	RSB=20 dB	RSB=30 dB	RSB=40 dB
ICM modifié	100% 0.0917 ± 0.0480	100% 0.0302 ± 0.0194	100% 0.0079 ± 0.0042
SR modifié	94% 0.1086 ± 0.0600	100% 0.0314 ± 0.0209	100% 0.0079 ± 0.0041
ECM modifié	94% 0.1091 ± 0.0686	100% 0.0311 ± 0.0210	100% 0.0079 ± 0.0040

Tableau 3 : TC, REQM et écart type. $l_1=L+9$, et $l_2=L+10$.

	RSB = 20 dB	RSB = 30 dB	RSB = 40 dB
ICM modifié	100% 0.0735 ± 0.0387	100% 0.0303 ± 0.0191	100% 0.0078 ± 0.0042
SR modifié	96% 0.1114 ± 0.0539	100% 0.303 ± 0.0191	100% 0.0079 ± 0.0042
ECM modifié	96% 0.1162 ± 0.0600	100% 0.0320 ± 0.0194	100% 0.0078 ± 0.0043

Pour des RSB entre 20 dB et 30 dB, les critères modifiés permettent d'améliorer l'estimation de RIF. Le taux de convergence est inférieur à 88% pour les versions originales des critères SR et ECM. Il augmente jusqu'à 96% en utilisant les versions modifiées (Cf. Tableau 3). On peut noter aussi une diminution de la REQM et plus particulièrement de son écart type pour les trois critères.

Bien que le coût calculatoire de la méthode proposée soit élevé, les critères modifiés tiennent compte de la structure du noyau de R'_x et améliorent la qualité des estimations des RIF, et par conséquent la qualité du processus de déréverbération.

Références

- [1] S. BegHELLI, R.P.Guidorzi U.Soverini, The Frisch Scheme in Dynamic System Identification, Automatica 26, 1990.
- [2] J. Benesty, S. Makino, J.Chen (eds.), Speech Enhancement, Springer, chap. 11-12, 2005.
- [3] W. Bobillet, E. Grivel, R. Guidorzi and M. Najim, Cancelling convolutive and additive coloured noises for speech enhancement, Proc. IEEE-ICASSP 2004, Montreal, 2004.
- [4] P. Castaldi, R. Diversi, R.P. Guidorzi, U. Soverini, Blind Estimation and Deconvolution of Communication Channels with Unbalanced Noise, Proc. of the 12th IFAC Symposium on System Identification, Santa Barbara, CA, June 2000.
- [5] R. Diversi, R. Guidorzi, U. Soverini, Blind Identification and Equalization of Two-Channel FIR Systems in Unbalanced Noise Environments, Signal Processing, vol. 85, no. 1, January 2005.
- [6] S. Gannot, M. Moonen, Subspace Method for Multimicrophone Speech Dereverberation, EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Special Issue on Signal Processing for Acoustic Communication Systems, vol. 2003, no. 11, pp. 1074-1090, October 2003.
- [7] M.İ. Gürelli, C.L. Nikias, EVAM: An Eigenvector-Based Algorithm for Multichannel Blind Deconvolution of Input Colored Signals, IEEE Trans. on SP, vol. 43, no. 1, February 1995.
- [8] Y. Hua, Fast Maximum Likelihood for Blind Identification of Multiple FIR Channels, IEEE Trans. on SP, vol. 44, no. 3, March 1996.
- [9] Y. Hua and M. Wax, Strict Identifiability of Multiple FIR Channels Driven by an Unknown Arbitrary Sequence, IEEE Trans. on SP, vol. 44, no. 3, March 1996.
- [10] Y.A. Huang, J. Benesty, Adaptive Multi-Channel Least Mean Square and Newton Algorithms for Blind Channel Identification, Signal Processing, vol. 82, no.8, pp. 1127-1138, August 2002.
- [11] Y.A. Huang, J. Benesty, Class of Frequency-Domain Adaptive Approaches to Blind Multichannel Identification, IEEE Trans. on SP, vol. 51, no. 1, January 2003.
- [12] H. Liu, G. Xu, and L. Tong, A Deterministic Approach to Blind Identification of Multi-Channel FIR Systems, Proc. IEEE ICASSP '94, pp. 581-584, April 1994.
- [13] D.R. Morgan, J. Benesty, M. Sondhi, On the Evaluation of Estimated Impulse Responses, IEEE Signal Processing Letters, vol. 5, no. 7, March 1998.
- [14] E. Moulines, P. Duhamel, J. Cardoso and S. Mayrargue, Subspace Methods for the Blind Identification of Multichannel FIR Filters, IEEE Trans. on SP, vol. 43, no. 2, February 1995.
- [15] O. Shalvi and E. Weinstein, New Criteria for Blind Deconvolution of Nonminimum Phase Systems (Channels), Trans. on IT, vol. 36, no. 2, March 1990.
- [16] J.K Tugnait, Identification of Linear Stochastic System via Second and Fourth-Order Cumulant Matching, , IEEE Trans. on IT, vol. 33, no. 3, May 1987.
- [17] G. Xu, H. Liu, L. Tong, T. Kailath, , A Least Squares Approach to Blind Channel Identification, IEEE Trans. on SP, vol. 43, no. 12, December 1995.