

Application des réseaux de neurones artificiels dans la formation adaptative de faisceaux pour les communications par satellite en situation d'urgence

R. Bazine

Institut National de Cartographie et de Télédétection

123, rue Tripoli, Hussein Dey, Alger

E-mail : razika022002@yahoo.fr

ملخص : يتناول هذا العمل نظام الاتصالات عبر الأقمار الصناعية في حالات الطوارئ و الذي يضمن الإتصال مع مجموعة من المحطات الأرضية الصغيرة و المتوافقة مع المعايير RCS/S-DVB. الإمكانات التي يمنحها هذا النظام تكمن في تمج تكوين الحزم الرقمية التكييفية مع نظام الوصول المتعدد عن طريق التقسيم الفضائي، و التي تسمح بتطبيق مفهوم "بقعة لكل مستعمل"، و بالتالي ضمان الحد الأعلى من الفعالية في كل نقطة من منطقة التغطية، كما تسمح بإعادة استخدام الترددات عن طريق استبعاد التداخل. ان فعالية تقنيات تكوين الحزم الرقمية التكييفية المبنية على حسابات تكرارية غير كافية في حالات الطوارئ أين يكون التنفيذ في زمن حقيقي حاسما. في هذا العمل، اخترنا نهج الشبكة العصبية لتطوير قوة خوارزمية تكوين الحزم الرقمية التكييفية.

الكلمات الأساسية : الإتصالات عبر الأقمار الصناعية في حالات الطوارئ، تكوين الحزم الرقمية التكييفية، نظام الوصول المتعدد عن طريق التقسيم الفضائي، الشبكة العصبية، خوارزمية تكوين الحزم الرقمية التكييفية.

Résumé : Dans le cadre de ce travail, nous nous sommes intéressés à un système de télécommunication par satellite intervenant en situation d'urgence. Ce système assurerait la transmission à une flotte de petits terminaux compatibles avec les standards DVB-RCS/S.

Les potentialités offertes par l'association de la Formation de Faisceaux par le Calcul (FFC) adaptative et la méthode d'Accès Multiple à Répartition Spatiale (AMRS), permet la mise en place du concept «un spot par utilisateur» assurant ainsi, d'une part un niveau maximal de gain en tout point de la couverture et rendant possible d'autre part, la réutilisation de ressources grâce à la réjection d'interférence.

La performance des techniques de formation adaptative de faisceaux basées sur le calcul itératif est insuffisante dans des situations d'urgences où l'exécution en temps réel est décisive. Dans ce travail, nous avons choisi une approche neuronale pour développer un algorithme de formation de faisceaux adaptative robuste. Cette technique utilise un réseau de neurones à fonctions de base radiales constitué de trois couches (RBFNN) et traite le problème d'optimisation de poids d'une antenne adaptative comme un problème de mappage en temps réel.

Mots-clés : Antenne intelligente, Formation de faisceaux, SDMA, Formation de faisceaux par le calcul (numérique), Les algorithmes de formation adaptative de faisceaux, Réseaux de neurones à fonctions de base radiales.

Abstract : The present work deals with a satellite communications system which operates in emergency situations. The system provides links to a fleet of small ground terminals compliant with DVB-RCS/S standards.

The combination of a Digital Beamforming Network technique (DBFN) with Spatial Division Multiple Access (SDMA) allows the setting up of a "one beam per user" concept, thus ensuring maximal gain to any user of the covered area and making possible resource reuse thanks to interference rejection.

The performance of the adaptive beamforming techniques based on iterative calculation is insufficient in emergency situations where real-time processing is decisive. In this work, we chose a neural approach to develop a robust adaptive beamforming algorithm. This technique employs a three-layer radial basis function neural network (RBFNN), which treats the problem of computing the weights of an adaptive array antenna as a mapping problem.

Keywords : Smart antenna, SDMA, Digital Beamforming Network (DBFN), Artificial Neural Network, Radial Basis Function Neural Network (RBFNN), Adaptive beamforming algorithms.

1. Introduction

Chaque année, partout dans le monde, surviennent des crises humanitaires majeures dues à des catastrophes industrielles, naturelles (tsunamis, ouragans, séismes...) ou à des actes terroristes où souvent, les moyens de communication traditionnels se trouvent hors d'usage. Une phase d'improvisation commence et rend difficile l'intervention coordonnée des équipes de secours sur les sites sinistrés.

A ces situations extrêmes, il convient aujourd’hui d’apporter des solutions exceptionnelles.

Les satellites de télécommunication sont mobilisables à tout instant et en tout point du globe pour contribuer aux actions humanitaires.

Mettre en place un moyen de communication pour la coordination des secours est d’un intérêt essentiel.

Un système de communication pour les situations d’urgence doit parfaitement fonctionner à tout moment et en toutes circonstances. Les communications doivent être effectives, mobiles et immédiates. Ainsi, le système satellite est le moyen le plus simple pour assurer, en un temps record, la mise à disposition de ressources de transmission. Grâce à l’avancée dans le domaine des communications numériques spatiales, il est possible de mettre en oeuvre à bord du satellite, un processeur embarqué (On- Board Processor, OBP), de petite taille, peu consommateur d’énergie et très performant. Ce qui permet la Formation de Faisceaux par le Calcul (FFC) à bord.

La formation adaptative de faisceaux est utilisée pour mettre en valeur le signal désiré tout en supprimant le bruit et les interférences à la sortie d’un alignement de capteurs. Elle se base fondamentalement sur l’idée que, bien que les signaux émanant de différents émetteurs occupent le même canal de fréquence, ils arrivent toujours de différentes directions. Cette séparation spatiale est exploitée pour séparer le signal désiré des autres signaux interférents. Cependant, la performance des techniques de formation adaptative de faisceaux basées sur le calcul itératif devient insuffisante dans des situations critiques où l’exécution en temps réel est décisive.

Ce problème peut être surmonté par l’introduction des réseaux de neurones. Dans ce travail, nous avons développé un algorithme de formation adaptative de faisceaux robuste par une approche neuronale. Cette technique utilise un réseau de neurones à fonction de base radiale constitué de trois couches (RBFNN) et traite le problème d’optimisation de poids d’une antenne adaptative comme un problème de mappage.

2. Application d’un réseau de neurone RBF sur un algorithme de formation de faisceaux adaptative robuste RAB

2.1 Modélisation mathématique des signaux

Considérons un alignement linéaire uniforme (ULA) de M capteurs omnidirectionnels espacés d’une distance d avec D ondes planes parvenant des directions $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_D\}$

Le vecteur d’observations se modélise par :

$$X(k) = s(k) + i(k) + n(k) \dots\dots\dots (2.1)$$

$$= s_0(k)a + i(k) + n(k)$$

Où :

$X(k)$: est le vecteur complexe des observations d’alignement et il est exprimé par

$$X(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_M(k)]^T \dots\dots\dots (2.2)$$

$s_0(k)$: la forme d’onde du signal,

a : le vecteur de direction du signal ou vecteur directionnel,

$i(k)$: le composant d’interférence,

$n(k)$: le composant de bruit.

La sortie du formateur de faisceaux est :

$$y(k) = w^H X(k) \dots\dots\dots (2.3)$$

Où w^H est le vecteur complexe des poids et il est exprimé par :

$$w = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T \dots\dots\dots (2.4)$$

Le rapport signal à interférence plus bruit SINR (the Signal to Interference plus Noise Ratio) a la forme suivante :

$$SINR = \frac{w^H R_s w}{w^H R_{i+n} w} \dots\dots\dots (2.5)$$

Où :

R_s : la matrice d’espérance statistique du vecteur signal, $R_s = E\{s(k)s^H(k)\}$, (2.6)

R_{i+n} : la matrice de covariance d’interférence plus bruit,

$$R_{i+n} = E\{(i(k) + n(k))(i(k) + n(k))^H\} \dots\dots (2.7)$$

Le vecteur des poids est calculé afin d’optimiser la performance en termes de certain critère.

Bien que plusieurs critères puissent être utilisés, nous allons considérer le critère de la sortie SINR, qui est exprimé par :

$$SINR = \frac{\sigma_s^2 |w^H a|^2}{w^H R_{i+n} w} \dots\dots\dots (2.8)$$

Où σ_s^2 est la puissance du signal utile.

Après avoir présenter le modèle mathématique utilisé pour implémenter les différents signaux impliqués dans notre configuration, la partie suivante expose les trois algorithmes : SMI, LSMI et RAB.

2.2 Formation de faisceaux Adaptatif Robuste (RAB)

Le vecteur des pondérations optimales pour le RAB est exprimé comme suit :

$$w_{RAB} = \frac{\hat{R}^{-1} \left((\lambda \hat{R} + I)^{-1} - I \right) \bar{a}}{\bar{a}^T \hat{R}^{-1} \left((\lambda \hat{R} + I)^{-1} - I \right)^2 \bar{a}} \dots (2.9)$$

Dans notre architecture RBFNN, la matrice de covariance d'échantillon \hat{R} est présentée à la couche d'entrée du réseau, et le vecteur w_{RAB} est produit à

la couche de sortie. En effet, le RBFNN est conçu pour réaliser un mappage des paires entrée-sortie, entraîné par des exemples $(\hat{R} ; w_{RAB})$.

2.2.1 Topologie du Réseau

La construction d'un réseau RBF, sous sa forme la plus simple implique trois couches de rôles entièrement différents. La couche d'entrée se compose des noeuds sources (unités sensorielles) qui connectent le réseau à son environnement. La deuxième couche, est la seule couche cachée, applique une transformation non linéaire à partir de l'espace d'entrée. La couche de sortie est linéaire, fournissant la réponse du réseau au paramètre d'activation appliqué à la couche d'entrée.

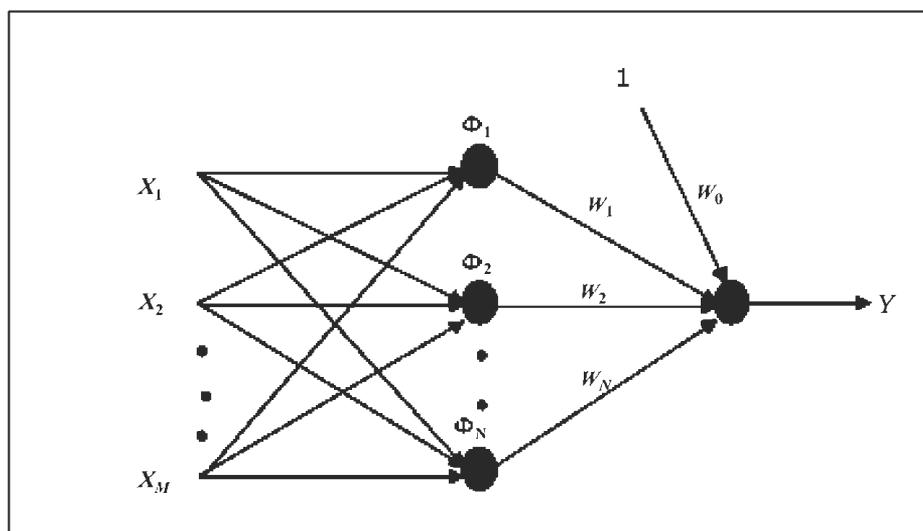


Fig. 1 Structure d'un réseau de neurones RBF.

D'une façon générale, pour un ensemble de donnée formée de points x , la technique RBF utilise une fonction $F^*(x)$ de la forme suivante :

$$F^*(x) = \sum_{i=1}^{m_1} w_i \varphi_i(x) \dots (2.10)$$

La sortie du réseau est simplement une combinaison linéaire des sorties des neurones RBF multipliés par le poids de leurs connexions respectives.

Où, $\varphi_i(x | i = 1, 2, \dots, m_1)$ sont les fonctions de base. Nous allons utiliser une fonction d'activation gaussienne multi-variable $G(x, t_i)$ centrée sur t_i , w_i constitue un nouvel ensemble de poids, et m_1 le nombre des centres (ou la taille de la couche cachée). La fonction $G(x, t_i)$, utilisée est exprimée comme suit :

$$G(x, t_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \|x - t_i\|^2\right) = \exp\left(-\frac{1}{2} (x - t_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - t_i)\right) \dots (2.11)$$

Où : Σ : la matrice de covariance.

2.2.2 Stratégie d'apprentissage

La première étape dans le développement de cette stratégie est la définition de la valeur instantanée de la fonction du coût ξ :

$$\xi = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2 \dots (2.12)$$

Où :
 N : la taille d'échantillon d'apprentissage,
 e_j : le signal d'erreur, défini par :

$$e_j = d_j - F^*(x_j) \quad \dots\dots\dots (2.13)$$

Afin de minimiser cette fonction de coût, nous devons définir les fonctions de mise à jour de ses trois paramètres : w_i, t_i et Σ_i⁻¹. Les résultats de cette minimisation sont récapitulés ci-dessous :

1. Poids linéaires (couche de sortie) :

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial w_i(n)} = \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|x_j - t_i(n)\|) \quad \dots\dots (2.14)$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) - \eta_1 \frac{\partial \xi(n)}{\partial w_i(n)}, i = 1, 2, \dots, m_1 \quad \dots (2.15)$$

2. Positions des centres des gaussiennes (couche cachée) :

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial t_i(n)} = w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|x_j - t_i(n)\|) \Sigma_i^{-1} (x_j - t_i(n)) \quad \dots\dots (2.16)$$

$$t_i(n+1) = t_i(n) - \eta_2 \frac{\partial \xi(n)}{\partial t_i(n)}, i = 1, 2, \dots, m_1 \quad \dots\dots (2.17)$$

3. La largeur des gaussiennes (couche cachée) :

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial \Sigma_i^{-1}(n)} = -\frac{1}{2} w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|x_j - t_i(n)\|) [(x_j - t_i(n))(x_j - t_i(n))^T] \quad \dots\dots\dots (2.18)$$

$$\Sigma_i^{-1}(n+1) = \Sigma_i^{-1}(n) - \eta_3 \frac{\partial \xi(n)}{\partial \Sigma_i^{-1}(n)} \quad \dots\dots\dots (2.19)$$

Où :
 (e_j)_n : le signal d'erreur de la sortie j au temps n.
 η₁, η₂, η₃ : les coefficients d'apprentissage assignés aux équations de mise à jour des trois paramètres w_i, t_i et Σ_i⁻¹ respectivement.

Dans notre application, les sources désirées sont situées à des angles d'altitude θ s'étendant de (-90) à (+90) pour couvrir le champ intégral de l'antenne. Une fois que le RBFNN est formé avec un ensemble représentatif de paires d'apprentissage {R̂, w_{RAB}} , il est prêt de fonctionner dans la phase de performance. Dans cette dernière phase, le RBFNN produit une estimation du vecteur de poids w_{RAB}.

2.2.3 Etude Comparative

Afin d'évaluer les performances de cet algorithme RAB, nous allons le comparer avec deux autres algorithmes de formation de faisceaux adaptative robuste qui sont :

- Algorithme d'inversion de la matrice d'échantillon (SMI) [1],
- Algorithme d'inversion de la matrice d'échantillon surchargée (LSMI) [1].

La figure suivante (Fig.2) présente une comparaison entre les diagrammes de rayonnement des trois algorithmes (SMI, LSMI et RAB) :

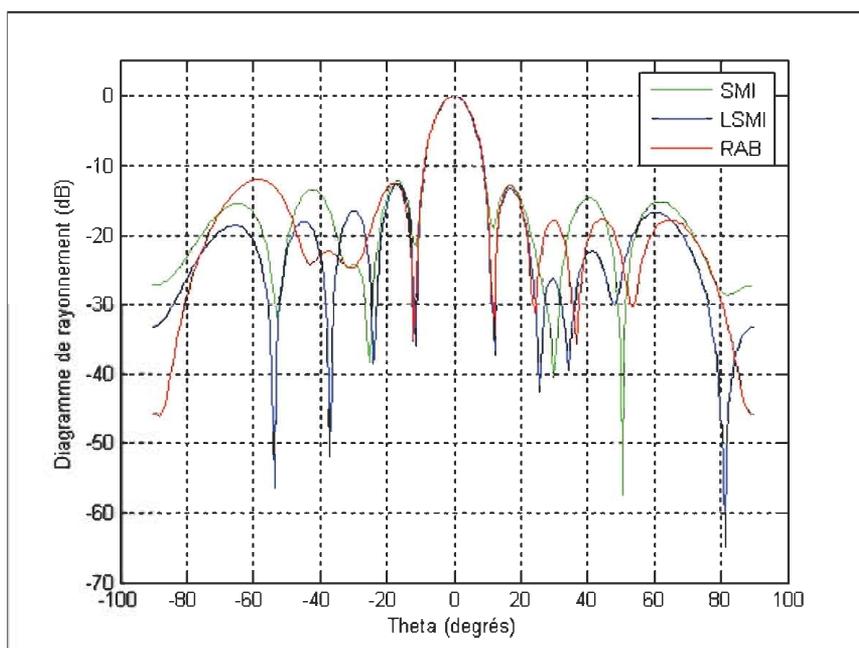


Fig. 2 Comparaison des diagrammes de rayonnements des trois algorithmes (SMI, LSMI, RAB).

L'optimisation d'un réseau d'antennes par l'algorithme RAB en utilisant une approche RBFNN procure des résultats de réjection assez intéressants. Le taux de réjection est très comparable avec les autres algorithmes sans aucune dégradation en direction du signal utile avec un temps de calcul instantané, ce qui est considéré comme une importante amélioration apportée par cet algorithme.

À la différence du SMI et LSMI, où l'optimisation est effectuée à chaque fois, les directions des signaux désirés ou interférents changent dans notre algorithme. Le vecteur des poids obtenu après la phase d'apprentissage est utilisé pour produire le vecteur optimal des poids requis pour orienter les faisceaux d'alignement adaptatif aux directions du signal désiré en temps réel.

3. Conclusions et perspectives

Les résultats des tests effectués ont permis d'avoir un taux de réjection pour notre algorithme RAB très comparable aux deux algorithmes SMI et LSMI, sans aucune dégradation en direction du signal utile et avec un temps de calcul instantané, ce qui répond aux exigences de traitement en temps réel.

Plusieurs perspectives sont offertes par ce travail :

- La robustesse de l'algorithme RAB peut être améliorée en utilisant un système d'inférence flou avec réseaux de neurones ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System). Cette architecture a l'avantage de modéliser un système hautement non linéaire puisqu'il combine les aptitudes de la logique floue par rapport à la prise en charge d'incertitudes paramétriques et les aptitudes d'apprentissage des réseaux de neurones.

- L'association de la formation adaptative de faisceaux et d'une méthode d'Accès Multiple à Répartition Spatiale (AMRS) permet la mise en

place du concept «un spot par utilisateur» assurant ainsi d'une part un niveau maximal de gain en tout point de la couverture et rendant possible d'autre part la réutilisation de ressources grâce à la réjection d'interférence.

- Valider les résultats avec des mesures réelles.

- La possibilité de réalisation d'un circuit neuronal intégré ("neural chips").

Références Bibliographiques

J.Li, P.Stoica «*Robust adaptive beamforming*» John Wiley& Sons Inc, Édition 2006.

Thomas A.Milligan «*Modern Antenna Design*» John Wiley& Sons Inc, Édition 2005.

J.Louis, JR.Ippolito «*Satellite Communications Systems Engineering*» John Wiley& Sons Inc, Édition 2008.

Michael O.Kolawole «*Satellite Communications Engineering*» Marcel Dekker Inc, Édition 2002.

Ray E.Sheriff, Y.Fun Hu «*Mobile Satellite Communication Networks*» John Wiley& Sons Inc, Édition 2001.

R.Vaughan, JB.Andersen «*Channels, Propagation and Antennas for Mobile Communications*» IEE, Édition 2003.

Sergey N.Makarov «*Antenna and EM Modeling with Matlab*» John Wiley& Sons Inc, Édition 2002.

Alexander D.Poularikas, Zayed M.Ramadan «*Adaptive Filtering Primer with Matlab*» CRC Press, édition 2006.

JR.Rabuñal, J.Dorado «*Artificial Neural Networks in Real-Life Application*» Idea Group Inc, Édition 2006.