

Localisation de sources non circulaires à l'aide d'un réseau non calibré

Non circular sources localization using an uncalibrated array

par Pascal CHARGÉ, Yide WANG et Joseph SAILLARD

Laboratoire IRCCyN / SETRA UMR CNRS 6597
Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes, BP 50609, 44306 Nantes, FRANCE
Tel : +33 2 40 68 32 14 ; fax: +33 2 40 68 32 33
e-mail: pcharge@ireste.fr, ywang@ireste.fr, jsaillar@ireste.fr

résumé et mots clés

Cet article présente un algorithme d'autocalibration d'une antenne multicapteur. Cet algorithme permet d'estimer le gain et la phase des capteurs, dont la connaissance précise est nécessaire pour localiser les sources en présence. L'originalité de notre approche réside dans la prise en compte de la non circularité des sources. L'exploitation de cette caractéristique permet d'augmenter la dimension de l'espace des observations, et de localiser des sources en nombre supérieur à celui des capteurs. Des simulations montrent que la performance de cet algorithme en terme de rapidité de convergence et de précision des estimations est satisfaisante.

Traitement d'antenne, localisation de sources, MUSIC, autocalibration, signaux non circulaires.

abstract and key words

We present in this article a self-calibration method for uncalibrated array of sensors. The proposed algorithm estimates the unknown sensors gain and phase. The originality of our approach is in the consideration of non circularity of the impinging signals. We show that this method works even in the case where the number of sources is larger than the number of sensors. Simulation examples are processed in order to show the behaviour of our algorithm, in terms of convergence speed and estimation accuracy.

Array processing, sources localization, MUSIC, self-calibration, non circular signals.

1. introduction

La localisation de sources a suscité une abondante littérature depuis ces vingt dernières années. L'estimation de la DDA (Direction D'Arrivée) d'un signal sur une antenne multicapteur

est d'un très grand intérêt dans bien des applications, notamment en Radar et en Télécommunication. Ainsi dans les systèmes de radiocommunication, l'estimation des DDA permet de séparer les signaux utiles, par rapport à d'éventuels brouilleurs. D'une manière générale, on demande aux systèmes actuels de localiser des sources en nombre de plus en plus important, le pouvoir de résolution de ces systèmes se doit donc d'être accru.

Les performances théoriques que présentent les méthodes à « haute résolution », telles que la méthode MUSIC, sont séduisantes.

Cependant les méthodes d'estimation à haute résolution nécessitent la connaissance exacte de la réponse des antennes du réseau. Les techniques de mesure de cette réponse, peuvent être longues et coûteuses à mettre en œuvre. La calibration d'une antenne dans les deux dimensions (azimut et élévation) avec la précision exigée par les algorithmes d'estimation pose de nombreux problèmes. La mémoire nécessaire au stockage de la réponse des capteurs fait accroître la taille et le prix des systèmes. En plus de ce problème de calibration initiale du réseau des antennes, vient s'ajouter celui de la maintenance de cette calibration. Plusieurs facteurs contribuent à modifier la réponse du réseau dans le temps : la dérive graduelle de la réponse des capteurs, des circuits électroniques entre les capteurs et la sortie numérique du signal destinée au traitement, de l'environnement des antennes. Il en découle une dégradation significative des performances des algorithmes d'estimation.

Une solution pour éviter ces problèmes de calibration est d'estimer conjointement les DDA et les paramètres de calibration du réseau. Cette opération simple en apparence, peut s'avérer difficile en pratique à cause du nombre relativement important de paramètres que le modèle inclut. Les techniques d'estimation « optimales », telles que l'estimateur du maximum de vraisemblance, mettent en œuvre une recherche globale dans un espace des paramètres de grande dimension, et sont donc très coûteuses en temps de calcul. Des méthodes d'autocalibration ont par conséquent été élaborées dans le but de réduire cette recherche systématique et onéreuse.

Parmi les études qui ont été menées dans le domaine de l'autocalibration, on peut citer les travaux de Paulraj et Kailath [11], Friedlander et Weiss [5], Brown *et al* [4], Zhang et Zhu [16], et d'autres encore [1] [7] [10] [14]. Dans ces publications, des algorithmes de localisation de sources avec un réseau non calibré sont proposés. Les auteurs montrent comment les paramètres de calibration de gain/phase des capteurs ainsi que les DDA des signaux peuvent être estimés, en émettant quelques hypothèses sur les signaux et sur le bruit : les signaux sont décorrélés entre-eux, le bruit et les signaux sont indépendants.

D'autres méthodes prennent en compte des propriétés statistiques particulières des signaux, et consistent à utiliser l'information *a priori* sur le signal afin d'améliorer les performances du traitement. Ainsi dans [15], les propriétés de cyclostationnarité des signaux sont mises à profit.

Dans ce même objectif, des études sur les caractéristiques des signaux aléatoires complexes ont révélé un intérêt particulier pour les signaux non circulaires [9] [12]. En effet, parmi les signaux utilisés dans de nombreuses applications récentes comme les systèmes de communications satellitaires, on trouve des signaux non circulaires.

Nous présentons dans cet article une méthode d'autocalibration tenant compte de la non circularité des signaux. L'algorithme

proposé est une extension de la méthode de Friedlander et Weiss [5], au cas des signaux non circulaires.

Dans la deuxième section de cet article, nous rappelons le modèle standard des signaux. La troisième section est consacrée aux propriétés des signaux non circulaires ainsi qu'au modèle étendu à la non circularité. Dans la quatrième section, nous décrivons l'algorithme proposé. Enfin, les performances de la méthode sont illustrées par des simulations dans la cinquième section.

2. le modèle standard

Dans cette partie, nous décrivons le modèle des signaux communément utilisé dans la littérature. Considérons une antenne réseau constituée de M capteurs. K sources rayonnent sur le réseau. Le signal observé à la sortie du capteur m peut être décrit par le modèle mathématique suivant :

$$z_m(t) = \sum_{k=1}^K \alpha_m s_k(t - \tau_m(\theta_k) - \phi_m) + n_m(t) \quad (1)$$

$$-T/2 \leq t \leq T/2 \quad m = 1, 2, \dots, M$$

où $\{s_k(t)\}_{k=1,K}$ est une suite des signaux complexes délivrés par les sources, les éléments de $\{n_m(t)\}_{m=1,M}$ sont les échantillons complexes d'un bruit généré par un processus stochastique et T est la durée d'observation. $\{\theta_k\}_{k=1,K}$ sont les DDA des K sources. Le paramètre $\tau_m(\theta_k)$ est le retard associé au temps de propagation d'onde de la source s_k de DDA θ_k , au capteur m de l'antenne. Ce paramètre est intéressant puisqu'il contient l'information sur la position angulaire de la source k par rapport au réseau. Enfin, les paramètres α_m et ϕ_m sont le gain et le retard caractérisant le capteur m .

Nous supposons que les sources sont suffisamment éloignées du réseau pour justifier leur modélisation par des ondes planes. Nous faisons aussi l'hypothèse que les signaux émis par les sources sont à bande étroite, leur spectre est donc concentré autour de la fréquence angulaire ω , avec une largeur de bande très petite devant $2\pi/T$. Dans le domaine temporel, la représentation complexe en bande de base des signaux reçus en tenant compte des hypothèses ci-dessus s'écrit :

$$z_m(t) = \sum_{k=1}^K g_m e^{-j\omega\tau_m(\theta_k)} s_k(t) + n_m(t) \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

où $g_m = \alpha_m e^{-j\omega\phi_m}$ est le gain complexe regroupant le gain et le décalage de phase introduits par le capteur m . L'expression (2) peut être écrite en utilisant la notation matricielle :

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{GAs}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (3)$$

dans laquelle :

$$\begin{aligned} \mathbf{z}(t) &= [z_1(t) \ z_2(t) \ \dots \ z_M(t)]^T \\ \mathbf{s}(t) &= [s_1(t) \ s_2(t) \ \dots \ s_K(t)]^T \\ \mathbf{n}(t) &= [n_1(t) \ n_2(t) \ \dots \ n_M(t)]^T \\ \mathbf{G} &= \text{diag}\{g_1 \ g_2 \ \dots \ g_M\} \end{aligned} \quad (4)$$

où $(\cdot)^T$ est l'opérateur de transposition. La matrice \mathbf{A} contient la réponse en phase due uniquement à la géométrie du réseau des capteurs, pour chacune des sources. Chacun des éléments de \mathbf{A} est par conséquent un complexe dont le module est égal à l'unité et dont l'argument est le retard de phase lié au temps de propagation $\tau_m(\theta_k)$. La description mathématique de cette matrice est donc la suivante :

$$[\mathbf{A}]_{mk} = e^{-j\omega\tau_m(\theta_k)} \quad m = 1, 2, \dots, M \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (5)$$

Ainsi chacune des lignes de la matrice \mathbf{A} est relative à un capteur du réseau et chacune des colonnes de \mathbf{A} est relative à une source. On définit la matrice \mathbf{V} telle que :

$$\mathbf{V} = \mathbf{G}\mathbf{A} \quad (6)$$

La matrice \mathbf{V} est la matrice des vecteurs directionnels ou des vecteurs de pointage. Chaque colonne \mathbf{v}_k ($k = 1, 2, \dots, K$) de la matrice \mathbf{V} représente le vecteur de pointage relatif à la $k^{\text{ième}}$ source.

La matrice de covariance des observations est définie par :

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{z}\mathbf{z}^H] \quad (7)$$

où $(\cdot)^H$ est l'opérateur de transposition-conjugaison. Nous supposons que le vecteur signal $\mathbf{s}(t)$ et le vecteur bruit $\mathbf{n}(t)$ sont stationnaires centrés gaussiens, que les sources ne sont pas complètement corrélées entre elles, et que le bruit et les sources sont indépendants. La matrice de covariance \mathbf{R} des observations peut alors être écrite comme la somme de la matrice de covariance du signal et de la matrice de covariance du bruit :

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_s + \mathbf{R}_n \quad (8)$$

La matrice de covariance du signal \mathbf{R}_s contient des informations sur les signaux incidents ainsi que sur la réponse du réseau des capteurs :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_s &= \mathbf{V}\mathbf{\Gamma}_s\mathbf{V}^H \\ \mathbf{\Gamma}_s &= E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] \end{aligned} \quad (9)$$

Le bruit est considéré blanc spatialement, et de même puissance sur chaque capteur. La matrice de covariance du bruit \mathbf{R}_n est par conséquent une matrice identité affectée d'un coefficient de puissance du bruit σ^2 :

$$\mathbf{R}_n = \sigma^2\mathbf{I} \quad (10)$$

3. modèle de signaux non circulaires

3.1. circularité au second ordre d'une variable aléatoire

La circularité est une propriété importante des variables aléatoires. Elle a été abordée notamment dans [9] et [12]. La notion de circularité est directement issue de l'interprétation géométrique des variables aléatoires complexes. Une variable aléatoire complexe scalaire peut être décrite par son module et sa phase. Pour que cette variable aléatoire soit circulaire, il faut et il suffit que les propriétés de sa phase soient invariantes par rotation, c'est-à-dire que la phase soit une variable aléatoire équirépartie entre 0 et 2π . Dans le cas des variables aléatoires multidimensionnelles, on forme des vecteurs aléatoires, dont les éléments sont des variables aléatoires scalaires. Un vecteur aléatoire \mathbf{x} est circulaire si \mathbf{x} et $\mathbf{x}e^{j\theta}$ ont les mêmes propriétés statistiques quel que soit l'angle θ . La circularité d'une variable aléatoire, à une ou plusieurs dimensions, n'est complètement définie qu'en précisant son ordre. L'ordre de circularité d'une variable aléatoire est déterminé par ses moments et ses cumulants. Dans cet article, nous ne considérons que les propriétés de la circularité au second ordre.

À l'ordre 2, la définition de la circularité de la variable aléatoire \mathbf{x} est d'une grande simplicité, les seuls moments à considérer sont la moyenne $E[\mathbf{x}]$, la matrice de covariance $E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]$, et la matrice de relation $E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T]$, aussi appelée matrice de covariance elliptique. Ainsi, un vecteur aléatoire est circulaire à l'ordre 2 si sa moyenne et sa matrice de relation sont nulles. Les propriétés statistiques d'un vecteur aléatoire circulaire au second ordre se résument donc à sa matrice de covariance.

3.2. vecteur aléatoire non circulaire au second ordre

Un vecteur aléatoire non circulaire à l'ordre 2 est un vecteur dont la matrice de relation est non nulle. Dans [6] et [8], les auteurs montrent que des signaux modulés en amplitude (AM) sont non circulaires.

Afin d'illustrer simplement notre propos, prenons une variable aléatoire scalaire non circulaire, x , telle que le moment $E[xx]$ soit non nul. En supposant que le module et l'argument de la variable aléatoire sont indépendants, on peut alors écrire :

$$E[xx] = E[|x|^2] E[e^{j2\arg(x)}] \quad (11)$$

L'argument de x , étant une variable aléatoire stationnaire, l'équation (11) s'écrit aussi :

$$E[xx] = E[xx^*] me^{j\psi} \quad (12)$$

où m et ψ sont des nombres constants, et $(\cdot)^*$ est l'opérateur de conjugaison complexe. Supposons maintenant que la variable aléatoire, x , soit l'expression en bande de base d'un signal modulé en phase de façon binaire (BPSK). L'argument de x s'écrit alors :

$$\arg(x) = \rho + \phi \quad (13)$$

où ϕ est la phase propre de la porteuse du signal et ρ est une variable aléatoire prenant la valeur 0 ou π de façon équiprobable. Dans ce cas l'espérance mathématique $E[e^{j2\arg(x)}] = e^{j2\phi}$, et l'égalité (12) est vérifiée pour $m = 1$ et $\psi = 2\phi$. De la même manière, un résultat similaire est obtenu pour un signal modulé en amplitude (AM).

L'équation (12) peut être généralisée au cas multidimensionnel. Le vecteur \mathbf{x} , est alors un vecteur aléatoire dont les composantes sont des signaux non circulaires. Supposons que ces signaux soient non corrélés entre-eux et de moyenne nulle, alors la matrice de covariance et la matrice de relation du vecteur \mathbf{x} sont diagonales, et sont liées par :

$$E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \mathbf{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^H] \mathbf{M}\Psi \quad (14)$$

où \mathbf{M} et Ψ sont aussi des matrices diagonales. Dans le cas de signaux BPSK ou AM, la matrice \mathbf{M} égale la matrice identité, la relation (14) devient alors :

$$E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \mathbf{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^H] \Psi \quad (15)$$

3.3. non circularité et traitement d'antenne

En traitement d'antenne, la circularité est une propriété qui apparaît naturellement dans l'analyse des signaux à bande étroite, signaux qui comportent souvent une phase aléatoire équirépartie entre 0 et 2π . Elle n'est pas pour autant universelle et il existe dans ce domaine de nombreux exemples de signaux non circulaires.

Pour tous signaux, circulaires ou non, les traitements classiques n'utilisent que la matrice de covariance $E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]$. Lorsque les signaux sont non circulaires, ces traitements sont sous-optimaux, puisqu'ils ne prennent pas en compte la matrice de relation $E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T]$ qui est non nulle dans ce cas.

3.4. modèle étendu [6] [8]

Afin d'exploiter au mieux la non circularité des signaux, on doit considérer conjointement les signaux et leurs complexes conjugués. Dans le cas de sources non circulaires vérifiant la relation (15), les deux composantes complexes conjuguées d'une même source sont corrélées, elles occupent donc un seul degré de liberté

dans l'espace des observations. Le modèle étendu permet ainsi d'agrandir l'espace des observations tout en gardant la dimension de l'espace signal inchangée. Le modèle étendu accroît alors les possibilités de l'antenne.

Le vecteur des observations temporelles $\mathbf{z}_{\text{nc}}(t)$ du modèle étendu est obtenu en concaténant dans un vecteur de longueur double, la composante non conjuguée et la composante conjuguée du modèle classique (3) :

$$\mathbf{z}_{\text{nc}}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{z}(t) \\ \mathbf{z}^*(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}\mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}^*\mathbf{A}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{s}(t) \\ \mathbf{s}^*(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{n}(t) \\ \mathbf{n}^*(t) \end{bmatrix} \quad (16)$$

À partir de ce vecteur d'observation étendu, on peut comme dans le modèle classique, estimer la matrice de covariance étendue des observations :

$$\mathbf{R}_{\text{nc}} = E[\mathbf{z}_{\text{nc}}(t)\mathbf{z}_{\text{nc}}^H(t)] = \begin{bmatrix} E[\mathbf{z}\mathbf{z}^H] & E[\mathbf{z}\mathbf{z}^T] \\ E[\mathbf{z}^*\mathbf{z}^H] & E[\mathbf{z}^*\mathbf{z}^T] \end{bmatrix} \quad (17)$$

Le vecteur des sources $\mathbf{s}(t)$ est un vecteur non circulaire, dont les éléments sont des variables aléatoires indépendantes. Sa matrice de relation s'écrit donc en fonction de la matrice de covariance Γ_s du vecteur des sources, comme nous l'avons montré au paragraphe précédent (14) :

$$E[\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^T(t)] = \Gamma_s \mathbf{M}\Psi \quad (18)$$

Les expressions des matrices de covariance et de relation du vecteur des observations peuvent alors être développées :

$$\begin{cases} E[\mathbf{z}\mathbf{z}^H] &= \mathbf{G}\mathbf{A}\Gamma_s\mathbf{A}^H\mathbf{G}^* + E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H] \\ E[\mathbf{z}\mathbf{z}^T] &= \mathbf{G}\mathbf{A}\Gamma_s\mathbf{M}\Psi\mathbf{A}^T\mathbf{G} + E[\mathbf{n}\mathbf{n}^T] \end{cases} \quad (19)$$

Le bruit est circulaire, sa matrice de relation vaut donc $E[\mathbf{n}\mathbf{n}^T] = 0$. On rappelle que la matrice de covariance du bruit $E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H] = \sigma^2\mathbf{I}$ selon les hypothèses du modèle classique.

L'écriture de la matrice de covariance étendue (17) peut être développée à l'aide des équations (19) :

$$\mathbf{R}_{\text{nc}} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}\mathbf{A}\Gamma_s\mathbf{A}^H\mathbf{G}^* & \mathbf{G}\mathbf{A}\Gamma_s\mathbf{M}\Psi\mathbf{A}^T\mathbf{G} \\ \mathbf{G}^*\mathbf{A}^*\Gamma_s\mathbf{M}\Psi^*\mathbf{A}^H\mathbf{G}^* & \mathbf{G}^*\mathbf{A}^*\Gamma_s\mathbf{A}^T\mathbf{G} \end{bmatrix} + \sigma^2\mathbf{I} \quad (20)$$

Comme il a été montré au paragraphe précédent, lorsque les signaux émis par les sources sont de type AM ou BPSK, la matrice \mathbf{M} est l'identité matricielle, et la matrice de covariance étendue peut alors s'écrire :

$$\mathbf{R}_{\text{nc}} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}\mathbf{A} \\ \mathbf{G}^*\mathbf{A}^*\Psi^* \end{bmatrix} \Gamma_s \begin{bmatrix} \mathbf{G}\mathbf{A} \\ \mathbf{G}^*\mathbf{A}^*\Psi^* \end{bmatrix}^H + \sigma^2\mathbf{I} \quad (21)$$

La dimension de la matrice de covariance étendue est $(2M \times 2M)$. Le rang de la matrice Γ_s étant égal au nombre de sources K , il est possible de distinguer un sous-espace signal et

un sous-espace bruit. La décomposition en éléments propres de la matrice de covariance (20) s'écrit $\mathbf{R}_{nc} = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{U}^H$. Le sous-espace signal est engendré par les K vecteurs propres associés aux K valeurs propres maximales de la matrice \mathbf{R}_{nc} , et le sous-espace bruit est engendré par les $2M - K$ vecteurs propres restant de \mathbf{R}_{nc} . Le modèle étendu permet donc d'accroître la dimension de l'espace des observations, et d'estimer jusqu'à $2(M - 1)$ sources non corrélées, alors que la capacité du modèle standard n'excède pas $(M - 1)$. Le nombre d'éléments constituant l'antenne réseau est en quelque sorte augmenté, le modèle étendu synthétise une antenne virtuelle plus grande que le réseau réel, ceci permet donc d'améliorer les performances d'estimation, et de localiser des sources en plus grand nombre.

3.5. l'algorithme MUSIC non circulaire

Dans [6], Galy propose un algorithme original de localisation angulaire de sources, qui prend en compte la nature non circulaire des signaux. L'algorithme de Galy est une extension de la méthode MUSIC au cas des signaux non circulaires, tels que les signaux modulés BPSK et AM. Cet algorithme étant utilisé dans notre procédure pour estimer les DDA, nous le rappelons brièvement.

Le nombre de sources K étant connu, les $2M - K$ vecteurs propres associés aux valeurs propres minimales de la matrice de covariance \mathbf{R}_{nc} sont rassemblés pour former la matrice \mathbf{U}_n . En accord avec le principe de la méthode MUSIC standard [13] et le modèle étendu (16), la fonctionnelle à maximiser est alors :

$$f(\theta, \psi) = \frac{1}{\mathbf{v}_{nc}^H(\theta, \psi) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{v}_{nc}(\theta, \psi)} \quad (22)$$

où $\mathbf{v}_{nc}(\theta, \psi) = \begin{bmatrix} \mathbf{G}\mathbf{a}(\theta) \\ \mathbf{G}^*\mathbf{a}^*(\theta)e^{-j\Psi} \end{bmatrix}$ est le vecteur directionnel théorique du modèle étendu, et où la matrice \mathbf{G} est ici connue. Pour chaque θ donné, il est possible de calculer analytiquement la valeur de ψ qui maximise (22). En remplaçant la valeur optimale de ψ dans (22), et après simplification, l'auteur de [6] montre que les DDA peuvent être estimées en maximisant la fonction suivante :

$$f(\theta) = \frac{1}{\tilde{\mathbf{a}}^H(\theta) \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{a}}(\theta) - \|\tilde{\mathbf{a}}^T(\theta) \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{a}}(\theta)\|} \quad (23)$$

où $\tilde{\mathbf{a}}(\theta) = \mathbf{G}\mathbf{a}(\theta)$, et où la matrice \mathbf{U}_n est partitionnée en deux sous-matrices de même dimension, telle que :

$$\mathbf{U}_n = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{n1} \\ \mathbf{U}_{n2} \end{bmatrix} \quad (24)$$

4. algorithme d'autocalibration sous l'hypothèse de signaux non circulaires

Dans cette section, nous proposons une méthode d'autocalibration basée sur la décomposition en éléments propres de la matrice de covariance étendue. La méthode proposée est une extension de la méthode de Friedlander et Weiss [5] au cas des signaux non circulaires.

4.1. la fonction de coût

L'algorithme proposé repose sur la propriété d'orthogonalité entre les vecteurs propres du sous-espace bruit et les vecteurs directionnels de sources. Notre algorithme estime les paramètres de gain/phase des capteurs du réseau par la minimisation de la fonction de coût suivante :

$$J = \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{U}_n^H \begin{bmatrix} \mathbf{G} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a}(\theta_k) \\ \mathbf{a}^*(\theta_k)e^{-j\Psi_k} \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (25)$$

où $\mathbf{a}(\theta_k)$ est la $k^{\text{ième}}$ colonne de la matrice \mathbf{A} (5).

La matrice \mathbf{G} étant une matrice diagonale, il est possible de définir le vecteur colonne \mathbf{g} tel que $\mathbf{G} = \text{diag}\{\mathbf{g}\}$. De la même manière il est possible de définir la matrice diagonale $\tilde{\mathbf{A}}_k$, à partir du vecteur $\mathbf{a}(\theta_k)$, telle que $\tilde{\mathbf{A}}_k = \text{diag}\{\mathbf{a}(\theta_k)\}$. La fonction de coût (25) s'écrit alors :

$$J = \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{U}_n^H \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{A}}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{A}}_k^* e^{-j\Psi_k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g} \\ \mathbf{g}^* \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (26)$$

En développant cette dernière expression, elle devient :

$$J = \sum_{k=1}^K \left(\begin{bmatrix} \mathbf{g}^H & \mathbf{g}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k & e^{-j\Psi_k} \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n2}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* \\ e^{j\Psi_k} \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k & \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n2}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g} \\ \mathbf{g}^* \end{bmatrix} \right) \quad (27)$$

soit encore :

$$J = \sum_{k=1}^K \left(\begin{array}{l} \mathbf{g}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{g} + \mathbf{g}^T \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n2}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{g}^* \\ + e^{-j\Psi_k} \mathbf{g}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n2}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{g}^* + e^{j\Psi_k} \mathbf{g}^T \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{g} \end{array} \right) \quad (28)$$

Tous les termes sous le symbole de sommation dans l'équation (28) sont des scalaires complexes. Plusieurs observations per-

mettent de simplifier cette expression :

- la somme globale des quatre termes de l'équation (28) est réelle non négative puisqu'elle est issue du calcul de la norme d'un vecteur dans l'expression (26),
- les deux premiers termes sont des scalaires réels, ils peuvent alors être remplacés par leur expression conjuguée,
- le troisième terme est égal au transposé-conjugué du quatrième terme, la somme de ces deux termes scalaires n'est autre que le double de leur partie réelle.

La prise en compte de ces observations mène à l'écriture suivante :

$$J = \sum_{k=1}^K \left(\mathbf{g}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* (\mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n1}^H + \mathbf{U}_{n2}^* \mathbf{U}_{n2}^T) \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{g} + 2\mathcal{R}\{e^{j\Psi_k} \mathbf{g}^T \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{g}\} \right) \quad (29)$$

où $\mathcal{R}\{\cdot\}$ désigne l'opérateur de partie réelle. Il est de plus démontré dans [6] que :

$$\mathbf{U}_{n2}^* \mathbf{U}_{n2}^T = \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n1}^H \quad (30)$$

La fonction de coût (29) s'écrit alors plus simplement :

$$J = \sum_{k=1}^K \mathbf{g}^H \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{g} + \mathcal{R}\{e^{j\Psi_k} \mathbf{g}^T \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{g}\} \quad (31)$$

4.2. minimisation de J par rapport à Ψ

Dans cette partie, nous considérons que les DDA des signaux sont connues, ainsi que le gain et la phase des capteurs. Cette première étape consiste à minimiser la fonction de coût J donnée par (31), suivant la matrice diagonale des phases propres Ψ . Le premier terme, sous le symbole de sommation dans l'expression (31), est indépendant de la matrice Ψ . Il résulte de cette constatation que la fonction de coût J est minimale suivant Ψ lorsque le second terme est minimum, c'est-à-dire négatif pour chacun des indices k . Cette condition est réalisée lorsque :

$$\psi_k = \pi - \arg(\mathbf{g}^T \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{g}) \quad (32)$$

Notons que ce résultat a aussi été énoncé par Galy dans sa méthode MUSIC non circulaire [6], mais n'est utilisé qu'implicitement pour estimer les DDA des signaux non circulaires. Connaissant désormais les éléments de Ψ qui minimisent la fonction de coût (31), nous cherchons maintenant à minimiser J par rapport aux paramètres de gain/phase du vecteur \mathbf{g} .

4.3. minimisation de J par rapport à \mathbf{g}

Dans cette seconde étape, la valeur des DDA et la matrice Ψ

sont connues, la minimisation de la fonction de coût J par rapport aux paramètres de gain/phase du vecteur \mathbf{g} s'exprime :

$$\min_{\mathbf{g}} J = \min_{\mathbf{g}} (\mathbf{g}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{g} + \mathcal{R}\{\mathbf{g}^T \mathbf{S}_2 \mathbf{g}\}) \quad (33)$$

où nous avons

$$\begin{cases} \mathbf{S}_1 &= \sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{A}}_k^* \mathbf{U}_{n1} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k \\ \mathbf{S}_2 &= \sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{U}_{n2} \mathbf{U}_{n1}^H \tilde{\mathbf{A}}_k e^{j\Psi_k} \end{cases} \quad (34)$$

Avant d'estimer les paramètres de l'antenne, il est nécessaire de fixer la valeur de la réponse d'un des capteurs du réseau afin d'éviter la solution triviale : $\mathbf{g} = 0$. Une contrainte d'unité de la réponse du premier capteur est par conséquent introduite dans la minimisation. Le problème se résume alors à déterminer les éléments du vecteur \mathbf{g} minimisant l'équation (33) sous la contrainte $\mathbf{g}^T \mathbf{w} = 1$ où $\mathbf{w} = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$. Le résultat de cette minimisation est obtenu par la méthode des multiplicateurs de Lagrange. Après quelques calculs, détaillés en annexe, nous obtenons les paramètres de gain/phase du réseau qui minimisent la fonction de coût J . Le vecteur \mathbf{g} solution est donné par :

$$\mathbf{g} = \mathbf{C}^{-1} [\lambda (\mathbf{S}_2^*)^{-1} - \lambda^* (\mathbf{S}_1^*)^{-1}] \mathbf{w} \quad (35)$$

où

$$\begin{cases} \mathbf{C} &= (\mathbf{S}_1^*)^{-1} \mathbf{S}_2 - (\mathbf{S}_2^*)^{-1} \mathbf{S}_1 \\ \lambda &= \frac{c_2^* + c_1}{|c_2|^2 - |c_1|^2} \\ c_1 &= \mathbf{w}^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{S}_1^*)^{-1} \mathbf{w} \\ c_2 &= \mathbf{w}^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{S}_2^*)^{-1} \mathbf{w} \end{cases} \quad (36)$$

4.4. minimisation de J par rapport aux DDA

Lorsque les paramètres de gain/phase de l'antenne sont connus, il est alors possible de déterminer plus précisément les DDA des signaux sur l'antenne ; c'est la troisième étape. Cette estimation est réalisable par la méthode MUSIC standard, ainsi que par tout autre algorithme de localisation de sources. Cependant la méthode de Galy [6], brièvement décrite dans un paragraphe précédent, est plus intéressante car elle exploite la propriété de non circularité des sources. Les valeurs des DDA qui minimisent J sont alors données par la position des maxima de la fonctionnelle (23). A partir de cette estimation des DDA, l'algorithme peut alors être rebouclé. Les trois étapes de minimisation de la fonction de coût J peuvent être répétées jusqu'à la convergence

de l'algorithme.

4.5. algorithme de la méthode proposée

Début :

- Estimer la matrice de covariance étendue \mathbf{R}_{nc} donnée par l'équation (17).
- Estimer le nombre de sources par observation des valeurs propres de la matrice \mathbf{R}_{nc} , et construire la matrice \mathbf{U}_n à l'aide des vecteurs propres appropriés.

Initialisation : ($i = 0$)

- À partir de la valeur initiale des paramètres de gain/phase $\mathbf{g}^{(i=0)}$ des capteurs, faire une estimation grossière des DDA $\{\theta_k^{(i=0)}\}_{k=1,K}$ des signaux.

Boucle principale :

- $i = i + 1$.
- Minimiser J par rapport à Ψ , en calculant les éléments diagonaux de la matrice Ψ (32).
- Calculer les matrices \mathbf{S}_1 et \mathbf{S}_2 données par les équations (34), puis la matrice \mathbf{C} et le scalaire λ par les équations (36).
- Minimiser J par rapport à \mathbf{g} à l'aide de l'équation (35), pour obtenir une nouvelle estimation des paramètres de gain/phase $\mathbf{g}^{(i)}$.
- Estimer les DDA $\{\theta_k^{(i)}\}_{k=1,K}$ par la méthode MUSIC non circulaire (23).
- Evaluer le critère d'arrêt :

$$v(i) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\theta_k^{(i)} - \theta_k^{(i-1)} \right)^2 \quad (37)$$

- Répéter jusqu'à ce que $v(i) < \varepsilon$ (une tolérance pré-définie).

Fin.

5. résultats de simulations

Dans ce paragraphe, nous donnons quelques exemples afin d'illustrer la performance de notre algorithme. Considérons un réseau circulaire composé de 6 capteurs équirépartis sur un cercle de diamètre égal à la longueur d'onde des signaux reçus. Les sources en présence émettent des signaux non circulaires (modulation BPSK) décorrélés. La matrice de covariance des observations est estimée à partir de 200 échantillons par capteur. Les paramètres de gain/phase des capteurs sont choisis aléatoirement. g_m étant le gain complexe du capteur m , lors de l'étape d'initialisation de l'algorithme le gain et la phase sont pris tels que :

$$\begin{cases} |g_m^{(i=0)}| &= |g_m| + 0.9 \cdot \Omega \\ \arg(g_m^{(i=0)}) &= \arg(g_m) + 30^\circ \cdot \Omega \end{cases} \quad (38)$$

où Ω est un générateur aléatoire de loi uniforme sur l'intervalle $[-0.5, 0.5]$. Dans nos simulations, le choix des DDA à l'initialisation est aussi confié à une fonction aléatoire. Pour chaque source k :

$$\theta_k^{(i=0)} = \theta_k + 5^\circ \cdot \Omega \quad (39)$$

Le premier exemple, met en avant la capacité de notre algorithme à estimer les paramètres de gain/phase afin d'estimer correctement les DDA, lorsque le nombre de sources est supérieur au nombre de capteurs. La figure (1) représente le pseudo-spectre spatial donné par l'équation (23). 7 sources sont localisées à l'aide du réseau circulaire de 6 capteurs, le rapport signal-sur-bruit (RSB) est de 20 dB pour chacune des sources. La courbe en traits discontinus donne la réponse du réseau avant l'opération d'autocalibration. La courbe en traits pleins représente l'estimation des DDA par notre algorithme lors de la 14^{ème} itération. Enfin, le tracé en traits pointillés désigne la réponse du réseau lorsque les paramètres de gain/phase sont parfaitement connus. La ressemblance entre ces deux dernières courbes

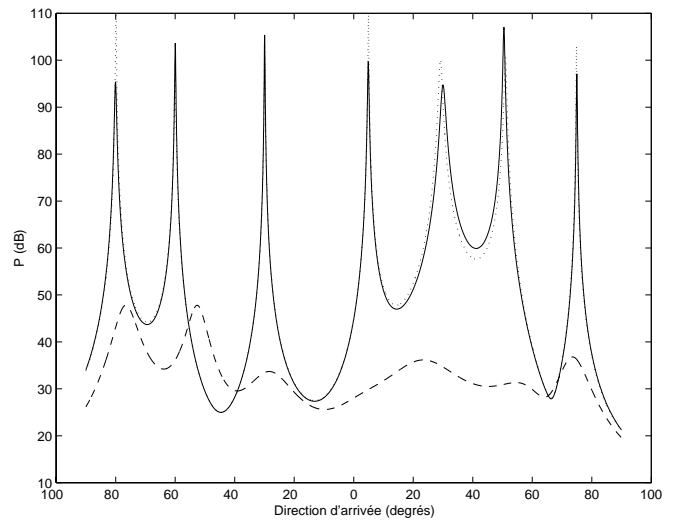


Figure 1. – Localisation de 7 sources à l'aide d'un réseau circulaire de 6 capteurs.

Tableau 1. – Moyenne et variance des DDA.

$\theta(^{\circ})$	- 80	- 60	- 30	5	30	50	75
$E[\theta]$	- 80,005	- 60,015	- 29,993	4,993	29,943	50,028	74,987
$V[\theta]$	0,053	0,038	0,029	0,140	0,165	0,105	0,091

montre la précision de l'estimation compte tenu de la situation. Sur la figure (2), sont reportées les courbes des résultats d'estimation de notre algorithme effectué 20 fois, avec des réalisations de bruit indépendantes, et ce dans les mêmes conditions que le premier exemple. On constate une très faible dispersion des pics d'estimation des DDA. On donne dans la table (1), la moyenne et la variance pour chacune des 7 DDA estimées. La

première ligne de la table contient les valeurs exactes des angles à estimer. On montre ainsi la fiabilité et la fidélité de notre algorithme dans de telles conditions d'estimation.

Dans l'exemple suivant, on considère 3 sources de DDA -15° , 5° et 35° . Nous avons réalisé 200 simulations de façon indépendante, afin de calculer la racine carrée de l'erreur quadra-

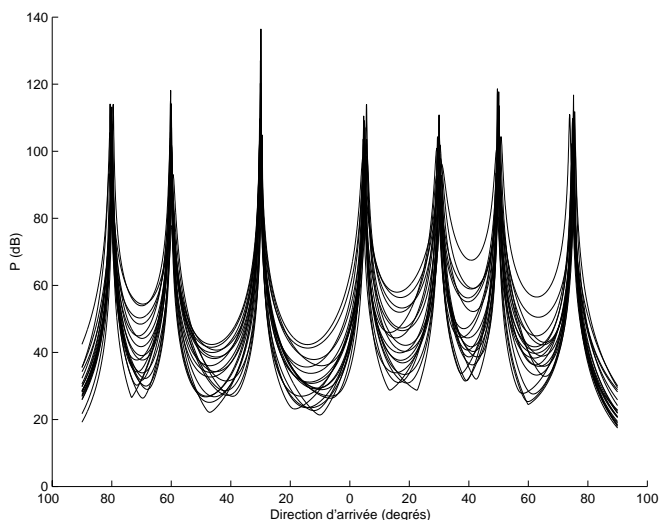


Figure 2. – Superposition de résultats d'estimation.

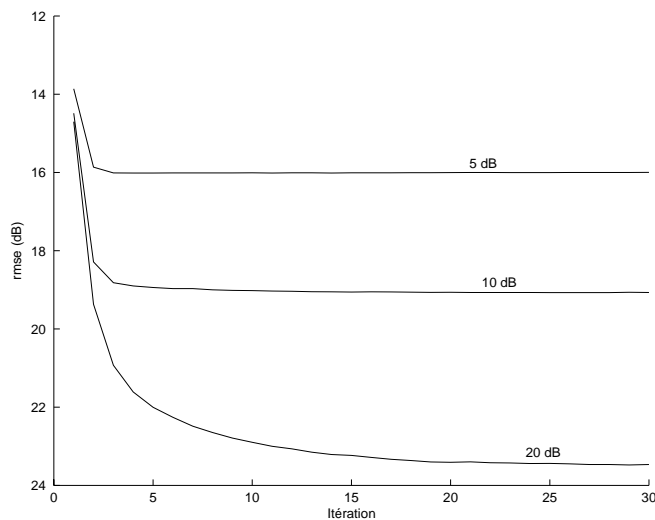


Figure 4. – RMSE de l'estimation du gain des capteurs en fonction du nombre d'itérations de l'algorithme.

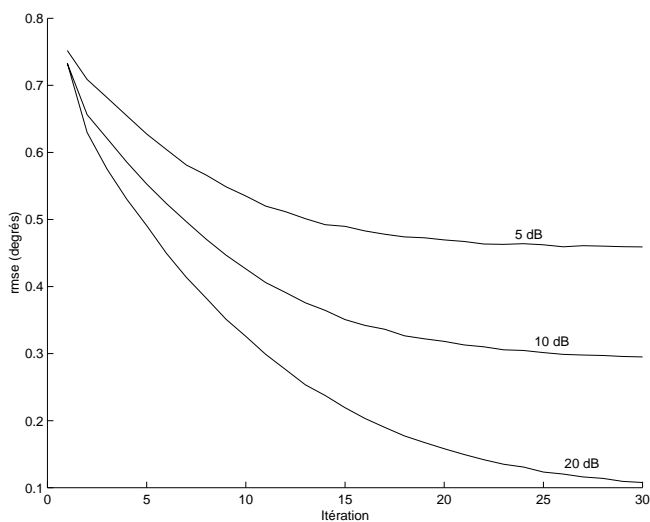


Figure 3. – RMSE de l'estimation de la DDA en fonction du nombre d'itérations de l'algorithme.

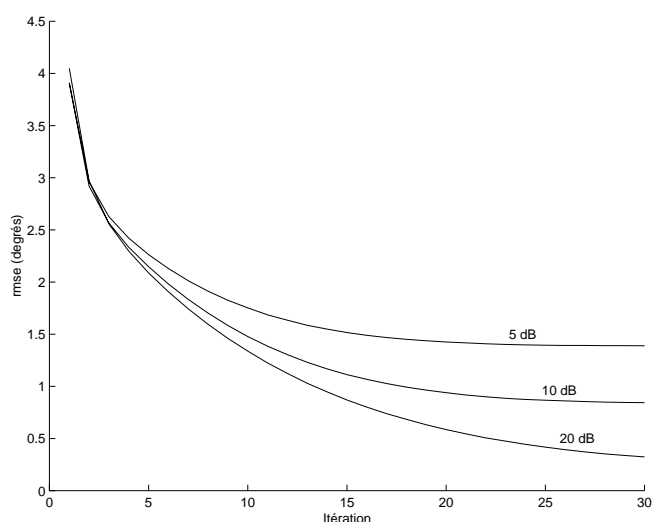


Figure 5. – RMSE de l'estimation de la phase des capteurs en fonction du nombre d'itérations de l'algorithme.

tique moyenne (Root Mean Square Error) de l'estimation de chacune des DDA, du gain et de la phase de chacun des capteurs. Les figures (3), (4) et (5) donnent respectivement la moyenne arithmétique des RMSE des DDA, du gain et de la phase des capteurs. Les courbes sont tracées en fonction du nombre d'itérations effectuées par l'algorithme. Les simulations ont été réalisées pour des RSB de 5 dB, 10 dB et 20 dB.

Notons que l'algorithme converge très rapidement, et que la précision de ses estimations dépend du RSB.

Afin d'illustrer l'apport de la prise en compte de la non circularité des signaux dans l'autocalibration, nous allons comparer en terme de performance, l'algorithme proposé avec celui de Friedlander et Weiss [5]. Dans les simulations qui suivent, le réseau circulaire de 6 capteurs reçoit 2 signaux BPSK non cor-

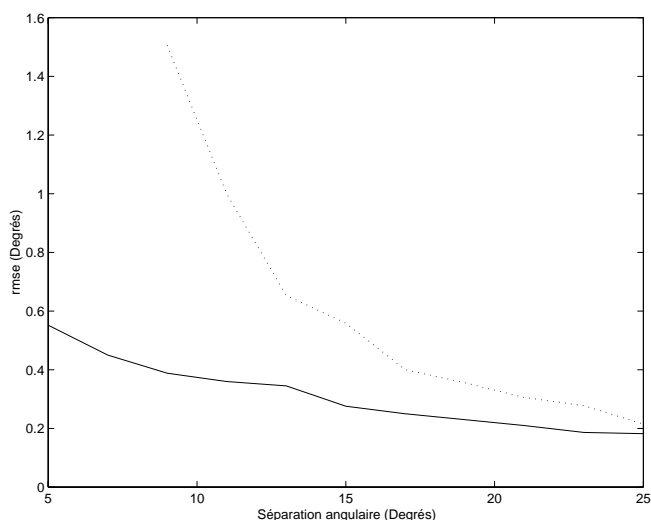


Figure 6. – RMSE de l'estimation de la DDA en fonction de la séparation angulaire, avec la méthode proposée (ligne continue) et avec la méthode de Friedlander et Weiss (ligne pointillée).

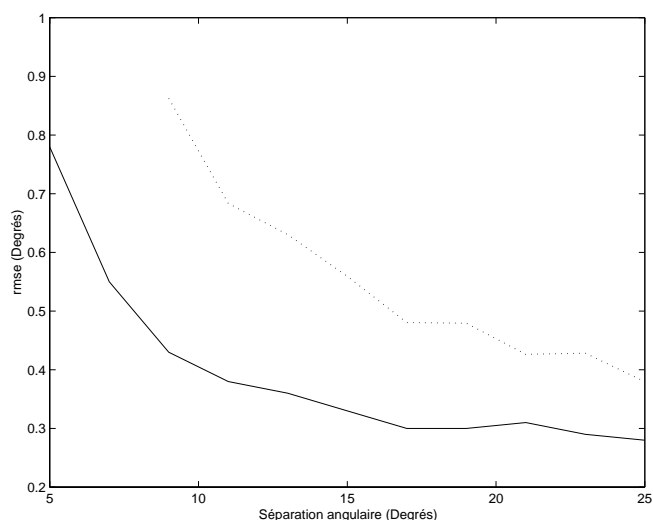


Figure 8. – RMSE de l'estimation de la phase du capteur 2 en fonction de la séparation angulaire, avec la méthode proposée (ligne continue) et avec la méthode de Friedlander et Weiss (ligne pointillée).

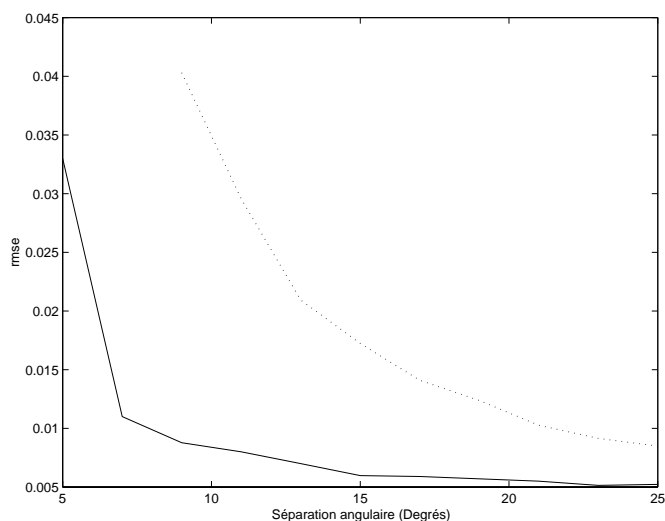


Figure 7. – RMSE de l'estimation du gain du capteur 2 en fonction de la séparation angulaire, avec la méthode proposée (ligne continue) et avec la méthode de Friedlander et Weiss (ligne pointillée).

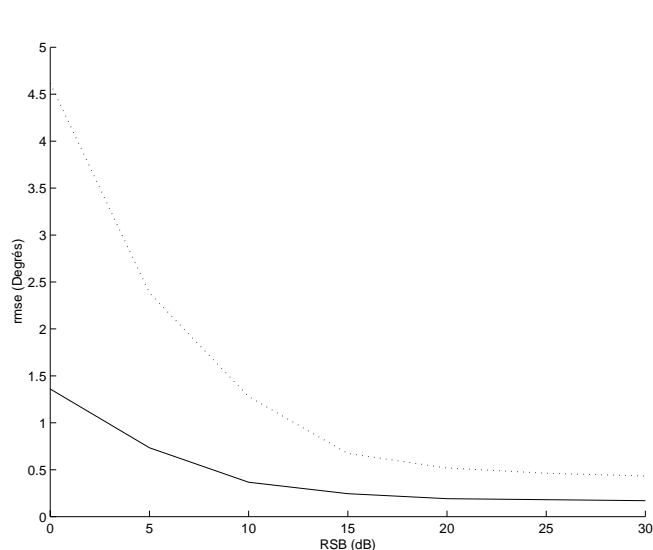


Figure 9. – RMSE de l'estimation de la DDA en fonction du RSB, avec la méthode proposée (ligne continue) et avec la méthode de Friedlander et Weiss (ligne pointillée).

réels, dont nous allons faire varier la séparation angulaire. Les 2 signaux sont de même puissance et le RSB égale 20 dB. Pour chaque séparation angulaire entre les sources, 200 simulations sont réalisées de façon indépendante, en vue de calculer les RMSE des paramètres à estimer. Les figures (6), (7) et (8) montrent les résultats obtenus pour la 2^{ème} DDA, le gain et la phase du capteur 2, respectivement. Nous constatons que la proximité des sources, en terme de séparation d'angles, est moins préjudiciable pour l'algorithme prenant en compte la non circularité des

signaux.

Dans les dernières simulations, nous faisons varier le RSB de 3 signaux BPSK dont les DDA sont -15° , 5° et 35° . Nous effectuons 50 simulations de l'algorithme proposé et de l'algorithme de Friedlander et Weiss, de façon indépendante. Les résultats des estimations de la 2^{ème} DDA, du gain et de la phase du capteur 2 sont reportés dans les figures (9), (10) et (11), respectivement. Nous remarquons que la méthode proposée présente de meilleurs résultats d'estimation.

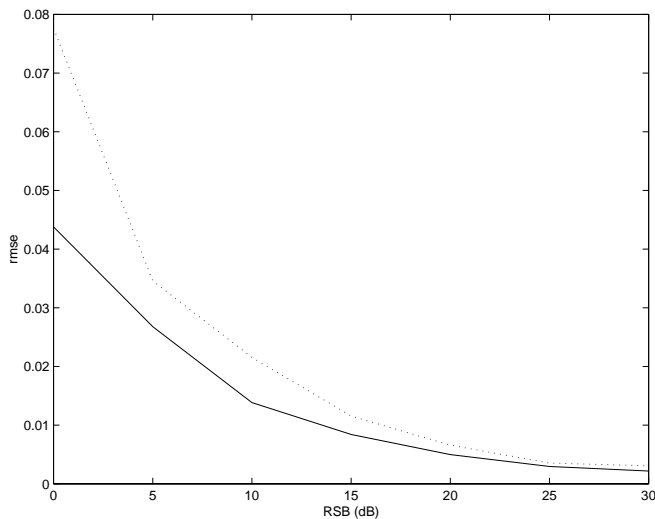


Figure 10 – RMSE de l'estimation du gain du capteur 2 en fonction du RSB, avec la méthode proposée (ligne continue) et avec la méthode de Friedlander et Weiss (ligne pointillée).

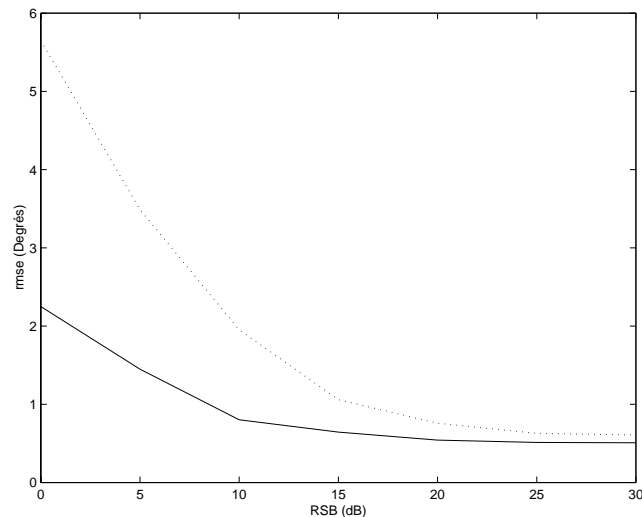


Figure 11 – RMSE de l'estimation de la phase du capteur 2 en fonction du RSB, avec la méthode proposée (ligne continue) et avec la méthode de Friedlander et Weiss (ligne pointillée).

6. conclusion

Nous avons présenté une méthode d'autocalibration, permettant d'estimer les paramètres de gain/phase d'un réseau de capteurs pour la localisation de sources. Notre approche originale consiste à exploiter d'une façon optimale l'information apportée par la non circularité des signaux reçus. La méthode est basée sur la décomposition en éléments propres de la matrice de covariance des observations. Des résultats de simulations ont montré la capacité de l'algorithme à calibrer le réseau, même lorsque le nombre de sources est supérieur au nombre de capteurs. L'apport de la prise en compte de la non circularité des signaux reçus a été illustré à travers des simulations. La vitesse de convergence ainsi que la précision des estimations de la méthode sont jugées satisfaisantes.

7. annexe

Dans cette annexe, est donné le détail du calcul de la minimisation de la fonction de coût J par rapport à \mathbf{g} , sous la contrainte $\mathbf{g}^T \mathbf{w} = 1$ où $\mathbf{w} = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$.

Rappelons l'expression de J :

$$J = \mathbf{g}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{g} + \mathcal{R}\{\mathbf{g}^T \mathbf{S}_2 \mathbf{g}\} \quad (40)$$

où \mathbf{g} est un vecteur complexe, \mathbf{S}_1 est une matrice hermitienne, et \mathbf{S}_2 est une matrice symétrique d'éléments complexes. La fonction J est une fonction scalaire réelle non négative. La solution la plus évidente minimisant la fonction J est $\mathbf{g} = \mathbf{0}$, cependant elle n'est évidemment pas satisfaisante. Afin d'éviter cette solution nulle, et d'obtenir une autre solution, une contrainte est imposée sur le vecteur \mathbf{g} . On met en œuvre la méthode des multiplicateurs de Lagrange. Comme dans [3], la fonctionnelle à minimiser est alors la suivante :

$$L(\mathbf{g}) = \mathbf{g}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{g} + \mathcal{R}\{\mathbf{g}^T \mathbf{S}_2 \mathbf{g}\} + 2\mathcal{R}\{\lambda^*(\mathbf{g}^T \mathbf{w} - 1)\} \quad (41)$$

où λ est un multiplicateur dont la valeur est inconnue. Cette fonctionnelle s'écrit aussi :

$$L(\mathbf{g}) = \mathbf{g}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{g} + \frac{1}{2} \mathbf{g}^T \mathbf{S}_2 \mathbf{g} + \frac{1}{2} \mathbf{g}^H \mathbf{S}_2^* \mathbf{g}^* + \lambda^* (\mathbf{g}^T \mathbf{w} - 1) + \lambda (\mathbf{g}^H \mathbf{w} - 1) \quad (42)$$

Selon les résultats de dérivations énoncés dans [3], la dérivée de la fonctionnelle $L(\mathbf{g})$ par rapport au vecteur \mathbf{g} vaut :

$$\frac{\partial L(\mathbf{g})}{\partial \mathbf{g}} = \mathbf{S}_1^* \mathbf{g}^* + \mathbf{S}_2 \mathbf{g} + \lambda^* \mathbf{w} \quad (43)$$

Suivant la méthode des multiplicateurs de Lagrange, cette dérivée égale zéro. Il est alors possible d'écrire :

$$\mathbf{g}^* = -(\mathbf{S}_1^*)^{-1} \mathbf{S}_2 \mathbf{g} - \lambda^* (\mathbf{S}_1^*)^{-1} \mathbf{w} \quad (44)$$

Depuis la forme conjuguée de la dérivée (43), on peut obtenir une écriture similaire :

$$\mathbf{g} = -(\mathbf{S}_2^*)^{-1} \mathbf{S}_1 \mathbf{g} - \lambda (\mathbf{S}_2^*)^{-1} \mathbf{w} \quad (45)$$

Les équations (44) et (45) mènent alors à l'expression du vecteur \mathbf{g} :

$$\mathbf{g} = \mathbf{C}^{-1} [\lambda (\mathbf{S}_2^*)^{-1} - \lambda^* (\mathbf{S}_1^*)^{-1}] \mathbf{w} \quad (46)$$

avec

$$\mathbf{C} = (\mathbf{S}_1^*)^{-1} \mathbf{S}_2 - (\mathbf{S}_2^*)^{-1} \mathbf{S}_1 \quad (47)$$

Le multiplicateur λ reste à déterminer. L'équation de contrainte $\mathbf{g}^T \mathbf{w} = 1$ permet d'écrire :

$$\mathbf{g}^T \mathbf{w} = 1 = c_2 \lambda + c_1 \lambda^* \quad (48)$$

où les variables scalaires c_1 et c_2 sont :

$$\begin{cases} c_1 &= \mathbf{w}^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{S}_1^*)^{-1} \mathbf{w} \\ c_2 &= \mathbf{w}^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{S}_2^*)^{-1} \mathbf{w} \end{cases} \quad (49)$$

Il est alors aisé de montrer que le multiplicateur de Lagrange

vaut :

$$\lambda = \frac{c_2^* + c_1}{|c_2|^2 - |c_1|^2} \quad (50)$$

BIBLIOGRAPHIE

- [1] D. Astély, L. Swindelhurst and B. Ottersten, « Spatial signature estimation for uniform linear arrays with unknown receiver gains and phases », *IEEE Transactions on Signal Processing*. vol. 47, pp. 2128-2138, August 1999.
- [2] G. Bienvenu and L. Kopp, « Optimality of high resolution array processing using eigenstructure approach », *IEEE Transactions on Acoustic, Speech, Signal Processing*. vol. 31, pp. 1235-1247, October 1983.
- [3] D.H. Brandwood, « A complex gradient operator and its application in adaptive array theory », *IEE Proc.*, Vol. 130, pp. 11-16, February 1983.
- [4] G. C. Brown, J. H. McClellan and E. J. Holder, « Eigenstructure approach for array processing and calibration with general phase and gain perturbations », *Proceedings IEEE International Conference on Acoustic, Speech, Signal Processing*. 1991, pp. 1365-1368.
- [5] B. Friedlander and A. Weiss, « Eigenstructure methods for direction finding with sensor gain and phase uncertainties », *Proceedings IEEE International Conference on Acoustic, Speech, Signal Processing*. 1988, pp. 2681-2684.
- [6] J. Galy, Antenne adaptative: du second ordre aux ordres supérieurs, applications aux signaux de télécommunications. Toulouse, *Thèse de l'Université Paul Sabatier*, 1998.
- [7] A.B. Gershman, C.F. Mecklenbräuker and J.F. Böhme, « Matrix fitting approach to direction of arrival estimation with imperfect spatial coherence of wavefront », *IEEE Transactions on Signal Processing*. vol. 45, pp. 1894-1899, July 1997.
- [8] P. Gounon, C. Adnet et J. Galy, « Localisation angulaire de signaux non circulaires », *Traitement du Signal*. vol. 15, n°1, pp. 17-23, 1998.
- [9] J.L. Lacoume, « Complex random variables and signals », *Traitement du Signal*. vol. 15, n°6, pp. 535-544, Spécial 1998.
- [10] A. Marsal *et al*, « Classification des méthodes de calibration et d'auto-calibration d'antenne », *Traitement du signal*, Vol. 10, n°5-6, pp. 443-457, Spécial 1993.
- [11] A. Paulraj and T. Kailath, « Direction of arrival estimation by eigenstructure methods with unknown sensor gain and phase », *Proceedings IEEE International Conference on Acoustic, Speech, Signal Processing*. 1985, pp. 640-643.
- [12] B. Picinbono, « On circularity », *IEEE Transactions on Signal Processing*. vol. 42, pp. 3473-3482, December 1994.
- [13] R. O. Schmit, « Multiple emitter location and signal parameters estimation », *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*. vol. 34, pp. 276-280, March 1986.
- [14] A. Weiss, B. Friedlander, « Almost blind' steering vector estimation using second order moments », *IEEE Transactions on Signal Processing*. vol. 44, pp. 1024-1027, April 1996.
- [15] P. Yip and Z. Zhou, « A self-calibration algorithm for cyclostationary signals and its uniqueness analysis », *Proceedings IEEE International Conference on Acoustic, Speech, Signal Processing*. pp. 1892-1895, 1995.
- [16] M. Zhang and Z. Zhu, « A method for direction finding under sensor gain and phase uncertainties » *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*. vol. 43, pp. 880-883, August 1995.

LES AUTEURS

Pascal CHARGÉ



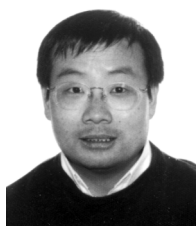
Pascal Chargé, 27 ans, est actuellement en thèse au laboratoire IRCCyN/SETRA UMR CNRS 6597. Il est titulaire d'un DEA en électronique, obtenu en 1997 à l'IRESTE (devenue École polytechnique de l'Université de Nantes). Son travail de thèse concerne le traitement d'antenne dans les systèmes de télécommunications.

Joseph SAILLARD



Joseph Saillard est professeur à l'École Polytechnique de l'Université de Nantes. Après avoir créé à l'IRESTE en 1988 le laboratoire Systèmes et Signaux Hautes Fréquences, il a été responsable du laboratoire Systèmes Électroniques et Informatiques EP 063 de 1995 à 2000. Depuis lors, il est responsable de l'équipe radar au sein de la division SETRA Systèmes électroniques Télécom et Radar de l'IRCCyN, Institut de recherche en Communication et Cybernétique de Nantes UMR CNRS 6597. Son domaine d'activité est celui lié aux télécommunications mobiles tant sur l'aspect théorique que simulation et expérimentation. En 1999, il a été nommé Vice-Président de l'Université de Nantes, chargé de la Recherche.

Yide WANG



Yide Wang est docteur de l'université de Rennes en traitement du signal et télécommunication. Il est actuellement maître de conférences à l'École Polytechnique de l'Université de Nantes. Il travaille au laboratoire IRCCyN/SETRA UMR CNRS 6597 dans le domaine du traitement du signal appliqué aux systèmes radar et aux systèmes de télécommunications. Plus particulièrement, il s'intéresse aux problèmes d'analyse spectrale et de traitement d'antenne multiplicateurs.