

Conception de réseaux d'antennes imprimées par les algorithmes génétiques et le recuit simulé

Microstrip antennas array Design Using Genetic algorithms and Simulated Annealing

L. Merad¹, F.T. Bendimerad¹ et S.M. Meriah¹

¹Laboratoire de Télécommunications, Département d'électronique, Faculté des Sciences de l'Ingénieur,
Université Abou-Bekr Belkaïd – Tlemcen, BP 230, pôle Chetouane, 13000 Tlemcen
l_merad@mail.univ-tlemcen.dz

Manuscrit reçu le

Résumé et mots clés

Cette publication présente deux nouvelles approches de conception de réseaux d'antennes imprimées. La première est basée sur la technique des algorithmes génétiques inspirée des processus de l'évolution des espèces et de la génétique naturelle et la deuxième sur l'analogie entre la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire et le recuit des solides. Ces deux approches permettent de rechercher simultanément la loi d'alimentation optimale et la répartition spatiale des éléments rayonnants pour que le diagramme de directivité du réseau soit aussi proche que possible d'un diagramme désiré optimal spécifié à partir d'une fonction ou d'un gabarit.

Antenne imprimée, réseau d'antennes, diagramme de rayonnement, synthèse, optimisation, algorithme génétique, recuit simulé.

Abstract and key words

This publication presents two new approaches of design microstrip antennas array. First is based on the technique of the genetic algorithms inspired from the processes of the evolution of the species and the natural genetics and the second based on the analogy between the resolution of the combinative problems of optimization and the annealing of the solids. These two approaches permits to seek simultaneous the law of optimal feed and the space distribution of the radiant elements so that the radiation pattern is as close as possible to an optimal desired diagram specified from a function or a pattern shape.

Microstrip antenna, antennas array, radiation pattern, synthesis, optimization, genetic algorithm, simulated annealing.

1. Introduction

Le développement des télécommunications spatiales, les contrôles et commandes à distance, a fait apparaître la nécessité croissante de réaliser des dispositifs micro-ondes peu coûteux et peu encombrants, faisant appel à une technologie simple et économique. L'emploi des fréquences de plus en plus élevées dans les systèmes micro-ondes à structure microruban a été à l'origine du développement des antennes imprimées. Celles-ci sont le plus souvent utilisées en réseaux afin d'améliorer leurs performances et de permettre la réalisation de fonctions très particulières, telles que : le pointage et le balayage électronique, la réjection de brouilleurs, la détection adaptative, l'autoadaptativité, la génération de diagrammes de rayonnement variés ou désirés, le contrôle du diagramme de directivité, le contrôle de la polarisation, etc...

Dans le domaine des réseaux d'antennes imprimées, le problème de synthèse consiste à estimer les variations d'amplitude et de phase de l'alimentation et la répartition spatiale des éléments rayonnants qui permettent de fournir un diagramme de directivité aussi proche que possible d'un diagramme désiré. Le but de l'étude est donc de rechercher la combinaison optimale de ces différents paramètres afin que le réseau réponde aux besoins de l'utilisateur selon un cahier des charges précis [1].



Dans ce domaine, de nombreux outils déterministes de synthèse ont été développés (Fourier, Dolph-Tchebycheff, Woodward-Lawson, Newton, gradient conjugué, etc) [2, 3]. Compte tenu de la diversité des buts recherchés par les utilisateurs, on ne trouvera pas une méthode générale de synthèse applicable à tous les cas, mais plutôt un nombre important de méthodes propres à chaque type de problème.

Récemment, des techniques générales stochastiques et d'optimisation globale sont apparues, capables d'obtenir un minimum global et sans rester piéger dans un minimum local comme dans le cas des méthodes déterministes [4 – 7].

Les méthodes globales sont plus robustes face à des problèmes mal conditionnés en particulier par des contraintes sur les paramètres et par des minima locaux. Par contre, elles peuvent demander un temps de calcul plus important.

Dans cette publication, nous proposons deux méthodes stochastiques basées sur les algorithmes génétiques et le recuit simulé. L'algorithme génétique est inspiré des processus de l'évolution des espèces et de la génétique naturelle et le recuit simulé sur le principe de la thermodynamique. Ces deux méthodes permettent d'optimiser le système de réseau d'antennes imprimées par action simultanée sur la loi d'alimentation et répartition spatiale des éléments rayonnants.

Nous présentons des résultats de synthèse par action sur les lois d'alimentation et de répartition spatiale pour que le diagramme de directivité du réseau soit aussi proche que possible d'un diagramme désiré optimal spécifié à partir d'une fonction gaussienne ou d'un gabarit spécifié à partir d'un cahier de charges donné.

2. Problème de synthèse

Considérons un réseau linéaire à P sources rayonnantes identiques de diagramme de directivité $f(\theta, \phi)$. Chacune d'elles est alimentée par une excitation complexe w_i et localisée à la position X_i . Son diagramme de rayonnement s'écrit [1] :

$$F(\theta, \phi) = \frac{f(\theta, \phi)}{F_{\max}} \sum_{i=1}^P a_i \exp[j(k_0 X_i \sin \theta \cos \phi + \psi_i)] \quad (1)$$

avec k_0 : nombre d'onde ($k_0 = 2\pi/\lambda$)

θ : direction angulaire

a_i, ψ_i : amplitude et phase de l'excitation complexe d'alimentation.

Le diagramme de directivité $F(\theta, \phi)$ est une fonction des deux directions angulaires θ et ϕ . Si ϕ est fixé, le diagramme $F(\theta, \phi)$ pourra être conformé dans le plan E ou H . Pour des raisons de commodité, on s'intéresse à la synthèse de réseaux linéaires dans le plan $\phi = 0$ (une synthèse en deux dimensions).

Dans le cas d'un nombre pair d'éléments ($P = 2N$) et une répartition spatiale symétrique [figure 1], le réseau a pour diagramme de directivité normalisé :

$$F_s(\theta) = \frac{f(\theta)}{F_s \max} \sum_{i=1}^N a_i \cos(k_0 X_i \sin \theta + \psi_i) \quad (2)$$

La position X_i peut être déterminée à partir de l'espacement inter-éléments [figure 1.b], d'après la relation [4] :

$$X_i = \sum_{m=1}^i \Delta X_m - \frac{\Delta X_1}{2} \quad (3)$$

Le problème de synthèse consiste donc à rechercher les trois vecteurs $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]$, $\psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ et $X = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_N]$ pour que le diagramme de rayonne-

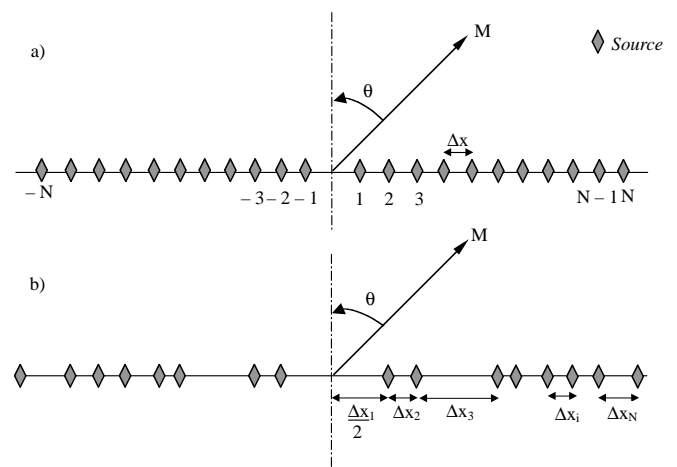


Figure 1. Réseau linéaire symétrique à éléments non équidistants
a) réseau périodique initial
b) réseau non périodique obtenu par synthèse.

ment synthétisé $F_s(\theta)$ soit aussi proche d'un diagramme désiré donné $F_d(\theta)$. Afin de pouvoir négliger l'effet de couplage mutuel inter éléments rayonnants, le minimum de l'espacement est supérieur à 0.25λ . L'espacement maximum sera inférieur à 2λ , soit : $0,25\lambda \leq \Delta x_i \leq 2\lambda$.

Pour le diagramme de rayonnement $f(\theta)$ de l'antenne microruban, nous avons utilisé le modèle donné par J.P. DAMIANO [8]. Ce diagramme est déterminé pour un substrat de permittivité $\epsilon_r = 3,5$, d'épaisseur 0,159 cm, de patch carré de dimension 1,2 cm de côté et pour une fréquence d'utilisation de 5 GHz.

3. Algorithmes génétiques

3.1. Introduction

Les Algorithmes génétiques (AG) sont inspirés du concept de sélection naturelle élaboré par Charles Darwin [9]. Le principe est de simuler l'évolution d'une population d'individus divers, auxquels on applique différents opérateurs génétiques (croisement, mutation, etc...) et que l'on soumet, à chaque génération, à une sélection. Si la sélection s'opère à partir de la fonction d'adaptation, alors la population tend à s'améliorer.

Un algorithme génétique à la structure suivante :

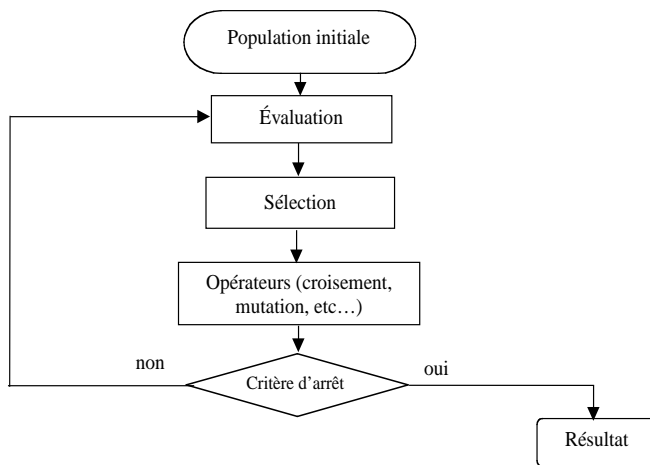


Figure 2. Algorithme génétique.

3.2. Population initiale

Si nous n'avons aucune idée de la solution du problème, la population est générée aléatoirement. Sinon, nous créons des individus qui représentent les solutions disponibles. La taille de la population est choisie de façon à réaliser un compromis entre le temps de calcul et la qualité de la solution.

3.3. Evaluation

L'évaluation de chaque individu est réalisée par une fonction d'évaluation dite fonction fitness. Cette fonction représente le seul lien entre le problème physique et l'AG.

3.4. Sélection

Une fois l'évaluation de la génération réalisée, on opère une sélection à partir de la fonction fitness. Seuls les individus passant l'épreuve de sélection peuvent accéder à la génération intermédiaire et s'y reproduire (dans notre application nous avons choisi la sélection par décimation [7]).

3.5. Croisement

Son action est décomposée en deux phases : la première consiste à choisir aléatoirement les couples qui seront croisés, la seconde, effectue le croisement après avoir sélectionné un site de façon aléatoire. Deux nouveaux chromosomes sont ainsi créés, possédant chacun une partie de leurs « parents » [7].

3.6. Mutation

Cet opérateur consiste en l'inversion d'un bit dans un chromosome [7]. La mutation garantit mathématiquement que l'optimum global peut être atteint.

3.7. Critère d'arrêt

On répète les opérations génétiques tant qu'un nombre de générations déterminé n'est pas atteint, ou tant que l'algorithme ne converge pas vers un individu optimal. Dans notre cas, nous avons choisi comme critère d'arrêt le nombre maximal de générations.

L'application de l'AG à l'optimisation des réseaux d'antennes aura aussi pour avantage l'action simultanée de plusieurs paramètres réalisant différentes fonctions propres au réseau d'antennes. Cependant, cette approche peut présenter un inconvénient majeur représenté par le temps de calcul machine. En effet, celui-ci s'avère assez élevé par rapport aux méthodes déterministes d'optimisation. Ce temps dépend de la taille de la matrice de la population à explorer car il faut un nombre élevé d'individus dans la matrice pour une recherche de la meilleure solution.

4. Recuit simulé

La méthode du recuit simulé est une technique d'optimisation combinatoire multi-variables dérivée de la méthode de Monte-Carlo. Elle est utilisée pour la simulation des systèmes thermodynamiques. Elle est basée sur des concepts dérivant de la mécanique statistique par le biais de la fameuse méthode du recuit utilisée par les métallurgistes. Cette méthode utilise l'algorithme de METROPOLIS [10, 11]. Cet algorithme sert précisément à tirer au hasard une suite de configurations microscopiques en respectant les proportions de Boltzmann relatives à l'équilibre et à une température donnée. Comme pour l'algorithme d'amélioration itérative, l'algorithme de Metropolis permet d'explorer par une marche aléatoire un graphe dont les sommets sont les configurations microscopiques du système.

Dans le cas de l'amélioration itérative, le déplacement dans le graphe s'effectue toujours vers les configurations de coût décroissant, tandis que l'algorithme de Metropolis permet parfois des transitions vers des configurations de coût supérieur [figure 3]. Du point de vue optimisation, une recherche itérative qui accepte seulement les nouveaux points correspondants à une valeur plus faible de la fonction est équivalente à un système physique qui atteint rapidement la température zéro, ce qui nous ramène au minimum local. Par contre le recuit simulé cherche à converger vers le minimum global grâce au contrôle du paramètre température.

L'algorithme de Metropolis détermine la nouvelle fonction $E_{\text{nouveau}} = f(x_1)$, avec x_1 le nouveau point généré à partir d'une fonction $g(\Delta x)$ [12] où Δx est la différence entre le nouveau point et le point courant.

La plupart des méthodes d'optimisation utilisant le recuit simulé, choisissent leur nouveau point à des distances variables de leur point de départ ou courant. Si la solution obtenue est meilleure que la précédente, alors cette solution est acceptée. Si la solution précédente reste meilleure, une loi de probabilité d'acceptation intervient afin de décider de garder ou de rejeter cette valeur.

La probabilité d'acceptation déterminée par une fonction H , dépend de la température T et de la différence entre les deux valeurs de la fonction. A titre d'exemple, en se référant à la loi de Boltzmann, définie comme suit [10] :

$$H = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{\Delta E}{T}\right)} \approx \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) \quad (4)$$

Où $E = f(x)$: représente l'énergie du système (ou fonction coût),

et $\Delta E = E_{\text{nouveau}} - E$: représente la différence d'énergie entre le nouveau point et le point précédent.

Afin d'accepter ou de rejeter un point pour lequel E_{nouveau} n'est pas meilleur que E , on réalise le tirage d'une variable aléatoire P sur $[0,1]$. Si la variable obtenue est inférieure à H , le point est alors accepté. Dans le cas contraire, le nouveau point est refusé.

Lorsqu'un nouveau point est accepté, même si la valeur correspondante de la fonction est plus mauvaise qu'avec le point précédent, il devient alors le nouveau point courant ou solution.

Au départ, la température T doit être grande et un nouveau point doit être accepté approximativement une fois sur deux. Avec la progression de l'algorithme dans le temps, la température T se réduit, impliquant une baisse de la probabilité d'acceptation des points. En fait, la valeur appelée « température » T est seulement un paramètre permettant de contrôler l'amplitude des mouvements et permet d'éviter les minima.

Quand la température est nulle, la probabilité de transition devient unitaire. Si l'énergie diminue lors de la transformation, et qu'elle soit nulle dans le cas inverse: l'algorithme de Metropolis est alors identique à un algorithme d'amélioration itérative, dans ce cas, il risque de finir piégé dans des minima locaux. En revanche, quand la température n'est pas nulle, l'algorithme peut choisir des points avec une valeur de la fonction plus élevée, ce qui permet d'éviter les minima en faveur d'un minima global bien localisé dans l'espace de travail.

En résumé, on effectue une marche aléatoire dans l'intervalle des configurations et grâce à l'algorithme de Métropolis, on explore des configurations de coût globalement décroissant tout en réduisant progressivement la température.

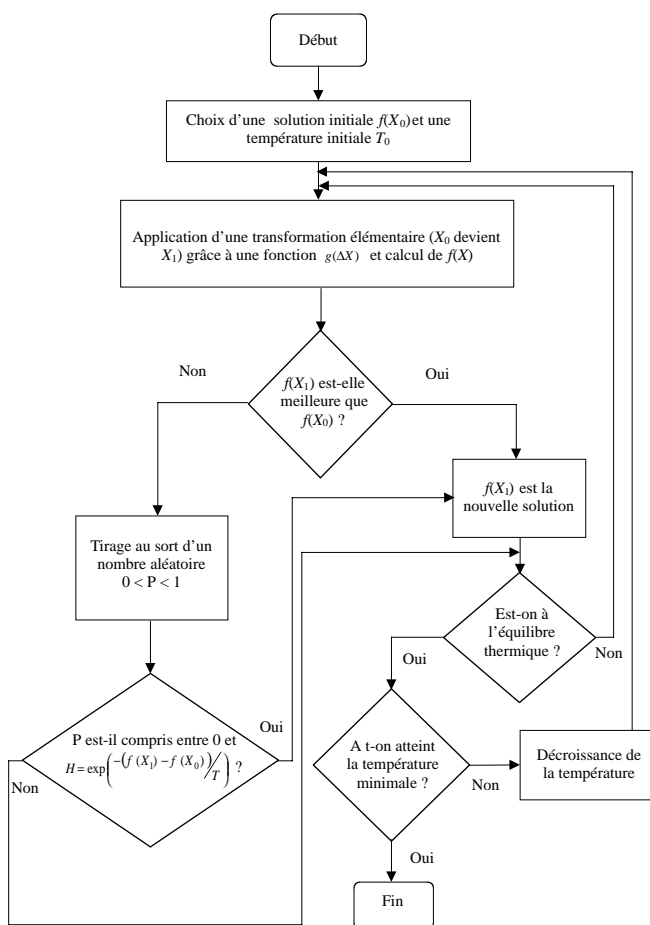


Figure 3. Organigramme de recuit simulé.

Le recuit simulé est très facile à mettre en œuvre et les programmes sont facilement modifiables. Cependant, il requiert un temps de calcul plus important.

5. Applications

Le lien entre les deux approches d'optimisation et le problème de synthèse est réalisé par une fonction dite fitness ou fonction coût. Dans nos applications nous avons effectué deux types de synthèse :

• Synthèse à partir d'une fonction désirée

Le problème d'optimisation consiste à minimiser l'erreur quadratique *coût*

$$\text{coût} = \sum_{\theta} (F_s(\theta) - F_d(\theta))^2 \quad (5)$$

avec F_d : fonction désirée

• Synthèse à partir d'un gabarit

Le gabarit peut être défini dans tout l'espace, dans une partie de l'espace ou seulement dans quelques plans. Un exemple de projection de gabarit est donné sur la [figure 4], avec les différents paramètres qui permettent de le décrire.

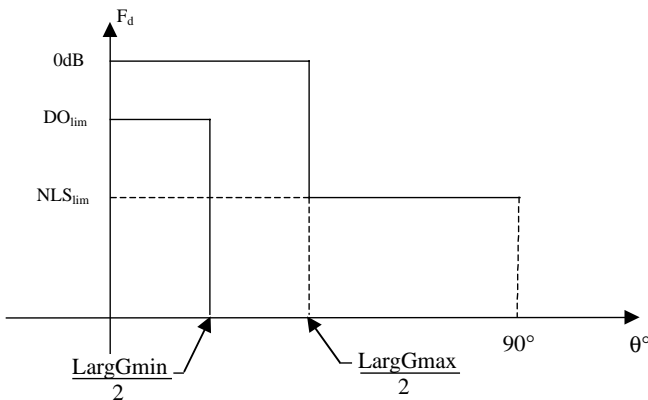


Figure 4. Demi-gabarit centré caractérisant le diagramme désiré.

Avec :

DO_{lim} : Domaine d'ondulation ; $DO_{lim} = F_d(\theta)_{min}$

NLS_{lim} : Niveau maximum des lobes secondaires ;
 $NLS_{lim} = F_d(\theta)_{max}$

$LargG_{max}$: Largeur maximum du gabarit

$LargG_{min}$: Largeur minimum du gabarit

Pour l'optimisation, nous avons utilisé la fonction coût donnée par Audouy [13] qui s'écrit de la manière suivante :

$$\text{coût} = \sum_{\theta} L(\theta) \quad (6)$$

$$\text{avec : } L(\theta) = \frac{k(\theta) + |k(\theta)|}{2} \quad (7)$$

$$\text{où } k(\theta) = (G_{max}(\theta) - |F_s(\theta)|)(G_{min}(\theta) - |F_s(\theta)|) \quad (8)$$

G_{min} et G_{max} représentent respectivement le gabarit minimum et maximum.

$L(\theta)$ n'est égale à 0 que lorsque $|F_s(\theta)|$ est situé à l'intérieur du gabarit. Le but de l'optimisation est de minimiser au maximum la fonction coût.

5.1. Synthèse par l'algorithme génétique

De nombreux paramètres influencent la résolution du problème de synthèse par algorithme génétique. Après plusieurs essais, nous avons relevé qu'une bonne précision avec un temps de calcul relativement acceptable est obtenue en appliquant les paramètres suivants :

- nombre d'individus : 100,
- nombre de générations : 200,
- probabilité de mutation : 0,01,
- probabilité de croisement : 0,7,
- codage sur 16 bits.

Nous présentons dans ce paragraphe, les principaux résultats obtenus par les deux cas de synthèse.

5.1.1. Cas d'une synthèse à partir d'une fonction désirée

Les [figures 5 et 6] représentent respectivement le résultat de synthèse de deux réseaux linéaires constitués de 20 et 12 éléments. Il s'agit d'optimiser les lois d'alimentation et de répartition spatiale des éléments afin d'approcher au mieux le diagramme de rayonnement résultant d'une fonction désirée F_d dépointée de 20° , ayant la forme d'une gaussienne. A chaque diagramme, on associe l'évolution de l'erreur quadratique au cours des générations.

On note une bonne concordance entre les deux tracés, avec une forte atténuation du niveau des lobes secondaires.

Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données dans les tableaux 1 et 2.

5.1.2. Cas d'une synthèse à partir d'un gabarit désiré

Dans ce cas, le gabarit est spécifié par un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5 dB, par une largeur maximale du faisceau principal ($LargG_{max}$) de 40° et une largeur minimale ($LargG_{min}$) de 20° , le niveau maximum des lobes secondaires NLS_{lim} est de -20 dB. Les [figures 7 et 8] représentent respectivement le résultat de synthèse de deux réseaux linéaires constitués de 8 et 12 éléments rayonnants.

On remarque que le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit et le niveau maximum de lobes secondaires est inférieur à -20 dB.

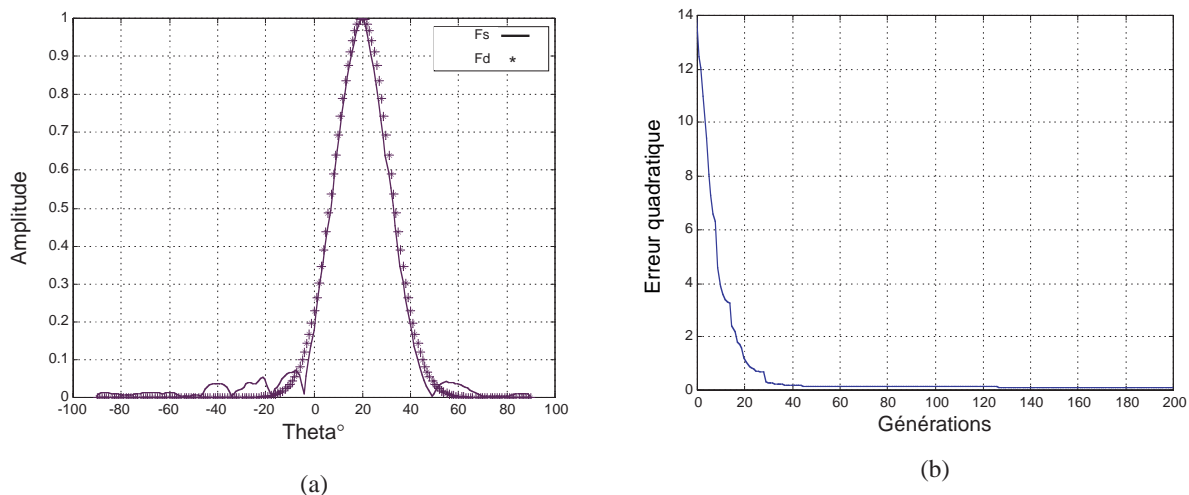


Figure 5. Diagramme de rayonnement dépointé de 20° d'un réseau à 20 éléments et fonction coût correspondante.

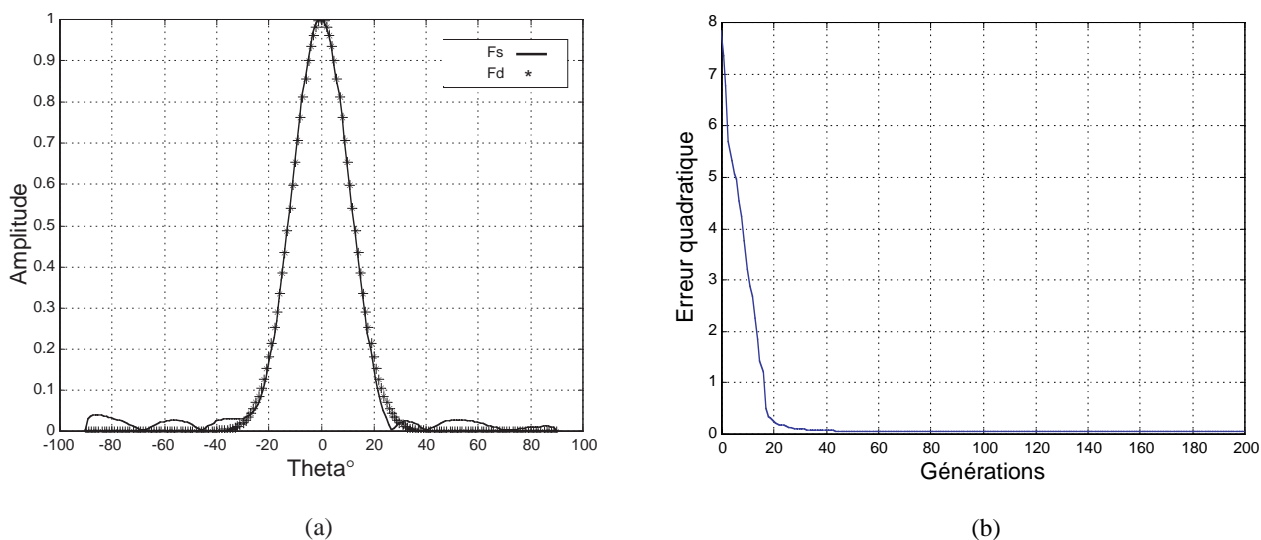


Figure 6. Diagramme de rayonnement centré d'un réseau à 12 éléments et fonction coût correspondante.

Tableau 1. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 20 éléments rayonnants.

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	0,795	180	2,313
2	0,953	101	1,947
3	0,617	67	3,14
4	0,38	349,5	2,156
5	0,062	180	7,395
6	0,031	134,5	5,433
7	0,024	180	12
8	0,01	325,5	9,347
9	0,02	229	10,16
10	0,015	6,5	7,77

Tableau 2. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 12 éléments rayonnants.

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	1	0	1,32
2	0,95	5,5	1,88
3	1	351,5	2,09
4	0,5	21	1,83
5	0,48	337,5	2,43
6	0,125	45	2,61

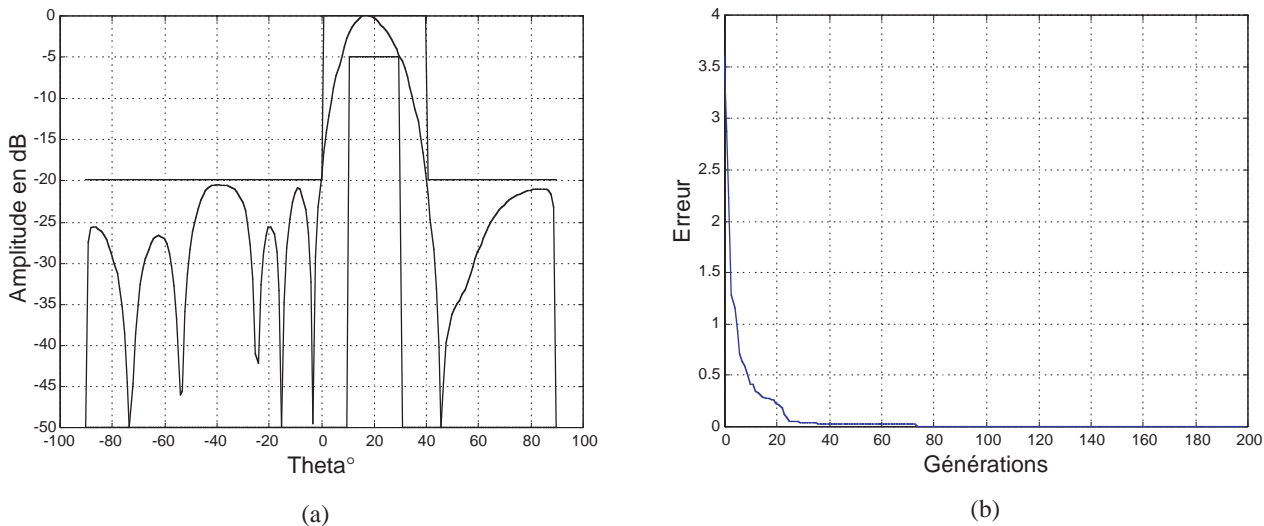


Figure 7. Diagramme de rayonnement dépointé de 20° d'un réseau à 8 éléments et fonction coût correspondante.

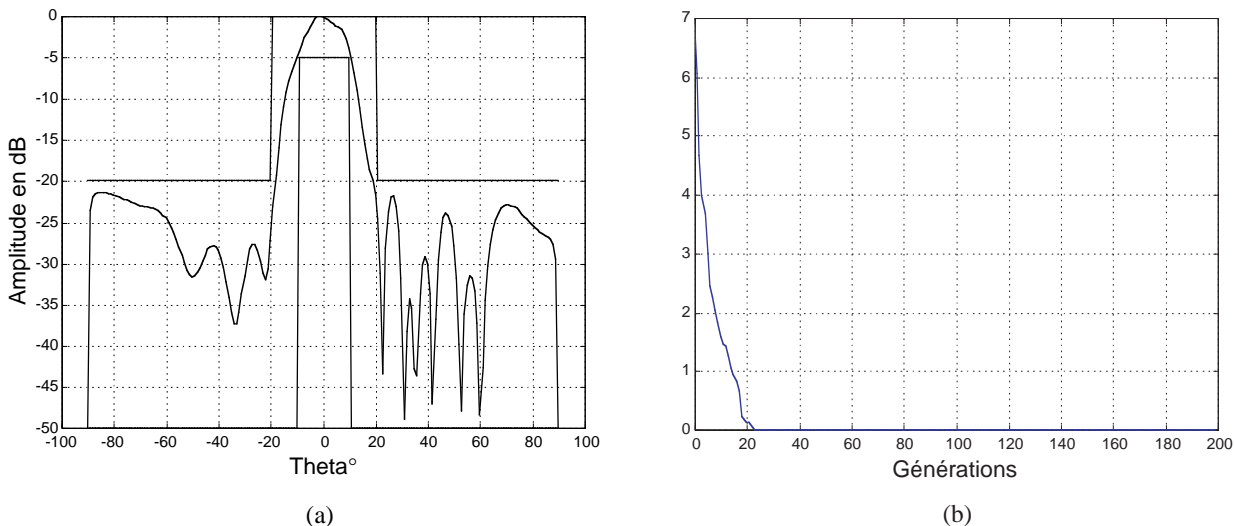


Figure 8. Diagramme de rayonnement centré d'un réseau à 12 éléments et fonction coût correspondante.

Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données dans les tableaux 3 et 4.

Tableau 3. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 8 éléments rayonnants.

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	0,64	147	4,1
2	0,47	68,5	3,14
3	0,25	6,5	4,13
4	0,03	228	11,7

Tableau 4. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 12 éléments rayonnants.

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	0,97	2,5	3,8
2	0,72	359	4,2
3	0,26	352	4,3
4	0,03	197,5	9,8
5	0,07	110,5	10
6	0,04	9	2

5.2. Synthèse par le recuit simulé

L'optimisation de réseaux d'antennes imprimées par le recuit simulé peut être réalisée de façon aisée tout en jouant sur les paramètres d'entrée de l'algorithme.

Les paramètres d'entrée du recuit simulé (après plusieurs essais) sont :

- Température initiale : 20
- Température finale : 1
- Facteur de réduction de la température : 0,85

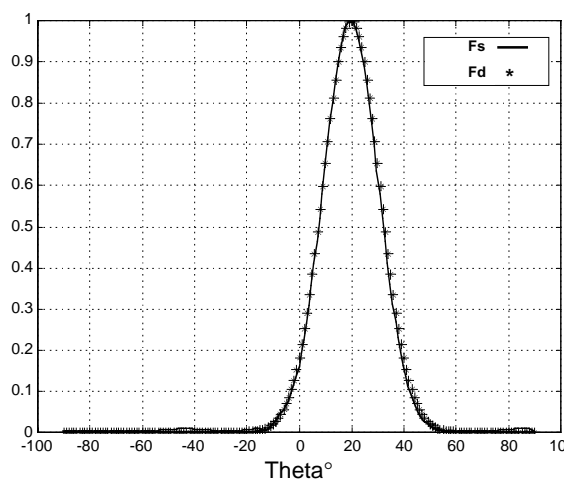
5.2.1. Cas d'une synthèse à partir d'une fonction désirée

Les [figures 9 et 10] représentent respectivement le résultat de synthèse de deux réseaux linéaires constitués de 20 et 12 éléments.

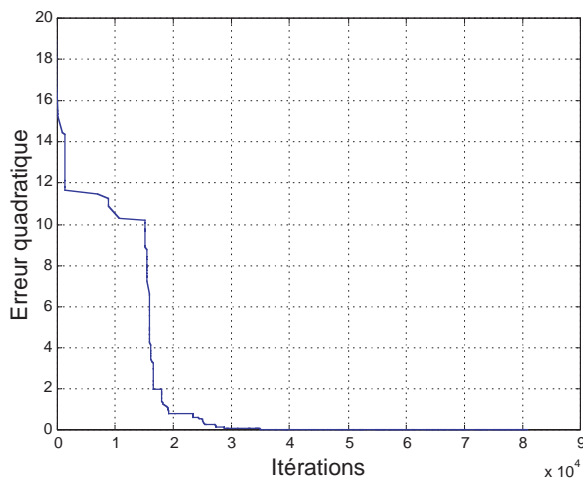
Nous constatons une très bonne concordance entre les deux tracés, cette concordance reste meilleure que celle trouvée par l'algorithme génétique. L'algorithme a eu besoin de 81000 itérations pour trouver la solution du problème pour un réseau à 20 éléments et de 44550 itérations pour un réseau à 12 éléments. Nous remarquons, une évolution par paliers qui est en accord avec la théorie du recuit simulé puisque la température baisse lorsque l'équilibre thermique est atteint, c'est-à-dire l'erreur se stabilise.

Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données dans les tableaux 5 et 6.

On remarque d'après le tableau 6, que la source n°6 à une amplitude nulle, ceci est du à la dynamique des amplitudes qui est de l'ordre de 10^{-3} (pas de 0.001) prise comme contrainte lors de l'optimisation.

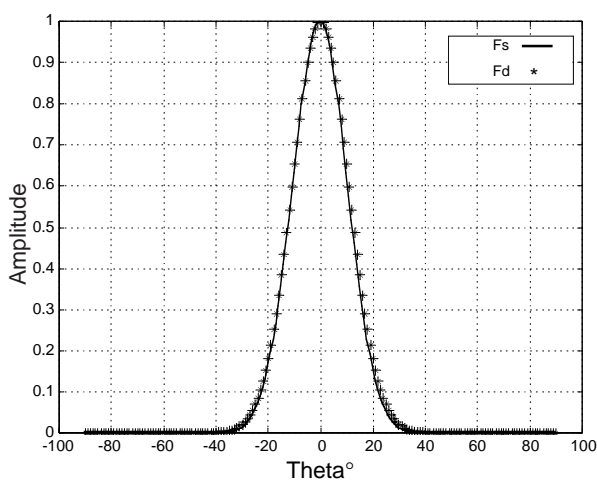


(a)

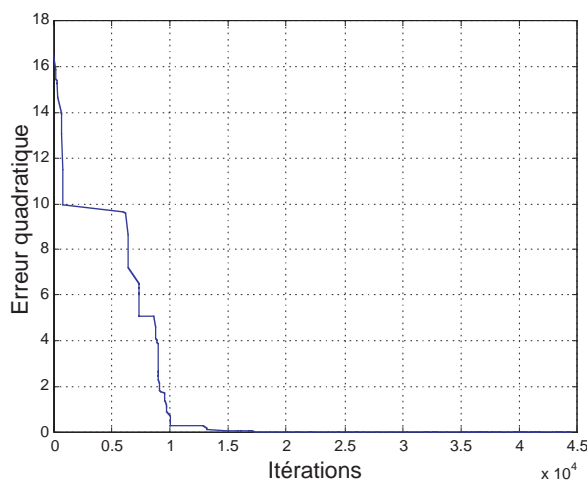


(b)

Figure 9. Diagramme de rayonnement dépointé de 20° d'un réseau à 20 éléments et fonction coût correspondante.



(a)



(b)

Figure 10. Diagramme de rayonnement centré d'un réseau à 12 éléments et fonction coût correspondante.

Tableau 5. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 20 éléments rayonnants.

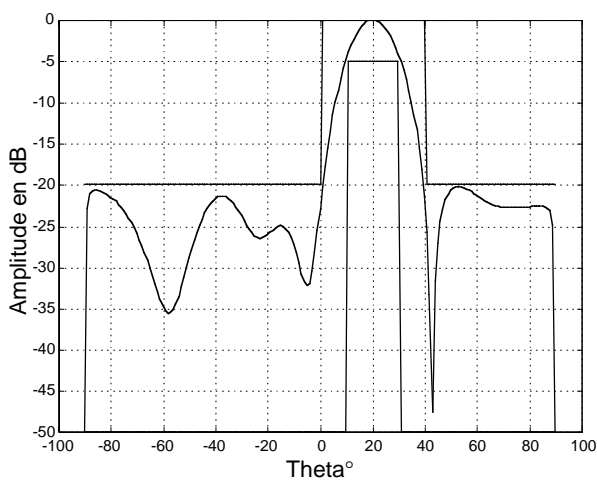
SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	0,98	331,5	3,21
2	0,74	264	2,9
3	0,4	204	3,22
4	0,17	126,5	2,94
5	0,05	47	3,17
6	0,005	162,5	7,63
7	0,002	196	5,6
8	0,002	357,5	9,5
9	0,001	168,5	9
10	0,001	328	9,2

Tableau 6. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 12 éléments rayonnants.

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	0,88	180	4,05
2	0,5	180	4,09
3	0,14	180	4,26
4	0,015	180,5	4,98
5	0,001	22	2,93
6	0	334,5	7,65

5.2.2. Cas d'une synthèse à partir d'un gabarit désiré

Dans ce cas, nous imposons les mêmes gabarits que ceux donnés dans le paragraphe 5.1.2. Les [figures 11 et 12] représentent



(a)

les résultats d'optimisation pour des réseaux constitués de 8 et 12 éléments rayonnants.

On remarque que le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit et que l'algorithme a eu besoin de 31700 itérations pour trouver la solution du problème pour un réseau à 8 éléments et de 62390 itérations pour un réseau à 12 éléments.

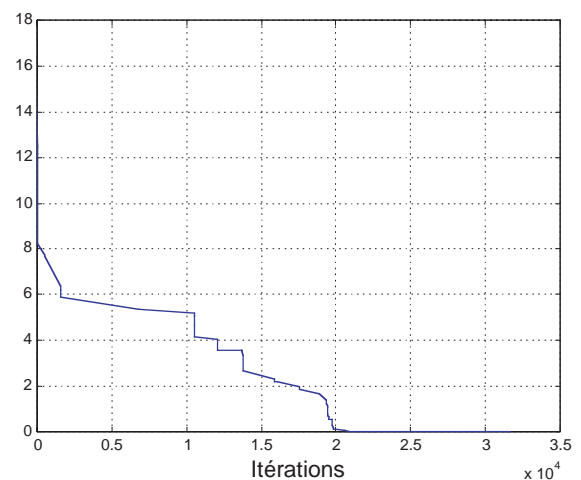
Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données dans les tableaux 7 et 8.

Tableau 7. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 8 éléments rayonnants.

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	0,84	350	3,15
2	0,82	263	2,74
3	0,52	196	3,46
4	0,21	110	3,48

Tableau 8. Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale pour un réseau symétrique à 12 éléments rayonnants.

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE (deg)	ΔX (cm)
1	0,8	171,5	4
2	0,516	164	4,2
3	0,13	139	3,8
4	0,152	2	5,4
5	0,124	323,5	5
6	0,077	179	8,17



(b)

Figure 11. Diagramme de rayonnement dépointé de 20° d'un réseau à 8 éléments et fonction coût correspondante.

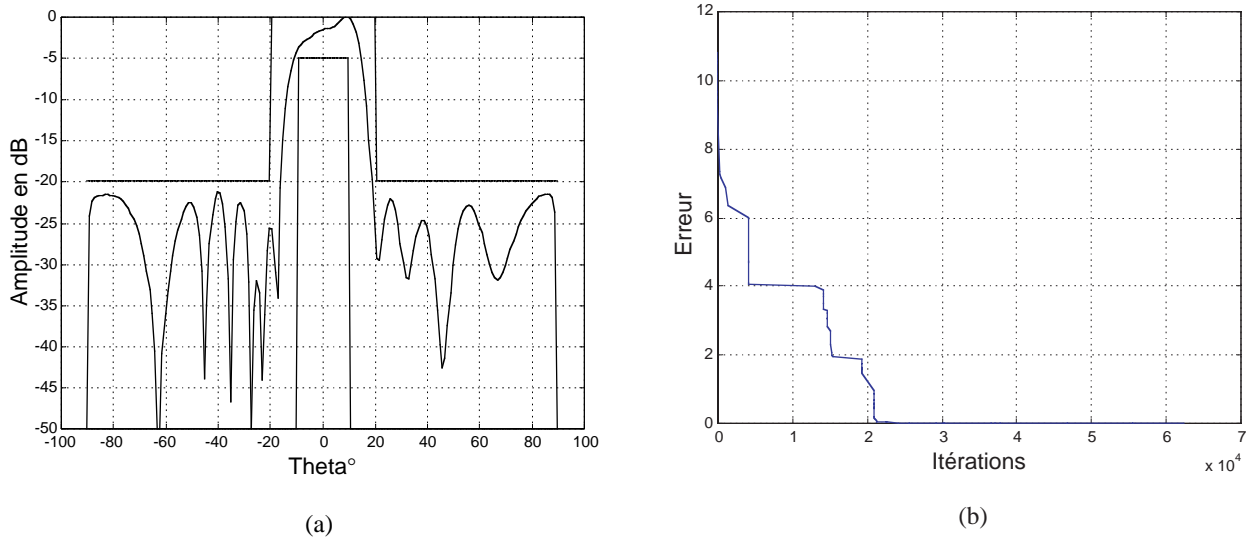


Figure 12. Diagramme de rayonnement centré d'un réseau à 12 éléments et fonction coût correspondante.

6. Etude Comparative

Les figures 13.a et 13.b représentent le diagramme de rayonnement d'un réseau symétrique d'antennes imprimées à 30 éléments, dont l'espacement inter-élément est fixé à $0,5\lambda$ et la phase de chaque élément à 0° ; la synthèse est effectuée uniquement par action sur la loi d'amplitude de l'alimentation des éléments rayonnants, les niveaux des maximums des lobes secondaires obtenus sont respectivement de $-37,8$ dB pour l'algorithme génétique et de -39 dB pour le recuit simulé. Ce résultat reste comparable à celui trouvé par K.K. Yan [14] en utilisant l'algorithme génétique pour un réseau à 30 éléments avec des antennes isotropes, le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de $-36,02$ dB. Les lois d'amplitude des sources obtenues par algorithme génétique, recuit simulé et ceux obtenus par K.K. YAN sont données dans le tableau 9.

daires obtenus sont respectivement de $-37,8$ dB pour l'algorithme génétique et de -39 dB pour le recuit simulé. Ce résultat reste comparable à celui trouvé par K.K. Yan [14] en utilisant l'algorithme génétique pour un réseau à 30 éléments avec des antennes isotropes, le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de $-36,02$ dB.

Les lois d'amplitude des sources obtenues par algorithme génétique, recuit simulé et ceux obtenus par K.K. YAN sont données dans le tableau 9.

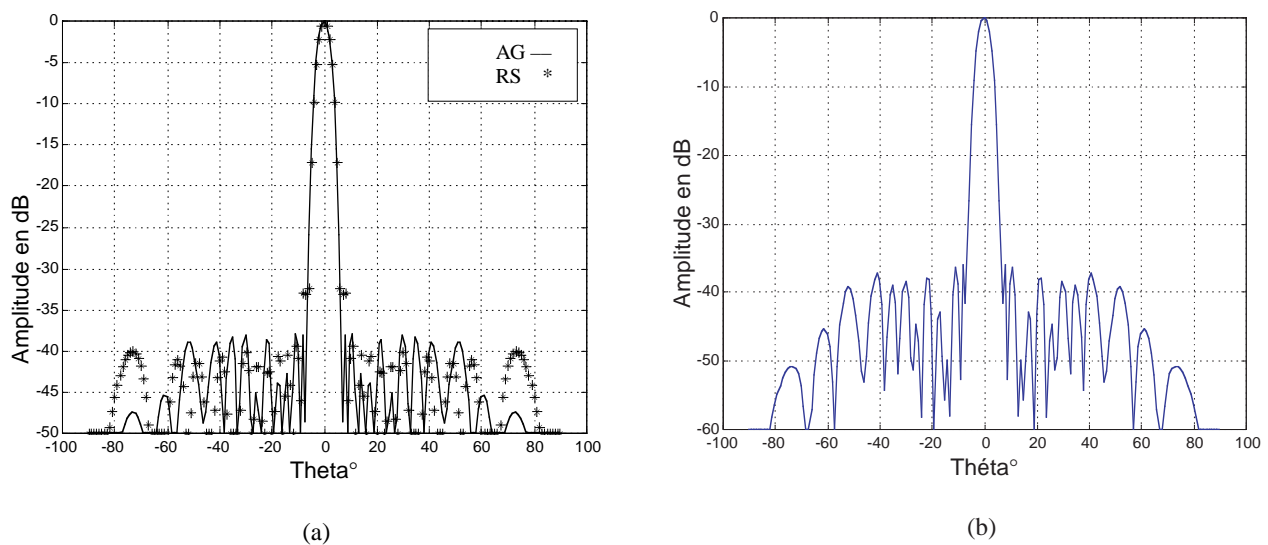


Figure 13. Diagrammes de rayonnement d'un réseau à 30 éléments rayonnants
 (a) Résultats obtenus par algorithme génétique et recuit simulé
 (b) Résultat obtenu par K.K. Yan.

Tableau 9. Valeurs de l'amplitude pour un réseau symétrique à 30 éléments rayonnants.

SOURCE	Amplitude obtenue par AG	Amplitude obtenue par RS	Amplitude obtenue par YAN
1	0,97	0,96	0,97
2	1	0,97	1
3	0,92	0,93	0,92
4	0,89	0,85	0,88
5	0,82	0,86	0,82
6	0,71	0,74	0,71
7	0,68	0,7	0,68
8	0,58	0,6	0,59
9	0,47	0,52	0,49
10	0,42	0,44	0,42
11	0,32	0,36	0,33
12	0,25	0,26	0,25
13	0,15	0,22	0,15
14	0,17	0,14	0,17
15	0,08	0,13	0,08

On remarque que les lois d'amplitudes obtenues par algorithme génétique et recuit simulé sont très proches de celle obtenue par YAN.

7. Conclusion

Dans cette publication, une synthèse d'antennes imprimées en réseaux rectilignes par action simultanée sur les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources a été présentée. Cette synthèse consiste à approcher le diagramme de directivité à un certain diagramme désiré imposé par l'utilisateur.

L'utilisation des techniques stochastiques d'optimisation globales telles que l'algorithme génétique et le recuit simulé procurent des résultats assez intéressants et présentent l'avantage d'échapper aux solutions locales des méthodes déterministes, les solutions obtenues peuvent être qualifiées d'optimales par rapport à d'autres solutions. Aussi, elles permettent de contrôler simultanément l'ensemble des paramètres électriques et géométriques du réseau (alimentation et répartition spatiale).

Cependant, elles peuvent présenter un inconvénient représenté par le temps de calcul machine. En effet, celui-ci s'avère relativement élevé par rapport aux méthodes déterministes d'optimisation.

Le choix de la fonction coût ou fitness doit s'effectuer d'une manière judicieuse car cette dernière représente le paramètre clé de la convergence vers une solution optimale.

Références

- [1] L. MERAD, S.M. MERIAH, F.T. BENDIMERAD, « Modélisation et optimisation par les réseaux de neurones de réseaux d'antennes imprimées », *Journées des Mathématiques Appliquées, JMA'2000'*, Blida, 13-14 novembre 2000, recueil des résumés p. 53.
- [2] J. R. JAMES, P. S. HALL, C. WOOD, « Microstrip antennas: Theory and design », *IEEE, waves series 12 Peter Peregrinus stevenage*, United Kingdom, 1981.
- [3] F. T. BENDIMERAD, E. CAMBIAGGIO, A. PAPIERNIK, « Méthode non linéaire de synthèse de réseaux d'antennes non périodiques: Application aux antennes microrubans », *Annales des télécommunications*, 43, n° 5-6, 1988, p. 265-275.
- [4] R.L. HAUPT, « An introduction to genetic algorithms for electromagnetic », *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, Vol 35, n° 2, April 1995, p. 7-15.
- [5] F. ARES, S.R. RENGARAJAN, E. VILLANUEVA, E. SKOCHINSKI, E. MORENO, « Application of genetics algorithms and simulated annealing technique in optimizing the aperture distributions of antenna arrays patterns », *Electronics Letters*, Vol 32, n° 3, 1996, p. 148-149.
- [6] Y. CHUNYANG, G. DEYUAN, W. WENBING, « Nonuniform linear antenna array optimization – genetic algorithm approach », *ISAE'97 proceeding*, 1997, p. 565-568.
- [7] M. JOHNSON, R. SAMI, « Genetic algorithm optimization for aerospace electromagnetic design and analysis », *IEEE transaction on antenna and propagation*, 1996, p. 87-102.
- [8] J. P. DAMIANO, « Contribution à l'étude des antennes microrubans multicouches à éléments superposés ou décalés », *Thèse de Docteur es-sciences*, Université de Nice-Sophia Antipolis, janvier 1989.
- [9] D.E. GOLDBERG, « Genetic algorithm search, optimization and machine learning », *Addison-wesley*, 1994.
- [10] S. KIRKPATRICK, C.D. GELATTAND, M.P. VECCHI, « Optimization by simulated annealing », *Science*, Volume 220, Number 4598, June 1983, p. 671- 680.
- [11] E. BONOMU, J.L. LUTTON, « Le recuit simulé », *Pour la science*, N°129, Juillet 1988, p. 68-77.
- [12] A. CORANA, M. MARCHESI, C. MARTINI, S. RIDELLA, « Minimizing multimodal functions of continuous variables with the simulated annealing », *ACM transactions on mathematical software*, Vol 13, n° 3, September 1987, p. 262-280.
- [13] C. AUDOUY, « Synthèse d'antennes réseaux conformés », *Thèse de l'Université Paul Sabatier de Toulouse*, 1995.
- [14] K.K. YAN, Y. LU, « Sidelobe reduction in array-pattern synthesis using genetic algorithm », *IEEE transaction on Antennas and Propagation*, Vol. 45, n° 7, July 1997, p. 1117-1121.



Lofti Merad

Ingénieur en Electronique (1998), Magister en Electronique de l'Université de Tlemcen, Algérie (2001). Enseignant assistant à l'Université de Tlemcen. Travaille sur la modélisation et l'optimisation de réseaux d'antennes imprimées par les réseaux de neurones et les méthodes stochastiques.

Fethi Tarik Bendimerad

Docteur en Electronique de l'Université de Nice-Sophia Antipolis (1989), Docteur d'Etat, Algérie (1992). Professeur à l'Université de Tlemcen, Algérie. Travaille sur les antennes et réseaux d'antennes imprimées plans et conformés.

Sidi Mohamed Meriah



Ingénieur en Electronique, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENP), Algérie (1992), Magister en Electronique de l'Université de Tlemcen, Algérie (1997). Chargé de cours à l'Université de Tlemcen. Travaille sur la synthèse de réseaux d'antennes imprimées par alimentation commutable.