

**Algorithmes génétiques
et composites conducteurs**

Rapport de projet de fin d'études

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier Madame Laetitia JOURDAN, chercheur au laboratoire d'informatique fondamental de Lille (LIFL) et membre de l'équipe de recherche DOLPHIN INRIA, de m'avoir encadré pour ce projet et pour le soutien qu'elle a pu m'apporter tout au long de mes travaux.

J'adresse mes remerciements à Monsieur Jean-Luc WOJKIEWICZ, Maître assistant de l'Ecole des Mines de Douai et responsable du laboratoire des Polymères Conducteurs et Compatibilité Electromagnétique (PCCEM) pour son aide et sa coopération dans l'avancée du projet.

Je remercie particulièrement le docteur Ngoc Nhan HOANG d'avoir contribuer à ma compréhension du sujet et pour son aide précieuse.

Je remercie également Monsieur Jean-Charles BOISSON et Monsieur Sébastien CAHON pour leur soutien technique ainsi que Monsieur El-Ghazali TALBI tuteur scolaire pour ce projet.

SOMMAIRE

I.	Contexte du projet	5
1.	Cahier des charges.....	5
2.	Le modèle physique.....	6
a.	Le modèle tricouche de blindage électromagnétique	6
b.	Efficacité de blindage	6
3.	Modélisation mono objectif du blindage tricouche	8
4.	Modélisation multi objectif.....	9
a.	« Multi objectif » et notion de « Pareto optimalité »	9
i)	Problème d'optimisation multi objectif.....	9
ii)	Solutions et « Pareto optimalité »	9
b.	Le modèle retenu	10
II.	Résolution	13
1.	Algorithmes génétiques : généralités	13
2.	Spécificités des algorithmes utilisés pour l'optimisation de blindages tri-couche	16
III.	Résultats.....	20
1.	Modèle mono objectif.....	20
a.	Objectif de transmission : $\max F(x) = -20 * \log(T)$	20
i)	AG n° 1	20
ii)	AG n° 2	22
b.	Objectif de transmission : $\max F(x) = -20 * \log(10^{(-SE \text{ fix}/20)} - T)$	23
c.	Impacts des opérateurs génétiques	24
2.	Modèle multi objectif	26
a.	Performances « physiques »	26
b.	Qualité des algorithmes.....	29
c.	Visualisation	30
i)	Génotypes des populations initiales et finales	30
ii)	Phénotypes finaux 3D.....	32
d.	Nouvelles contraintes sur les génotypes	34
IV.	Conclusion et perspectives	38
	Bibliographie.....	39
	Annexes.....	40

Introduction

Ce rapport vise à présenter le projet de fin d'études intitulé *Algorithmes Génétiques et Composites Conducteurs* qui s'inscrit dans le cursus de la troisième année d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur en informatique et statistiques à l'école Polytech-Lille. Le projet est le fruit d'un partenariat scientifique entre l'école des Mines de Douai et l'équipe DOLPHIN INRIA visant à étudier le prolongement des travaux de thèse [1] de Ngoc Nhan Hoang sur l'optimisation des propriétés électromagnétiques de polymères composites conducteurs dans la bande des micro-ondes. La collaboration parfaite avec Monsieur Jean-Luc Wojkiewicz, responsable du laboratoire PCCM, et un encadrement de la part de Madame Laetitia Jourdan, chercheur au laboratoire d'informatique fondamental de Lille (LIFL) et membre de l'équipe de recherche DOLPHIN INRIA, m'ont permis de réaliser mes travaux dans d'excellentes conditions techniques et relationnelles. Par ailleurs, de réelles perspectives d'applications industrielles et militaires directement liées aux recherches établies ont suscité, pour ma part, une grande motivation. On exposera dans un premier temps le contexte détaillé du projet afin d'en appréhender tous les aspects. Ensuite, les phases de résolution des problèmes posés seront explicitées. Les résultats obtenus et leur analyse complète seront fournis dans la dernière partie. On précisera enfin tous les éléments qui permettent de penser que les travaux entrepris jusqu'ici peuvent faire l'objet d'une étude complémentaire plus vaste et dont les issues sont potentiellement riches.

I. Contexte du projet

1. Cahier des charges

Le projet a pour objectif une étude de la modélisation multi objectif de l'optimisation des paramètres liés aux couches de polymères conducteurs par des algorithmes génétiques en intégrant de nouvelles contraintes et de son implémentation sous une plate-forme de développement : EO¹. D'abord, une première phase est requise pour la compréhension du sujet avec les aspects physiques associés aux polymères conducteurs et aux blindages électromagnétiques. Des réunions avec Jean-Luc Wojkiewicz et Ngoc Nhan Hoang permettront une assimilation du sujet en complément de la documentation. Avec la prolifération des matériels électriques et électroniques impliquant des ondes électromagnétiques à haute fréquence, les interférences électromagnétiques deviennent un problème majeur. Des blindages tricouche ont été modélisés, optimisés et conçus à base de polymères conducteurs pour répondre à ce problème. L'optimisation des paramètres physiques des blindages a été réalisée par Ngoc Nhan Hoang au cours de sa thèse [1] à l'aide d'une méthode évolutionniste : l'algorithme génétique. Pour ce faire, il a étudié toute la modélisation du problème physique et déduit un objectif d'efficacité de blindage à optimiser. La recherche des meilleurs paramètres a été faite par un algorithme génétique (AG) mono objectif basé sur un codage binaire. Le projet consiste à poursuivre les travaux entrepris en intégrant de nouvelles contraintes liées aux coûts de réalisation des blindages. Ces nouvelles contraintes donneront lieu à de nouveaux objectifs d'optimisation qui devront être modélisés en concertation avec Jean-Luc Wojkiewicz au cours de réunions.

L'optimisation se fera à l'aide d'algorithmes génétiques multi objectif. Une étude préalable de la modélisation multi objectif et de ses implications est nécessaire. Les algorithmes génétiques et leurs caractéristiques devront aussi faire l'objet d'une étude préliminaire pour permettre leur implémentation sous la plateforme EO. Des spécificités seront imposées pour les algorithmes multi objectif utilisés ; elles seront analysées, documentées et leurs impacts sur les modèles mono objectif mesurés. En outre, l'étape de développement implique une prise en main du langage de programmation C++ et une compréhension de la structure de la plateforme EO. On procédera à l'étude des classes et fichiers de la plateforme et à la réalisation de différents tutoriels disponibles.

Puis, des résultats probants sont attendus du point de vue de l'optimisation. Ils seront soumis à une double analyse : celle des modèles physiques associés aux blindages pour comprendre les résultats et une autre critique de la conception des algorithmes mis en œuvre et de leur paramétrage. Enfin, l'ensemble des programmes et composants techniques conçus devra être mis à disposition de Jean-Luc Wojkiewicz et de Laetitia Jourdan. Leur installation et documentation doivent permettre une réutilisation simple des codes développés.

¹ EO : « Evolving Object » Plateforme de développement GNU dédiée aux algorithmes génétiques. Langage C++

2. Le modèle physique

Afin d'appréhender totalement les problématiques d'optimisation, une présentation du modèle de blindage électromagnétique est proposée dans cette partie.

a. Le modèle tricouche de blindage électromagnétique

L'essentiel des travaux entrepris se concentre sur l'optimisation des paramètres physiques d'un blindage tricouche à base de polymères composites conducteurs. L'objectif de ce blindage est d'atténuer au maximum le passage d'ondes électromagnétiques (EM) incidentes dont les fréquences appartiennent à la bande des micro-ondes. Il est constitué de deux couches de polyaniline-polyuréthane (PAni-PU) et d'une couche intermédiaire dont l'intérêt est d'apporter au blindage de bonnes propriétés mécaniques facilitant sa fabrication et son utilisation. Chacune des couches est caractérisée par sa conductivité exprimée en Siemens par mètre (S/m) et son épaisseur en micromètres (μm). Un produit commercial nommé Kapton® d'épaisseur et conductivité fixées avait été retenu par Ngoc Nhan Hoang pour la couche intermédiaire. Toutefois, le modèle proposé (figure 1.1) n'impose pas de contraintes sur le choix de cette couche.

Matériau	Conductivité Sigma (S/m)	Epaisseurs (μm)
PAni-PU	de 30 à 10^4	de 0 à 300
Kapton / Autre	~ 0	de 0 à 130
PAni-PU	de 30 à 10^4	de 0 à 300

Tableau 1.2 – Intervalles des paramètres du blindage tricouche

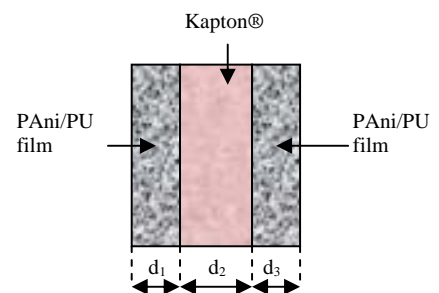


Figure 1.1 – Schéma d'un blindage tricouche

Le tableau 1.2 présente les variations possibles pour les conductivités et épaisseurs du blindage. C'est l'étude du modèle physique dans l'objectif d'obtenir les meilleures efficacités de blindage et propriétés mécaniques qui suggère ces intervalles.

b. Efficacité de blindage

Plusieurs normes internationales relatives à la compatibilité électromagnétique (CEM) s'appliquent à des appareils utilisant des ondes électromagnétiques. La Commission des Communications Fédérales a suggéré des normes pour les blindages électromagnétiques. Pour des applications industrielles et militaires, les exigences minimales en terme d'efficacité de blindage sont respectivement données à 40 décibels (dB) et 80 dB. Cette partie vise à exposer différentes grandeurs physiques et expressions qui seront utilisées pour les modélisations.

Lorsqu'une onde électromagnétique (EM) parvient à la surface d'un matériau, différents

phénomènes physiques peuvent survenir : absorption , réflexion et transmission de l'onde incidente (figure 1.3) .

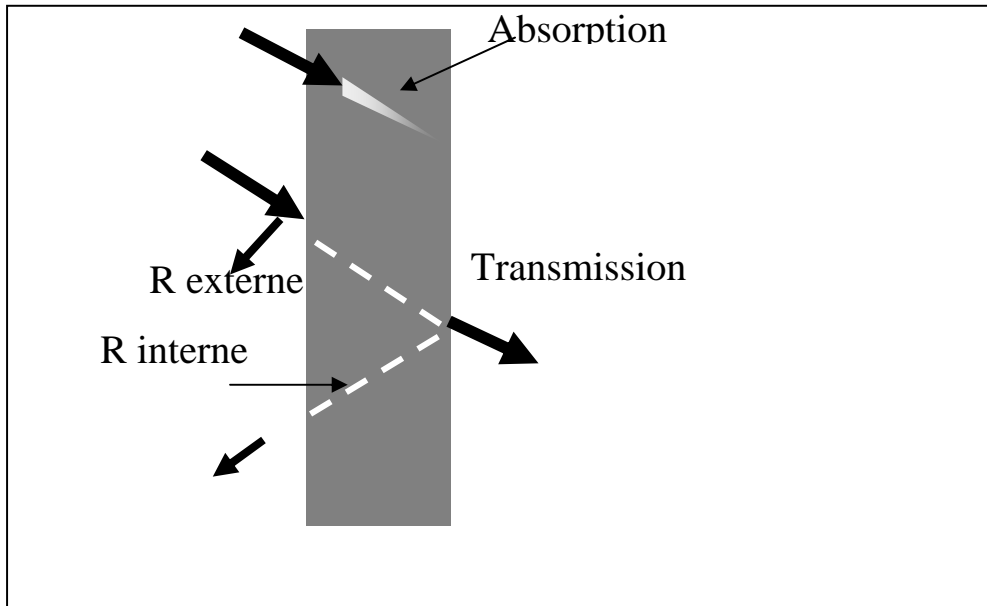


Figure 1.3 – Absorption, réflexion (internes et externes) et transmission d'une onde incidente à un matériau

On peut alors définir l'efficacité de blindage (SE « shielding effectiveness ») en décibels par :

$$SE = -10 \log \frac{P_t}{P_i} = -20 \log \frac{|E_t|}{|E_i|}$$

où E_t et E_i sont les valeurs des champs transmis et incidents.

Le modèle théorique de l'efficacité de blindage d'un modèle N-couches repose sur une matrice de transmission des ondes. On associe, à chaque couche, une matrice caractéristique (M_i) de sa structure :

$$M_i = \begin{bmatrix} \cos(k_i d_i) & -j Z_i \sin(k_i d_i) \\ -j / Z_i \sin(k_i d_i) & \cos(k_i d_i) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Avec

$$k_i = \omega * [\mu_0 * \epsilon_0 * (\epsilon_{p_i} - i * \sigma_i / (\omega * \epsilon_0))]^{1/2}$$

$$\omega = 2 * \pi * f$$

Où f est la fréquence des ondes incidentes, μ_0 , ϵ_0 sont des constantes fixées. Les termes σ_i , d_i , Z_i et ϵ_{p_i} désignent respectivement la conductivité, l'épaisseur, l'impédance caractéristique et la permittivité de la $i^{\text{ème}}$ couche. Pour ce modèle de blindage, les permittivités des couches de PAni-PU ont été supposées nulles.

Ainsi, la matrice caractéristique de l'ensemble de la structure s'écrit :

$$[M] = [M_1] \cdot [M_2] \dots [M_N] = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

En supposant que les deux couches des extrémités du blindage soient au contact de l'air, on pose $Z_0 = Z_N = 377$ (ohms). Les coefficients de réflexion et de transmission des ondes incidentes sont donnés par :

$$R = \frac{((M_{11}Z_0 - M_{12}) - Z_1(M_{22} - M_{21}Z_0))}{((M_{11}Z_0 - M_{12}) + Z_1(M_{22} - M_{21}Z_0))} \quad (3)$$

Et

$$T = 2 \frac{[(M_{22}(M_{11}Z_0 - M_{12}) + M_{12}(M_{22} - M_{21}Z_0))]}{((M_{11}Z_0 - M_{12}) + Z_1(M_{22} - M_{21}Z_0))} \quad (4)$$

L'efficacité de blindage (SE) en décibels (dB) est alors définie par :

$$SE = -20 * \log(|T|) \quad (5)$$

3. Modélisation mono objectif du blindage tricouche

Dans un premier temps, seul un objectif a été utilisé pour optimiser les paramètres physiques des trois couches de blindage (figure 1.1). On rappelle que, pour ce modèle, les variables sont les conductivités et épaisseurs de chacune des couches. Dans ces conditions, deux formulations du même objectif lié à la maximisation de l'efficacité de blindage (ou de minimisation de la transmission) ont été émises :

$$\max F(X) = -20 * \log(|T|)$$

Où T est le coefficient de transmission défini par l'équation (4), et :

$$\max G(X) = -20 * \log \left(\left(\left(\frac{-SE_{fix}}{10^{20}} - |T| \right) \right) \right) \quad (7)$$

Où SE_{fix} est une atténuation des ondes souhaitée.

Les conséquences en terme de coût de fabrication et de réalisation ne peuvent donc être explorées avec cette modélisation mono objectif ; le seul impératif est l'obtention d'une efficacité d'au moins 40 dB à une fréquence des ondes de 50 MHz, conformément à la norme. Les résultats présentés en III.1 permettront d'établir une comparaison entre les deux expressions de l'objectif de transmission et une analyse critique de cette modélisation.

4. Modélisation multi objectif

a. « Multi objectif » et notion de « Pareto optimalité »

D'une manière générale, très peu de problèmes d'optimisation rencontrés en pratique sont mono objectif. Les solutions recherchées doivent répondre à de nombreux critères optimisés simultanément et les approches mono-objectif sont, par nature, inadaptées. Différentes méthodes de résolution d'un problème multi objectif existent dans la littérature et toutes se réfèrent à des termes et concepts communs. D'abord, les caractéristiques d'un tel problème d'optimisation seront introduites. Dans un second temps, on définira plus en détail les solutions et la notion qui leur est associée de « Pareto optimalité ».

i) Problème d'optimisation multi objectif

L'optimisation multi objectif consiste à optimiser plusieurs composantes d'un vecteur, chaque composante correspondant à un objectif. Il peut être défini comme suit¹ :

$$\max F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \text{ avec } x \in D \text{ et } n \geq 2 \quad (8)$$

n est le nombre de fonctions objectif, $x = (x_1, x_2, \dots, x_r)$ le vecteur de variables de décision, D l'espace de solutions réalisables (espace décisionnel), et $F(x)$ le vecteur des n fonctions objectif à optimiser. On définit également l'ensemble $O = F(D)$ correspondant à l'ensemble des points atteignables dans l'espace objectif. De cette façon, le vecteur $f_x = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ correspond un point de l'espace objectif.

ii) Solutions et « Pareto optimalité »

Pour les solutions de problèmes multi objectif, la relation d'ordre n'est pas totale. En effet, une solution peut être meilleure qu'une autre pour certains objectifs mais moins bonne relativement à d'autres. On parle alors de *solution de compromis* et c'est au *décideur* de choisir, parmi les différentes solutions proposées, la solution de compromis qui lui convient le mieux. La notion d'optimalité généralement admise est celle introduite par Edgeworth en 1881 plus tard généralisée par Pareto en 1896. On parle alors d'*optimum de Pareto* et les solutions manipulées sont dites Pareto optimales (figure 1.4).

¹ On considère ici un problème de maximisation des objectifs mais le parallèle avec la minimisation est simple

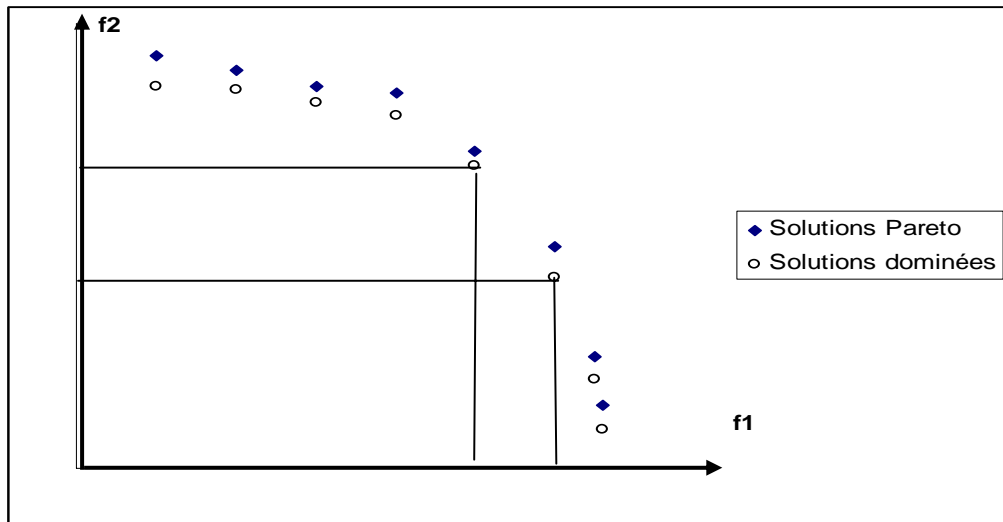


Figure 1.4 – Solutions Pareto optimales pour la maximisation de deux objectifs

Pour comprendre l'approche Pareto, il est nécessaire de définir une notion intermédiaire de dominance entre deux solutions x_i et x_j .

- On dit qu'une solution x_i domine une solution x_j si et seulement si :

$$\forall k \in [1..n], f_k(x_i) \geq f_k(x_j) \text{ et } \exists k \in [1..n] \text{ tq } f_k(x_i) > f_k(x_j)$$

où n est le nombre d'objectif à optimiser (ici maximiser).

- Le fait qu'une solution x_i domine une solution x_j sera noté $x_i \geq x_j$
- Si x_i est meilleur que x_j pour tous les objectifs, on notera $x_i > x_j$
- Lorsqu'on a ni $x_i \geq x_j$ ni $x_j \geq x_i$ on notera $x_i \sim x_j$
- Une solution est alors dite *Pareto optimale* si elle n'est dominée par aucune autre solution admissible.

L'image de l'ensemble Pareto optimal dans D est appelée frontière Pareto , ou surface de compromis. De plus, l'ensemble Pareto optimal peut être divisé en deux sous-ensembles : l'ensemble des solutions supportées et l'ensemble des solutions non supportées. Les solutions supportées sont les solutions Pareto optimales dont le point correspondant dans D se trouve sur l'enveloppe convexe de O . Les solutions n'appartenant pas à l'enveloppe convexe sont dites non supportées.

b. Le modèle retenu

Jusqu'à présent, les formulations des objectifs d'optimisation du blindage tricouche n'avaient pris en compte qu'un unique objectif: maximiser l'efficacité de blindage. A ce titre, il est possible de recourir à une atténuation souhaitée et ainsi de contrôler cette efficacité. Cependant, on montrera les limites du modèle mono objectif Par ailleurs, dans l'optique de perspectives industrielles et militaires, l'introduction de contraintes de coût et de fabrication est primordiale ; elle implique une modélisation multi objectif conforme aux définitions du paragraphe précédent.

Ainsi, on recourt à quatre objectifs pour optimiser les « performances » du blindage (atténuation électromagnétique et réflexion) et les coûts de fabrication. Il est important de mentionner que les trois couches sont impliquées dans la modélisation; les bornes des conductivités et des épaisseurs sont variables. En outre, les objectifs doivent être contradictoires entre eux et donner lieu à la même optimisation, il s'agit, une fois encore, de maximiser.

Le premier objectif modélisé est l'efficacité de blindage issue de la modélisation mono objectif :

$$\max F_1(X) = -20 * \log(|T|) \quad (9)$$

Où T est le coefficient de transmission (équation (4)).

L'autre objectif exposé dans la partie I.3 pour l'efficacité de blindage :

$$\max F_1(X) = -20 * \log \left(\left(\left(\frac{-SEfix}{10} \right)^2 - |T| \right) \right) \quad (10)$$

n'a pas été retenu car il impose de fixer l'atténuation souhaitée $SEfix$. Il est préférable pour cette modélisation de laisser librement évoluer l'objectif lié à la transmission en contradiction avec d'autres objectifs et avec des paramètres physiques choisis.

Le deuxième objectif est la minimisation des pourcentages massiques de PAni-PU entrant dans la fabrication des couches 1 et 3 du blindage.

Ces pourcentages sont uniquement exprimés en fonction des conductivités et ils sont de fait la première expression d'une contrainte de coût. On l'énonce sous forme d'un but de maximisation :

$$\max F_2(X) = -\log(p_1 + p_3) \quad (11)$$

Avec

$$p_1 = \left(\sigma_1 / \sigma_0 \right)_t + pc \quad (12)$$

$$p_3 = \left(\sigma_3 / \sigma_0 \right)_t + pc \quad (13)$$

Les variables p_1 et p_3 correspondent respectivement aux pourcentages massiques de PAni-PU dans les couches 1 et 3. Le paramètre t est l'exposant critique fixé à 2,3 , σ_0 est une conductivité de référence fixée à 3,67 et pc est le taux de percolation figé à 0,19%.

Un autre objectif est associé aux contraintes de fabrication du blindage ; on souhaite ici minimiser la somme des épaisseurs des couches 1 et 3 de PAni-PU :

$$\max F_3(X) = -(d_1 + d_3) \quad (14)$$

Où d_1 est l'épaisseur de la couche 1 et d_3 celle de la couche 3.

Enfin, on fait intervenir le coefficient de réflexion des ondes électromagnétiques (équation (3)) sur le blindage avec l'objectif :

$$\max F_4(X) = |R| \quad (15)$$

Enfin, l'ensemble des solutions réalisables ou espace décisionnel D , associé aux bornes des conductivités et épaisseurs de chaque couche du blindage, a varié pour différents tests explicités en partie III.

II. Résolution

La résolution du problème mono objectif a été abordée par Ngoc Nhan Hoang au cours de sa thèse [3] à l'aide d'algorithmes génétiques. Ces méthodes stochastiques s'avèrent efficaces pour l'optimisation de problèmes complexes impliquant de nombreuses variables. Une partie des travaux menés a consisté en l'amélioration du modèle mono objectif proposé par Ngoc Nhan Hoang. D'autre part, l'extension au modèle multi objectif n'implique pas de recourir à une autre méthode; les algorithmes génétiques restent adaptés pour les problèmes multi objectif. Par conséquent, ils ont été retenus pour toute la phase de résolution et mis en place sous la plate-forme de développement EO. On décrira, en premier lieu, les caractéristiques inhérentes à tout algorithme génétique. Ensuite, une description des spécificités des algorithmes génétiques utilisés pour la recherche de solutions à nos problèmes d'optimisation est donnée.

1. Algorithmes génétiques : généralités

Parmi les algorithmes évolutionnistes, les algorithmes génétiques (AG) sont les méthodes les plus répandues. Ils sont basés sur le processus d'évolution génétique des individus biologiques à travers des générations selon la théorie de Darwin et les règles de Mendel. Ces organismes ou individus vivent et interagissent ensemble dans un environnement où ils se reproduisent et partagent les mêmes ressources. Les individus les plus forts ont plus de chance de survivre et de se reproduire que les individus les plus faibles. Ainsi, les gènes des individus les plus adaptés vont se transmettre à d'autres individus au fil des générations et l'espèce ne cesse de s'adapter à son environnement.

En imitant ces principes, l'algorithme génétique dédié à un problème d'optimisation va faire évoluer un ensemble de solutions candidates appelé *population*. Une population est un ensemble d'individus représentant chacun une solution possible du problème donné. A chaque individu, une ou plusieurs fonctions à optimiser lui sont attribuées et elles mesurent la « qualité » de la solution qu'il représente. Ensuite, en sélectionnant les parents parmi les meilleurs, une nouvelle population est produite par les opérations de croisement (ou *crossover*) et par mutation. Ces opérations créent des perturbations sur les génotypes (le génotype est l'ensemble du matériel génétique porté par un individu en opposition avec le phénotype qui représente ses caractères apparents) et assurent ainsi la diversité de la population. Pour effectuer ces phases de reproduction, il est nécessaire de coder les individus de la population. Trois codages peuvent être potentiellement mis en oeuvre pour la représentation des individus de l'algorithme.

- Le codage binaire est assez simple à implémenter et les opérateurs de mutation et de crossover sont facilement construits. Le génotype d'un individu est dans ce cas donné par un vecteur de x bits (0 ou 1). Dès lors, la précision est limitée et le codage ne respecte pas la topologie de \mathfrak{R} ; c'est une contrainte à prendre en compte par exemple pour la définition du voisinage.
- Le codage réel permet un accès direct aux valeurs associées aux individus car le génotype est un vecteur (ou liste) de réels. Ce codage respecte la topologie de \mathfrak{R} et offre une plus grande rapidité dans les calculs. Toutefois, les opérateurs sont plus

difficiles à mettre en place.

- Le codage de Gray est une solution intermédiaire: il est conforme à la topologie de \mathfrak{R} mais ne permet pas son parcours complet. La mutation et la recombinaison des individus sont ici aisément implémentées.

Le principe de cet algorithme est présenté dans la figure 2.1.

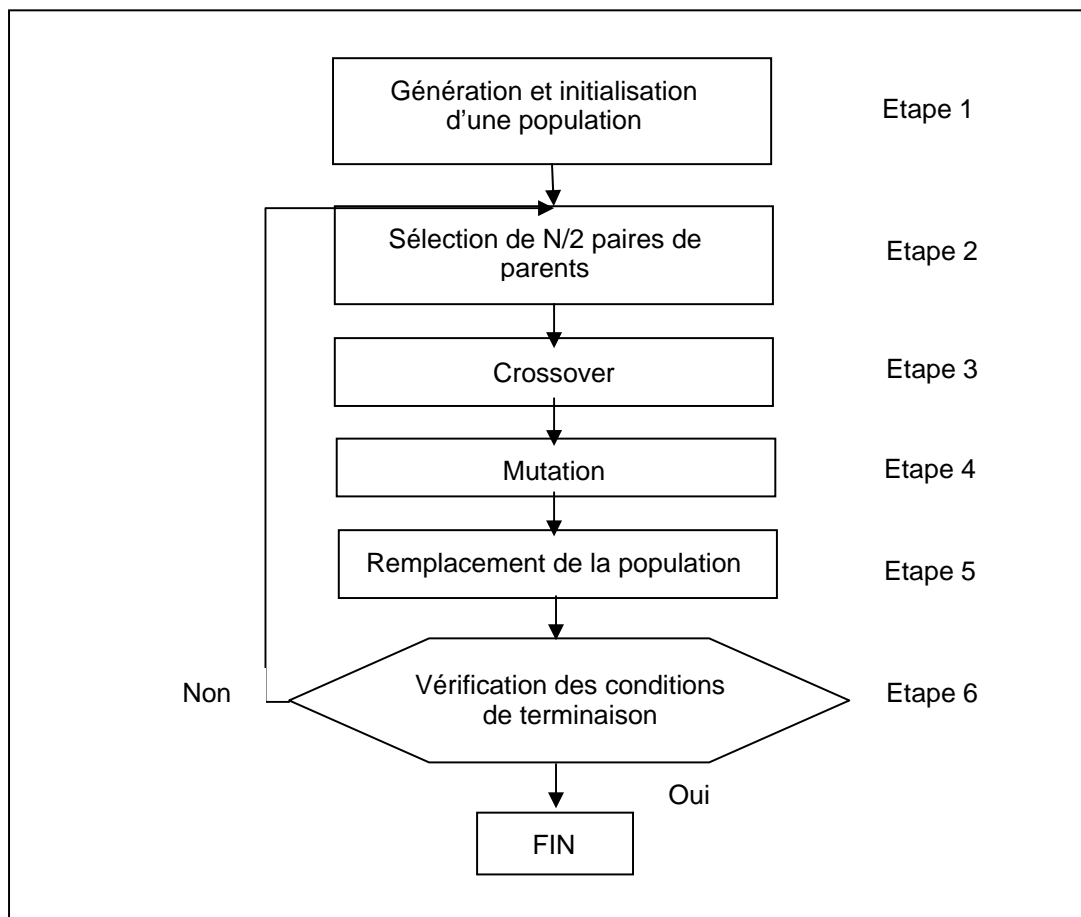


Figure 2.1 – Principe général d'un algorithme génétique

Étape 1: Génération et initialisation d'une population initiale

On génère une population initiale de taille N correspondant à N individus c'est-à-dire à N solutions au problème. A chaque individu est associée sa qualité (« fitness ») exprimée par les valeurs de la (ou les) fonction(s) objectif.

Étape 2: Sélection

Au sein de cette population, on sélectionne $N/2$ paires de parents pour la phase de reproduction. Il existe de nombreuses méthodes de sélection des individus pour cette étape (roulette, méthodes par rang...).

Étape 3 : Crossover

Le croisement ou *crossover* est effectué avec une certaine probabilité appelée taux de croisement (t_c). Il consiste à choisir deux individus « parents » dans la population courante et à définir au hasard un ou plusieurs points de croisement. Ces opérations permettent l'obtention de deux individus « enfants ». Par exemple, imaginons deux individus dont les gènes sont codés par 8 réels, un croisement peut être une permutation à partir d'un point aléatoire (figure 2.2).

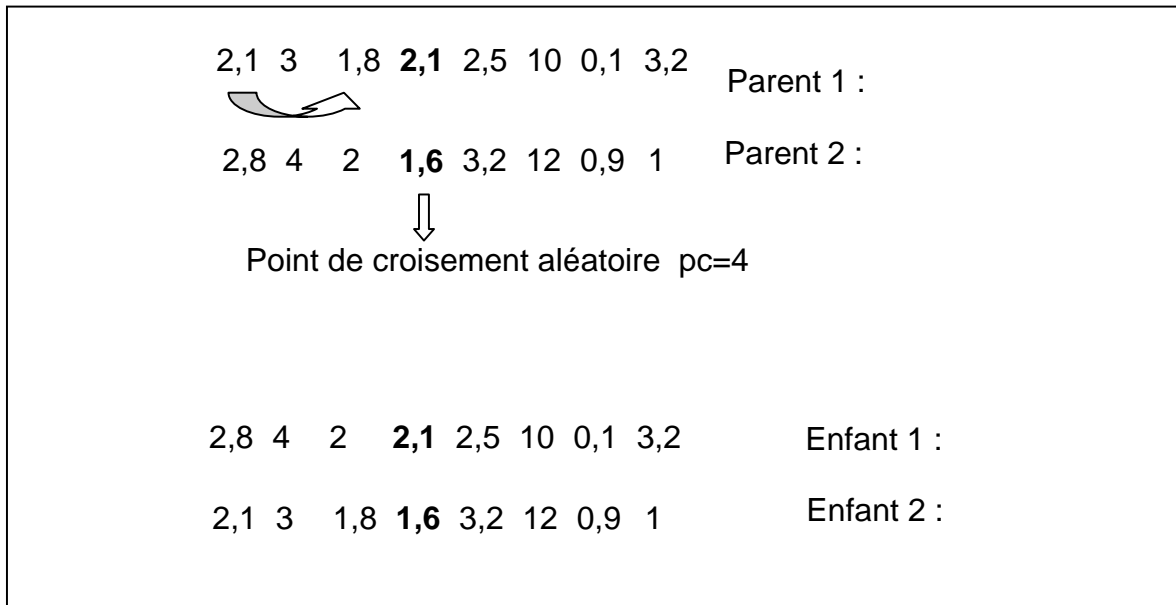


Figure 2.2 – Opération de crossover dans un codage réel

Le taux de croisement a un fort impact sur la diversité d'une population. Trop élevé, il risque de casser les génotypes de bons individus et, trop faible ($t_c < 0,5$), il peut causer une stagnation de la recherche.

Etape 4 : Mutation

La mutation est une perturbation aléatoire d'une ou plusieurs composantes du génotype d'un individu. Elle est appliquée avec une probabilité donnée (p_m) et, avec le crossover, est une source de diversité de la population. En général, on fixe p_m entre 0,001 et 0,05 mais cette probabilité doit être judicieusement choisie en fonction de l'opérateur employé.

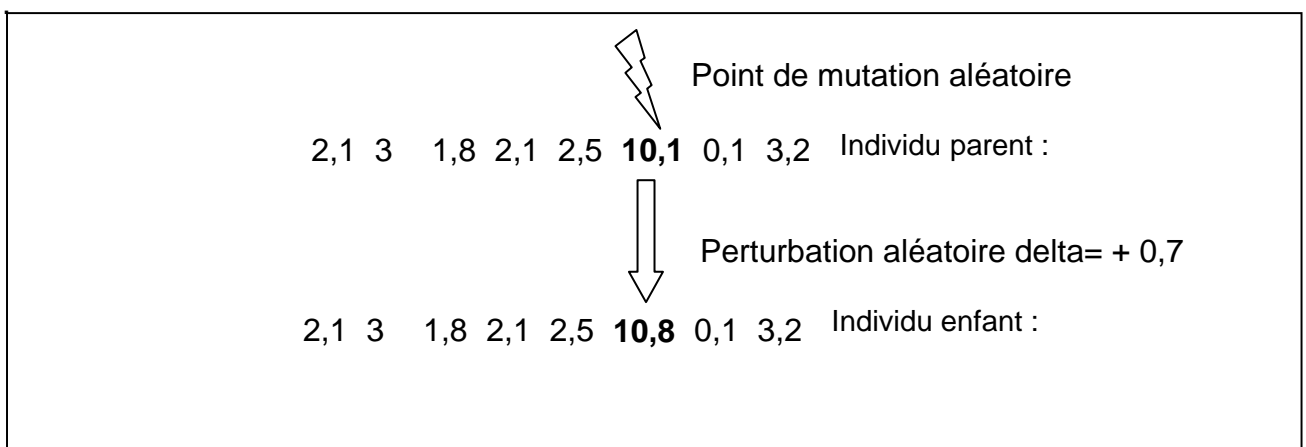


Figure 2.3 – Exemple de mutation avec un codage réel

Etape 5 : Remplacement

Suite à une phase de reproduction, de nouveaux individus sont apparus dans la population courante. On peut alors procéder au remplacement total des « parents » par ces nouveaux individus. En fait, toutes les méthodes de remplacement ne sont pas aussi radicales ; il est préférable d'en choisir une qui correspond au mieux à l'algorithme et aux opérateurs utilisés.

Etape 6 : Terminaison

Il est souvent difficile d'estimer si l'on a trouvé le ou les optimums à l'issue d'un certain nombre de générations. Par conséquent, il est peu évident de fixer l'arrêt de l'algorithme. On peut alors cesser les recherches lorsqu'on a atteint un nombre déterminé de générations, lorsque le ou les objectifs n'ont pas été améliorés depuis un certain nombre d'itérations. Il est aussi possible de fixer les fitness à atteindre impérativement avant l'arrêt des calculs.

2. Spécificités des algorithmes utilisés pour l'optimisation de blindages tri-couche

Compte tenu des particularités de la modélisation des blindages tricouche électromagnétiques, c'est le codage réel qui a été retenu. En effet, on souhaite garder un maximum de précision pour les composantes physiques telles que les conductivités et les épaisseurs des couches. En outre, les opérateurs de mutation et de crossover présentés dans l'article de Chelouah et Siarry [2] ont été implémentés pour les modèles mono objectif et multi objectif. Ces opérateurs sont basés sur un codage réel. Cette présente section a donc pour but d'exposer les choix d'implémentation relatifs aux 6 étapes des algorithmes génétiques mis en œuvre avec le codage réel.

Etape 1: Génération et initialisation d'une population initiale

L'objectif recherché est de lancer les algorithmes avec des populations initiales les plus diversifiées du point de vue des génotypes des individus. On montrera plus tard que la qualité des solutions est directement dépendante de cette diversité. De ce fait, pour chaque gène et pour chaque individu initial, on génère aléatoirement un réel soit dans l'intervalle $I_1=[c_{min} ; (c_{min}-c_{max})/2]$ soit dans l'intervalle $I_2=[(c_{min}-c_{max})/2 ; c_{max}]$ (choix aléatoire « pile ou face ») où c_{min} et c_{max} sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de la composante représentée par le gène.

Etape 2: Sélection

Pour les algorithmes associés à la modélisation mono objectif, des méthodes classiques de sélection ont tour à tour été employées. Par exemples, les méthodes de type « tournoi » se sont avérées efficaces par rapport à la « roulette » (la probabilité qu'un individu soit sélectionné est proportionnelle à sa qualité).

En revanche, pour le multi objectif, une méthode plus complexe combinant deux populations a due être implémentée. On utilise la population courante de taille N au sein de laquelle on extirpe des individus dominants (notion du paragraphe I.4.a.i). Parallèlement, une seconde population rassemble, via une archive qui s'enrichit avec l'avancée de l'algorithme, des individus Pareto optimaux. Dans la première population, un nombre fixé d'individus dominants peuvent être sélectionnés tandis que, dans la seconde, on tire aléatoirement quelques d'individus (qui eux sont tous Pareto optimaux). A chaque génération et pour chaque paire de parents requise, le choix de la population de provenance est régis par un paramètre « rateSelect » compris entre 0 et 1. Un nombre aléatoire r est alors tiré (aussi entre 0 et 1) .

Si $r < rateSelect$ le parent est sélectionné depuis la population courante, sinon il est

pris dans l'archive Pareto.

Etape 3: Crossover

L'opérateur de croisement mis en place pour le mono objectif compose deux nouveaux individus à partir de deux parents par une recombinaison analogue à celle exposée dans la figure 2.2 (croisement par « segments »). Cet opérateur classique est facilement utilisé sous la plate-forme EO.

Par ailleurs, c'est le crossover défini dans l'article de Chelouah et Siarry [4] qui a été implémenté pour l'optimisation multi objectif. C'est l'obtention de bons résultats sur des benchmarks classiques (avec des codages réels) qui a conduit à le retenir. Cependant, dans un soucis de contrôle et pour mieux appréhender son utilisation, l'impact de ce crossover sur le modèle mono objectif a aussi été mesuré.

Considérons deux individus parents x et y de génotypes respectifs $x(0), x(1), \dots, x(P)$ et $y(0), y(1), \dots, y(P)$ (chaque individu a P composantes réelles). Voici les différentes étapes de réalisation du crossover de Siarry et Chelouah :

- génération d'un nombre aléatoire p_c correspondant au point de Crossover avec $0 < p_c < P$
- les composantes $x(0), x(1), \dots, x(p_c)$ et $y(0), y(1), \dots, y(p_c)$ associées aux individus x et y ne sont pas affectées par la recombinaison
- les composantes $x(p_c+1), x(p_c+2), \dots, x(P)$ et $y(p_c+1), y(p_c+2), \dots, y(P)$ sont respectivement échangées
- les composantes $x(p_c)$ et $y(p_c)$ des deux individus x et y deviennent :

$$x'(p_c) = x(p_c) + Vy - Vx \quad \text{et} \quad y'(p_c) = y(p_c) - Vy + Vx$$

avec

$$Vx = x(p_c) / M \quad \text{et} \quad Vy = y(p_c) / M$$

M correspondant à un nombre aléatoire compris entre 1 et 1000. Les perturbations occasionnées par l'opérateur sont donc d'autant plus fortes que le paramètre M est faible.

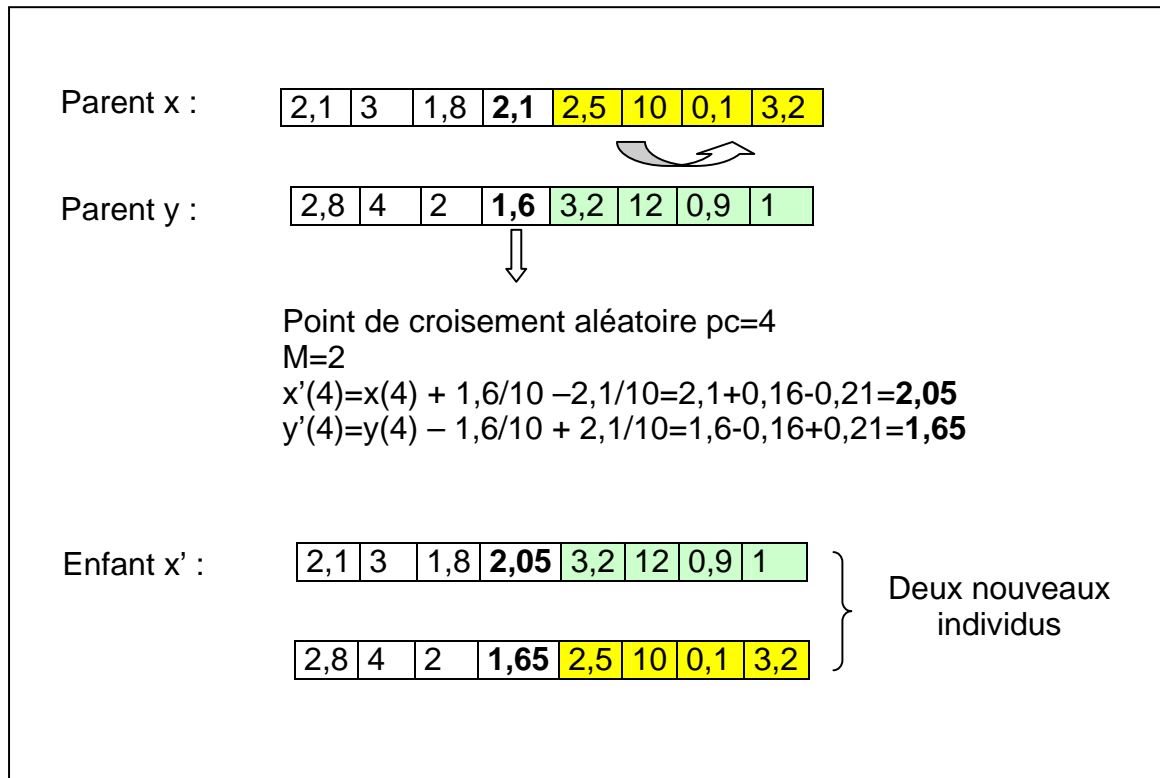


Figure 2.4 – Exemple de crossover « Chelouah et Siarry » pour deux individus x et y à 8 variables réelles

Etape 4 : Mutation

De la même façon que pour le crossover, une mutation classique développée sous la plate-forme EO et analogue à l'exemple de la figure 2.3 a été utilisée pour le modèle mono objectif. La mutation définie dans l'article de Siarry et Chelouah a été implémentée pour le modèle multi objectif et l'impact des perturbations a été étudié sur le modèle mono objectif à titre expérimental. La mutation de Siarry et Chelouah utilise également des génotypes réels. La probabilité de mutation et les perturbations engendrées sur les individus sont initialement élevées mais diminuent au cours du processus d'optimisation. Un nombre aléatoire entre 0 et 1 est alors généré pour chaque individu puis comparé à la probabilité de mutation. Si ce nombre est supérieur à la probabilité de mutation alors l'algorithme n'opère pas la perturbation. Dans le cas contraire, deux nombres aléatoires i (correspond à une composante) et M sont générés avec :

$$0 < i < \text{Taille des individus}=P$$

et

$$0 < M < 10$$

Une variation est calculée comme suit :

$$\text{delta} = (C_{\max}(i) - C_{\min}(i)) / M$$

C_{\max} et C_{\min} étant respectivement les bornes supérieure et inférieure de la $i^{\text{ème}}$ composante $x(i)$ de l'individu qui subit la mutation. La nouvelle valeur cette composante devient :

$$x'(i) = x(i) +/- k * \text{delta}$$

Le coefficient k est initialisé à 1 puis réduit successivement tandis que son signe est choisi aléatoirement. On a :

$$k = (G - g) / G$$

où G est le nombre maximal de générations fixé et g le nombre de générations déjà effectuées.

Etape 5 : Remplacement

L'opérateur utilisé pour tous les algorithmes consiste à remplacer tous les anciens individus (« parents ») par les nouveaux individus à l'issue de la mutation et du crossover.

Etape 6 : Terminaison

Pour l'ensemble des exécutions, un nombre maximum de générations à atteindre a été fixé.

La figure 2.5 résume les étapes de la méthode multi objectif employée.

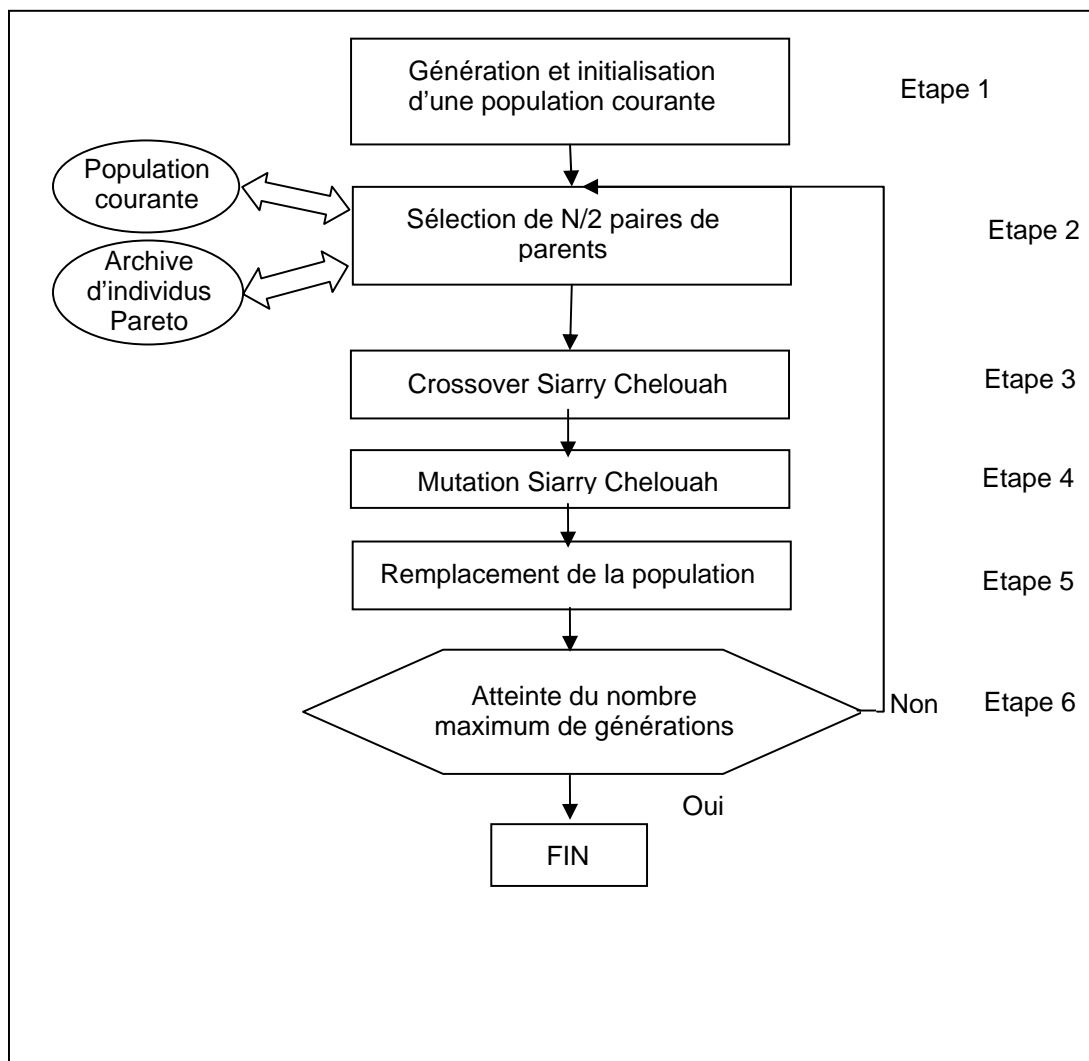


Figure 2.5 – Etapes de l'algorithme génétique multi objectif

III. Résultats

1. Modèle mono objectif

Pour cette modélisation mono objectif de maximisation, on peut concevoir qu'en l'absence de bornes « réalisables » pour les paramètres du blindage, l'algorithme va générer au fur et à mesure des générations des individus dont les efficacités de blindage (fonction objectif) sont les plus élevées. Dès lors, il semble que l'objectif de maximisation :

$$\max F_1(X) = -20 * \log \left(\left(\frac{-SEfix}{10} \right)^{20} - |T| \right)$$

soit plus adapté et les bornes des épaisseurs et conductivités des couches peuvent bénéficier de plus de marge. En revanche, si on souhaite disposer de blindages électromagnétiques dont les conductivités et épaisseurs sont expressément fixées, il sera préférable de recourir à l'objectif :

$$\max F_1(X) = -20 * \log(|T|)$$

pour obtenir l'efficacité la plus grande possible avec les contraintes imposées aux couches. Les deux sections suivantes traitent des résultats obtenus avec chacun des objectifs.

a. Objectif de transmission : $\max F(x) = -20 * \log (|T|)$

Différents tests ont été réalisés à partir de cette modélisation pour une fréquence de 50 MHz. Le tableau 3.1 montre les meilleurs individus obtenus après plusieurs exécutions.

i) AG n° 1

Dans ce premier exemple, les bornes des conductivités et épaisseurs (tableau 3.1) ont été laissées libres mais cohérentes avec le modèle physique. Le tableau 3.2 présente les cinq meilleurs individus obtenus avec les paramètres du fichier annexé 1.

sigma a1 Min (S/m)	sigma1 Max (S/m)	d1 min (µm)	d1 max (µm)	sigma2 Min (S/m)	sigma2 Max (S/m)	d2 min (µm)	d2 max (µm)	sigma 3 Min (S/m)	sigma 3 max (S/m)	d3 min (µm)	d3 max (µm)
0	11500	0	500	0	0,0001	125	126	0	11500	0	500

Tableau 3.1 – Bornes min et max des conductivités et épaisseurs fixées pour l'AG1

Efficacité de blindage à 50 MHz (dB)	Nombre de variables	d1 (µm)	sigma1 (S/m)	d2 (µm)	sigma2 (S/m)	d3 (µm)	sigma3 (S/m)
68,0005	6	500	11469,1	125,087	0,015461	498,43	11425,1
68,0004	6	499,98	11469,7	125,087	0,0154462	498,44	11424,5
68,0003	6	499,99	11468	125,087	0,0154542	498,44	11425,8
68,0002	6	499,99	11468,6	125,087	0,0154535	498,46	11424,5
68,0001	6	499,99	11468,1	125,087	0,0154623	498,4	11426,4

Tableau 3.2 – Cinq meilleurs individus obtenus pour l'AG1

La colonne « Efficacité de blindage à 50 MHz » représente la valeur de l'objectif à maximiser triée dans l'ordre décroissant

La figure 3.3 montre l'évolution de l'efficacité de blindage (en dB) en fonction de la fréquence pour le meilleur individu.

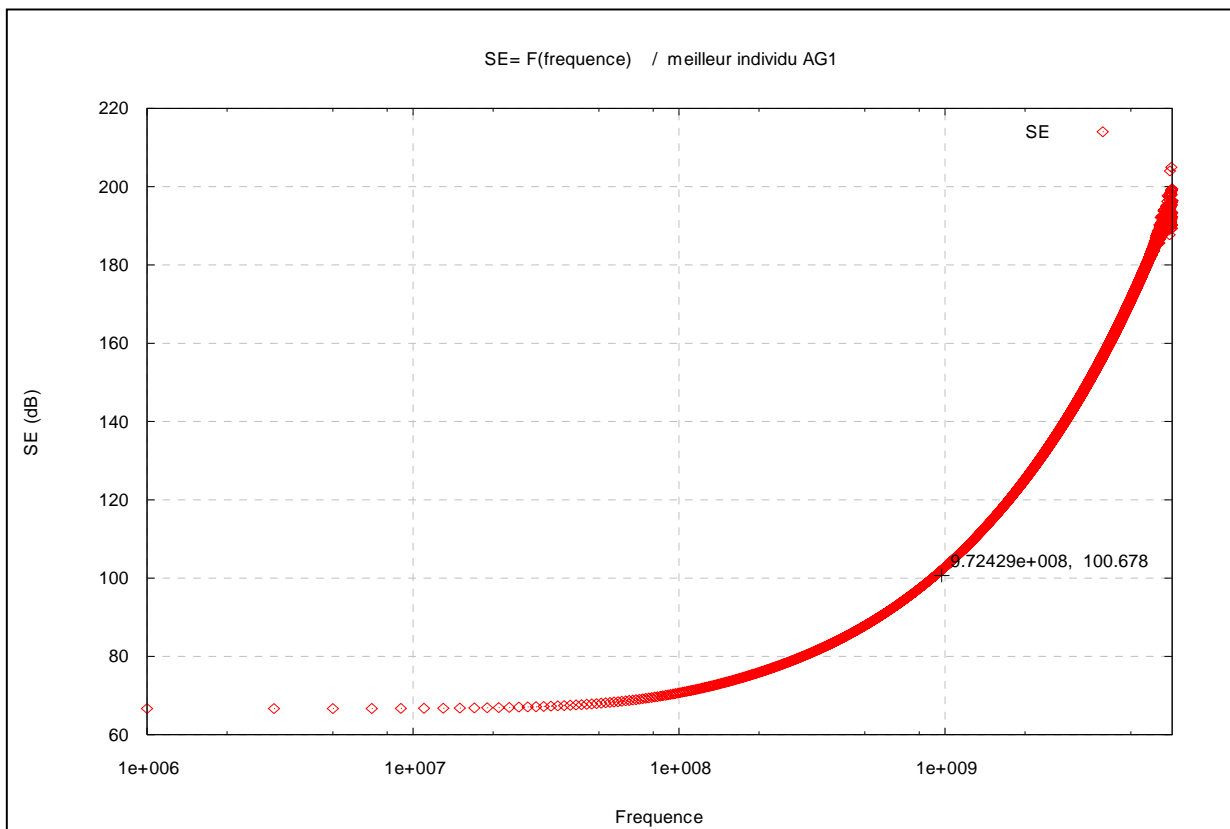


Figure 3.3 – Evolution de l'efficacité de blindage en fonction de la fréquence pour le meilleur blindage de l'AG1 (tableau 3.2). La fréquence est reportée sur une échelle logarithmique

Les individus constituant la population finale sont caractérisés par des variables physiques très proches de leur borne maximale. L'objectif d'efficacité de blindage génère les meilleures solutions du point de vue de la transmission mais elles sont difficilement réalisables. On pose alors de plus fortes contraintes sur les paramètres physiques dans les exemples suivants.

ii) AG n° 2

Dans ce deuxième exemple, les bornes des conductivités et épaisseurs (tableau 3.4) ont été réduites. Le tableau 3.4 présente les deux meilleurs individus obtenus avec les mêmes paramètres génétiques qu'auparavant.

sigma 1 Min (S/m)	sigma 1 Max (S/m)	d1 min (µm)	d1 max (µm)	sigma2 Min (S/m)	sigma2 Max (S/m)	d2 min (µm)	d2 max (µm)	sigma 3 Min (S/m)	sigma 3 max (S/m)	d3 min (µm)	d3 max (µm)
0	7000	0	250	0	0,1	125	125,1	0	7000	0	250

Tableau 3.4 - Bornes min et max des conductivités et épaisseurs fixées pour l'AG2

Efficacité de blindage à 50 MHz (dB)	Nombre de variables	d1 (µm)	sigma1 (S/m)	d2 (µm)	sigma2 (S/m)	d3 (µm)	sigma3 (S/m)
56,4535	6	250	7000	125,081	0,050308	250	7000
56,4535	6	250	7000	125,081	0,0503	250	7000

Tableau 3.5 - Deux meilleurs individus obtenus pour l'AG2

La colonne « Efficacité de blindage à 50 MHz » représente la valeur de l'objectif à maximiser

De la même façon que précédemment, la figure 3.6 montre l'évolution de l'efficacité de blindage (en dB) en fonction de la fréquence pour le meilleur individu. Les atténuations, en toutes logique, plus faibles qu'auparavant.

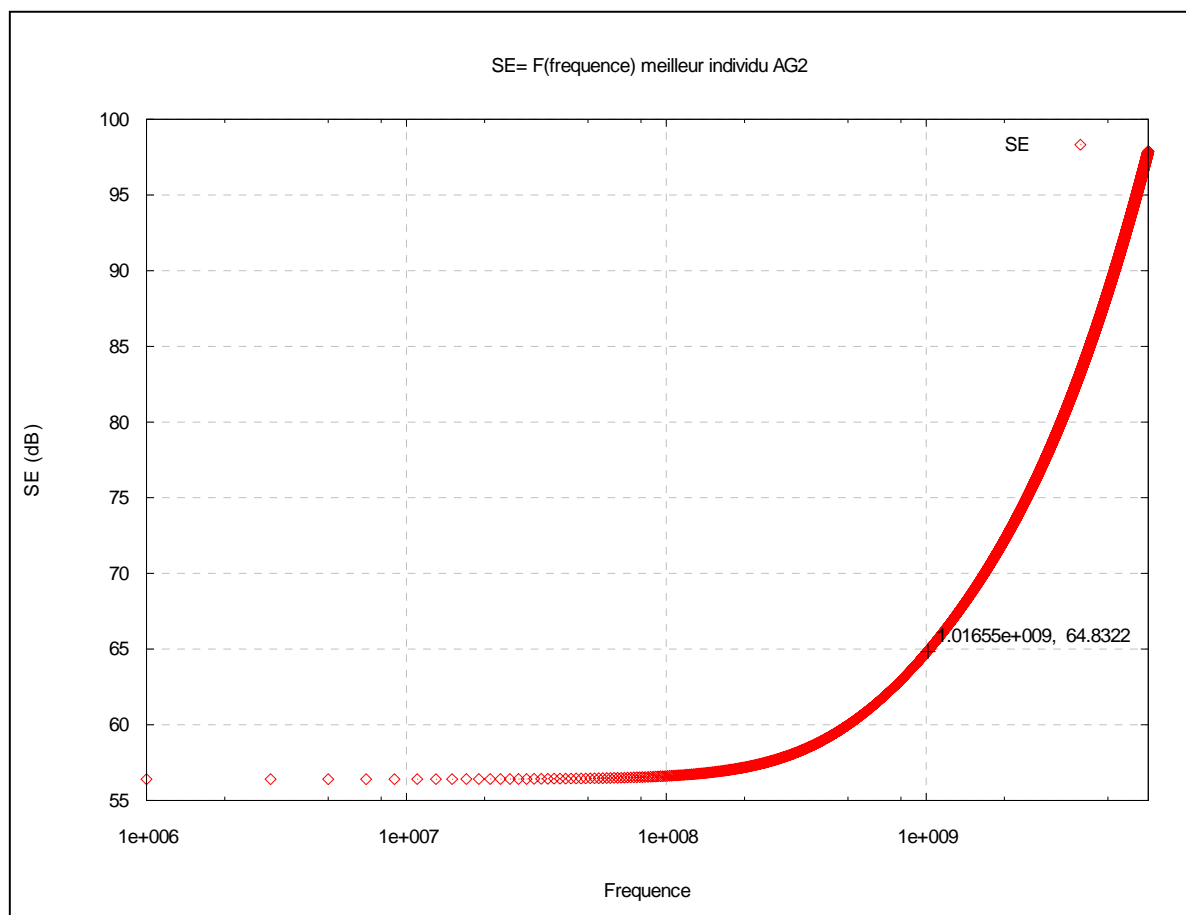


Figure 3.6 - Evolution de l'efficacité de blindage en fonction de la fréquence pour le meilleur blindage de l'AG2 (tableau 3.5). La fréquence est reportée sur une échelle logarithmique

Remarquons que s'il est implémenté seul, cet objectif d'efficacité de blindage amène les individus de la population finale vers des composantes extrêmes. Les blindages qui seraient alors obtenus par cette optimisation ne seraient pas réalisables : leur coût de fabrication serait trop élevé et ils deviendraient cassant avec une épaisseur totale excédant 600 μm . On peut limiter cet effet en fixant les valeurs maximales de ces composantes. La modélisation multi objectif sera une solution alternative pour réduire ce phénomène en apportant des contraintes via d'autres objectifs mais en essayant d'obtenir les meilleures efficacités en transmission. La section suivante présente une autre modélisation.

b. Objectif de transmission : $\max F(x) = -20 \cdot \log(10^{-SE_{fix}} / 20) - |T|$

On fixe l'atténuation souhaitée $SE_{fix} = 40$ (dB) à une fréquence de 50 Mhz avec les paramètres génétiques de l'algorithme AG1 précédant. Le tableau 3.7 expose les bornes imposées aux composantes physiques tandis que le tableau 3.8 présente le meilleur individu trouvé.

sigma1 Min (S/m)	sigma1 Max (S/m)	d1 min (μm)	d1 max (μm)	sigma2 Min (S/m)	sigma2 Max (S/m)	d2 min (μm)	d2 max (μm)	sigma3 Min (S/m)	sigma3 max (S/m)	d3 min (μm)	d3 max (μm)
0	11500	0	500	0	0,0001	125	126	0	11500	0	500

Tableau 3.7 - Bornes min et max des conductivités et épaisseurs fixées pour l'AG1

Fonction objectif	Nombre de variables	d1 (μm)	sigma1 (S/m)	d2 (μm)	sigma2 (S/m)	d3 (μm)	sigma3 (S/m)
313,417	6	180,036	1311,45	125,035	0,0021018	58,3241	4956,08

Tableau 3.8 – Meilleur individu obtenu pour l'AG1

La colonne « Efficacité de blindage à 50 MHz » représente la valeur de l'objectif à maximiser triée dans l'ordre décroissant

Voici l'évolution de l'efficacité de blindage avec la fréquence pour cet individu :

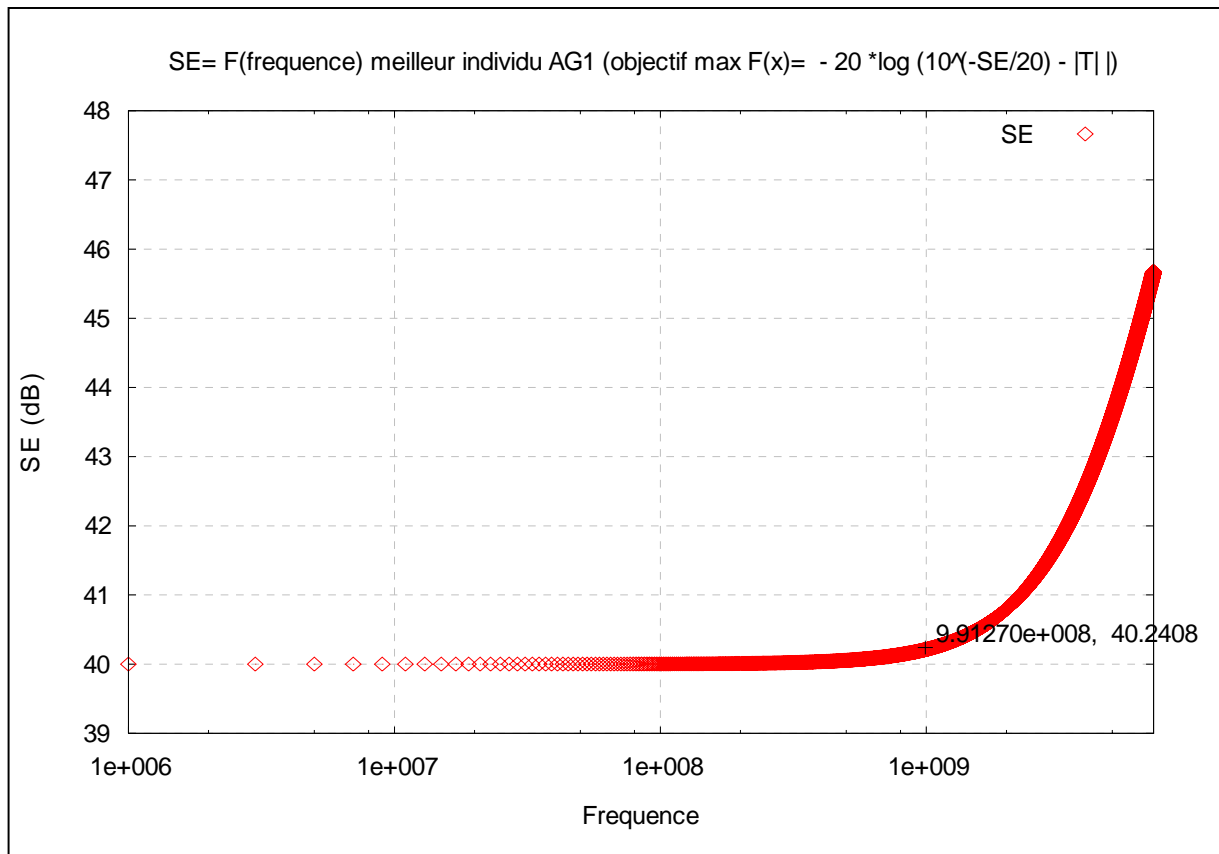


Figure 3.9 - Evolution de l'efficacité de blindage en fonction de la fréquence pour le meilleur blindage de l'AG1 (tableau 3.8). La fréquence est reportée sur une échelle logarithmique

A titre indicatif, les pourcentages massiques de polyaniline calculés pour les couches 1 et 3 sont respectivement de 13% et 23,1%. Cette fois on contrôle complètement l'efficacité finale (atténuation) grâce au paramètre introduit *SEfix* et les valeurs des composantes physiques ne s'approchent pas des maxima. Pour obtenir des atténuations plus fortes, il suffit d'augmenter sensiblement la valeur de *SEfix*.

Les deux approches apparaissent équivalentes en terme d'objectif pour le modèle de blindage tricouche. Toutefois, s'il s'agit ici d'une modélisation mono objectif, on ne pourra se satisfaire de l'objectif impliquant une atténuation souhaitée pour la modélisation multi objectif. En effet, c'est bien l'optimisation d'objectifs contradictoires qui contre balancera la convergence des variables des couches vers les extremums. Enfin, le codage réel apporte une plus grande précision sur les valeurs des paramètres.

c. Impacts des opérateurs génétiques

Des opérateurs génétiques ont été développés sur la plate-forme EO et sont utilisables pour notre implémentation mono objectif. Les résultats exposés auparavant ont d'ailleurs été obtenus en utilisant ces opérateurs (crossover : recombinaison par segments, mutation : incrémentation aléatoire d'une variable). Cependant, dans

l'optique d'une modélisation multi objectif avancée, l'introduction des opérateurs de mutation et de crossover de Chelouah et Siarry [2] présentés dans la partie II.2 est réalisée. On rappelle que l'intensité des perturbations occasionnées par la mutation et le crossover est paramétrée. On mesure donc au préalable l'effet de ces opérateurs sur le modèle mono objectif. L'objectif d'efficacité de blindage utilisé dans cette partie est celui donné est I.4.a (6).

Ensuite, les mêmes bornes ont été implémentées pour les deux types d'opérateurs.

sigma 1 Min (S/m)	sigma1 Max (S/m)	d1 min (µm)	d1 max (µm)	sigma2 Min (S/m)	sigma2 Max (S/m)	d2 min (µm)	d2 max (µm)	sigma3 Min (S/m)	sigma3 Max (S/m)	d3 min (µm)	d3 max (µm)
0	11500	0	500	0	0,0001	125	126	0	11500	0	500

Figure 4.1- Bornes min et max des variables fixées pour la comparaison des opérateurs

Avec les mêmes probabilités de crossover, de mutation et des paramètres physiques identiques, les résultats obtenus avec ces nouveaux opérateurs sont présentés ci-après. Cinq exécutions ont été faites avec un même paramétrage et avec 300 générations puis avec 1000 générations. Il a été observé que le meilleurs individu est identique pour chaque test du point de vue de leur génotype et de leur phénotype quels que soient les opérateurs utilisés. En revanche, les résultats moyens obtenus avec les opérateurs « Siarry et Chelouah » sont sensiblement meilleurs qu'avec les opérateurs classiques EO. Ils sont aussi plus centrés autour des moyennes.

- opérateurs initiaux :

Opérateurs classiques EO			
Efficacité blindage 50 MHz			
300 Générations		Moyennes	Ecart-type
	v1	67,83225	0,6210115
	v2	67,8269	0,6224632
	v3	67,82788	0,6190244
	v4	67,83838	0,5896672
	v5	67,85168	0,5747199
	Moyennes totales	67,835418	0,6053772
1000 Générations		Moyennes	Ecart-type
	v1	67,89297	0,536146
	v2	67,81448	0,7027239
	v3	67,87828	0,592222
	v4	67,84879	0,6493481
	v5	67,82954	0,6722724
	Moyennes totales	67,852812	0,63054248

Tableau 4.2 – Moyennes et écarts-types des efficacités de blindage obtenues avec les opérateurs EO

- opérateurs « Siarry » et « Chelouah »

Opérateurs Siarry et Chelouah			
Efficacité blindage 50 MHz			
300 Génération		Moyennes	Ecart-type
	v1	67,79762	0,6853953
	v2	67,84515	0,6147792
	v3	67,85809	0,5852941
	v4	67,82263	0,5737804
	v5	67,87852	0,5801447
	Moyennes totales	67,840402	0,60787874
1000 Génération		Moyennes	Ecart-type
	v1	67,88687	0,5413934
	v2	67,89921	0,5822803
	v3	67,80545	0,6574317
	v4	67,9001	0,5444666
	v5	67,78083	0,7063785
	Moyennes totales	67,854492	0,6063901

Tableau 4.3– Moyennes et écarts-types des efficacités de blindage obtenues avec les opérateurs « Siarry et Chelouah »

2. Modèle multi objectif

Pour la modélisation multi objectif du modèle de blindage tricouche, quatre objectifs ont été utilisés. Ils permettent l'optimisation des « performances » du blindage (atténuation électromagnétique et réflexion) et des coûts de fabrication. Il est important de mentionner que les trois couches sont impliquées dans la modélisation ; les bornes de leur conductivité et épaisseur sont variables pour chaque algorithme. Par ailleurs, les objectifs doivent être contradictoires entre eux et donner lieu à la même optimisation, il s'agit ici de maximiser. Les objectifs mis en place sont ceux détaillés dans la partie I.4.b.

a. Performances « physiques »

Cette section vise à présenter les résultats obtenus par l'implémentation multi objectif de dix algorithmes génétiques (« AG ») ayant chacun des paramétrages différents. Tous ont été exécutés cinq fois correspondant à cinq « graines » du générateur aléatoire distinctes et les individus exposés sont ceux de la population courante. On pourra ainsi donner les paramètres physiques et génétiques les plus profitables pour chacun des objectifs avec des moyennes pertinentes. Les tests ont été effectués pour une fréquence des ondes incidentes de 50 MHz. Le tableau 4.4 donne les bornes retenues pour les génotypes c'est à dire pour les conductivités et épaisseurs de chaque couche du blindage.

sigma 1 Min (S/m)	sigma 1 Max (S/m)	d1 min (µm)	d1 max (µm)	sigma2 Min (S/m)	sigma2 Max (S/m)	d2 min (µm)	d2 max (µm)	sigma 3 Min (S/m)	sigma 3 max (S/m)	d3 min (µm)	d3 max (µm)
0,1	11500	10	500	0	0,01	125	125,1	0	11500	10	500

Tableau 4.4 – Bornes min et max des génotypes

Les tableaux 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8 rassemblent les moyennes des quatre objectifs pour chaque test :

Moyennes Objectif 1 : Efficacité de blindage (50 MHz)										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	60,888	60,824	61,882	60,242	60,808	55,552	54,091	54,928	44,934	52,047
version 2	59,153	60,331	62,045	57,339	59,503	51,326	51,245	56,620	41,914	50,591
version 3	58,775	58,100	62,413	60,053	60,846	49,956	47,708	56,051	54,613	57,297
version 4	60,530	59,459	61,118	57,132	60,237	53,282	53,485	55,991	32,953	53,880
version 5	57,672	51,947	60,570	56,184	57,829	46,588	50,225	56,159	52,873	59,075
Moyenne totale	59,404	58,132	61,606	58,190	59,845	51,341	51,351	55,950	45,457	54,578

Tableau 4.5 – Efficacités de blindage moyennes

Moyennes Objectif 2 : - (%M1 + %M3)										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	-60,826	-60,220	-63,431	-60,661	-61,463	-53,027	-53,346	-59,209	-61,386	-54,232
version 2	-57,680	-61,172	-64,312	-58,566	-61,056	-53,723	-49,978	-57,045	-31,745	-47,733
version 3	-60,525	-60,190	-63,940	-59,899	-61,320	-45,871	-43,268	-58,680	-64,194	-57,614
version 4	-62,264	-61,066	-63,012	-59,561	-61,511	-50,456	-52,181	-60,332	-32,823	-51,168
version 5	-60,470	-54,276	-62,913	-57,522	-59,486	-45,510	-51,493	-59,241	-61,440	-58,851
Moyenne totale	-60,353	-59,385	-63,522	-59,242	-60,967	-49,717	-50,053	-58,901	-50,318	-53,919

Tableau 4.6 – Pourcentages massiques moyens -(couche 1 + couche 3)

Moyennes Objectif 3 : - (d1 + d3) µm										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	-619,726	-601,515	-632,084	-584,587	-594,041	-498,262	-437,171	-417,404	-126,407	-
version 2	-540,129	-560,064	-612,262	-491,554	-586,648	-340,257	-380,769	-457,657	-191,863	356,331
version 3	-515,565	-484,586	-646,155	-608,222	-596,726	-419,175	-354,467	-425,714	-316,307	-
version 4	-581,073	-549,310	-615,768	-491,657	-588,027	-440,246	-417,404	-429,990	-135,129	480,468
version 5	-492,695	-397,155	-583,818	-482,899	-492,528	-278,645	-321,176	-428,211	-273,999	436,666
Moyenne totale	-549,83	-518,52	-618,01	-531,78	-571,59	-395,31	-382,19	-431,79	-208,74	-427,56

Tableau 4.7 – Épaisseurs moyennes - (couche 1 + couche 3)

Moyennes Objectif 4 : R										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	0,996	0,999	0,998	0,998	0,997	0,994	0,993	0,994	0,992	0,994
version 2	0,997	0,996	0,999	0,986	0,996	0,993	0,993	0,996	0,970	0,986
version 3	0,995	0,996	0,999	0,994	0,998	0,988	0,988	0,996	0,997	0,998
version 4	0,998	0,998	0,998	0,988	0,995	0,988	0,995	0,996	0,918	0,995
version 5	0,997	0,984	0,997	0,982	0,994	0,973	0,992	0,996	0,997	0,998
Moyenne totale	0,997	0,994	0,998	0,990	0,996	0,987	0,992	0,996	0,975	0,994

Tableau 4.8 – Coefficients de réflexion moyens

D'abord, les efficacités de blindage moyennes recueillies sont toutes supérieures à la norme de 40 dB pour une fréquence de 50 Mhz ; on obtient donc logiquement des épaisseurs et des pourcentages massiques moyens relativement élevés. On présentera ultérieurement d'autres résultats où des contraintes plus fortes sur les bornes des paramètres des couches ont été posées. Le meilleur algorithme génétique du point de vue de l'efficacité de blindage moyenne et de réflexion est l'AG3. On remarque qu'il correspond aussi aux pourcentages massiques et épaisseurs moyens les plus élevés. Si on examine les cas particuliers des AG6 et AG9, on constate que leurs pourcentages massiques moyens sont très proches alors que l'AG6 est sensiblement meilleur en terme de transmission. Cette différence s'éclaircit lorsqu'on relève pour l'AG6 des épaisseurs moyennes deux fois supérieures à celles de l'AG9.

Il apparaît ici que seuls de grands écarts entre les épaisseurs des couches de deux blindages identiques en terme d'efficacité peuvent combler un écart, pourtant bien plus mince, entre les conductivités. Par ailleurs, on remarque que l'objectif de transmission est d'autant plus élevé que le coefficient de réflexion est proche de 1 ; en effet, pour ce modèle tricouche, différents essais infructueux ont été menés pour obtenir des efficacités de blindage voisine de 40 dB à 50 MHz avec des coefficients de réflexion inférieurs à 0,95. Enfin, le compromis le plus intéressant au regard des quatre objectifs est trouvé par l'AG9 ; la somme moyenne des épaisseurs des couches 1 et 3 est de 208,741, la somme moyenne des conductivités des mêmes couches est l'une des plus faibles tandis que l'efficacité moyenne dépasse 45 dB. Ces bonnes performances sont confirmées par de faibles écarts-type (donnés en annexe 1).

b. Qualité des algorithmes

Les constatations et conclusions précédentes ne concerne que les valeurs des quatre fonctions objectif .Elles doivent être associées à l'étude des performances des algorithmes du point de vue des populations finales ou fronts Pareto. Les mesures de contribution et « S-metric » ont été utilisées pour comparer les fronts Pareto finaux. Ces mesures sont totalement adaptées pour la modélisation multi objectif et elles ont été effectuées à l'aide du logiciel Guimoo¹ La contribution nécessite un comptage des individus dominés et dominants des deux populations. Le front Pareto 1 est de meilleure qualité de ce point de vue si sa contribution vis à vis du front Pareto 2 dépasse 0,5 et inversement. La mesure « S-metric » compare les aires de dominances de deux fronts. Les tableaux 4.9 et 5.1 présentent respectivement les contributions et le classement des mesures « S-metric » moyennes.

Contributions moyennes finales											
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10	Moyennes
AG1		0,5109	0,5040	0,5063	0,8054	0,5499	0,5656	0,6068	0,2521	0,9239	0,5805
AG2	0,4891		0,4945	0,4940	0,4859	0,5313	0,5462	0,5944	0,2398	0,9203	0,5328
AG3	0,4960	0,5055		0,4990	0,4927	0,5203	0,5289	0,6005	0,2407	0,9215	0,5339
AG4	0,4937	0,5060	0,5010		0,4914	0,5443	0,5541	0,5990	0,2431	0,9217	0,5393
AG5	0,1946	0,5141	0,5073	0,5086		0,5428	0,5543	0,6066	0,2481	0,9240	0,5112
AG6	0,4501	0,4687	0,4797	0,4557	0,4572		0,5331	0,5615	0,2152	0,9184	0,5044
AG7	0,4344	0,4538	0,4711	0,4459	0,4457	0,4669		0,5396	0,2006	0,9137	0,4858
AG8	0,3932	0,4056	0,3995	0,4010	0,3934	0,4385	0,4604		0,1844	0,8875	0,4404
AG9	0,7479	0,7602	0,7593	0,7569	0,7519	0,7848	0,7994	0,8156		0,9741	0,7944
AG10	0,0761	0,0797	0,0785	0,0783	0,0760	0,0816	0,0863	0,1125	0,0259		0,0772

Tableau 4.9 – Contributions moyennes des dix algorithmes multi objectif

AG	S_metric
AG4	1740836
AG2	1727870
AG1	1684630
AG9	1618983
AG3	1344632
AG10	1089397
AG6	818069
AG7	783016,6
AG8	727149,6
AG5	709302

Tableau 5.1 – Mesures « S-metric » moyennes des dix algorithmes multi objectif

En terme de contribution, l'AG9 se démarque nettement : ses contributions vis à vis des autres algorithmes est toujours supérieure à 0,74. L'AG1 et l'AG7 sont également intéressants. Les versions 1 et 9 sont caractérisées par des populations d'au moins 300 individus, par un nombre de 100 générations et de faibles perturbations occasionnées par la mutation et le crossover. A cet égard, il a été remarqué que les perturbations plus importantes entraînent les génotypes des individus vers les valeurs maximales. Ensuite, le classement des S-metric met en avant la qualité des AG4 et AG2 bien qu'ils ne se distinguent pas des autres par leurs fonctions objectifs. Pourtant, une fois de plus, ces versions correspondent à des populations très diversifiées.

Il est possible d'affirmer que, pour notre modélisation, de bonnes solutions requièrent des populations variées. On peut les obtenir en fixant une taille de population dépassant 300 individus et au moins 100 générations. Les perturbations du crossover et de la mutation doivent être minimales pour ne pas converger vers les solutions extrêmes et les probabilités de ces opérateurs ne doivent respectivement pas excéder 0,6 et 0,4. On montrera par la suite que ce type de paramétrage permet de générer des solutions particulières pour ce modèle tricouche. En ces termes, on choisira l'AG9 pour une nouvelle optimisation avec d'autres contraintes sur les bornes des couches 1 et 3 présentée plus loin.

c. Visualisation

Dans cette section, différentes visualisations des résultats permettent d'appréhender le comportement des algorithmes et de s'intéresser à des solutions particulières. Les solutions de l'AG9 sont souvent présentées car elles sont parmi les meilleures et les plus diversifiées.

i) Génotypes des populations initiales et finales

Les figures 6.2 et 6.3 montrent une partie des génotypes obtenus avec le même algorithme (AG9) mais avec des « graines » de générateur aléatoire différentes (v1 et v2). Dans le premier cas, les conductivités finales de la couche 3 sont amenées vers des valeurs extrêmes (borne maximale= 11 500) et quelques individus atypiques existent. Dans le suivant, les conductivités obtenues suivent un comportement inverse ! On insiste donc sur la nécessité d'effectuer plusieurs versions « aléatoires » d'un même algorithme pour donner des statistiques fiables et des conclusions appropriées.

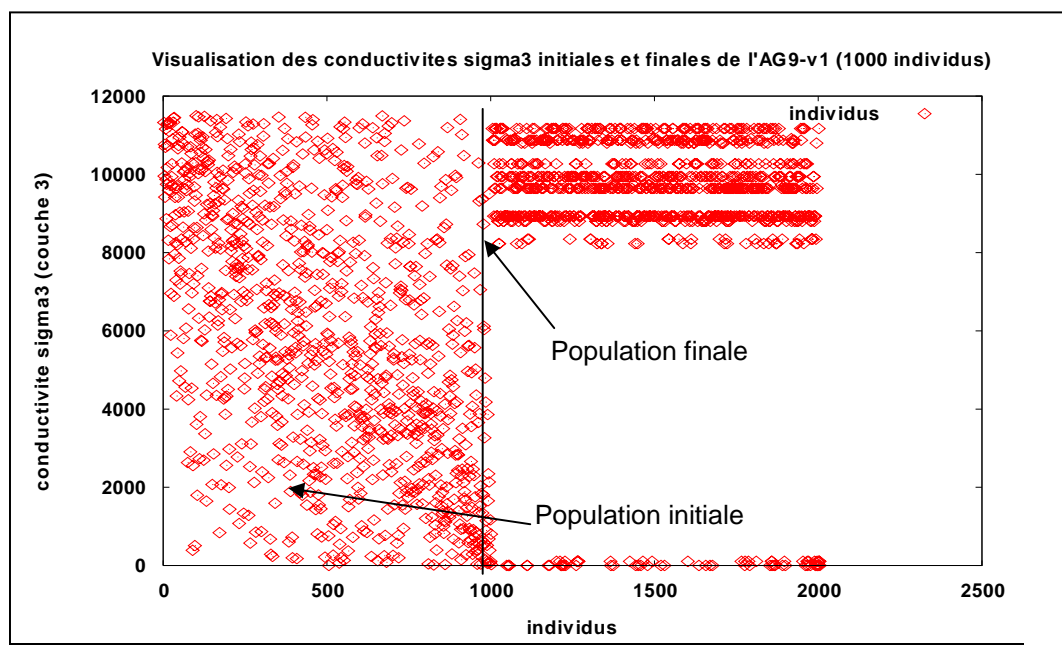


Figure 6.2 – Conductivités de la couche 3 initiales et finales des blindages de l'AG9 version 1

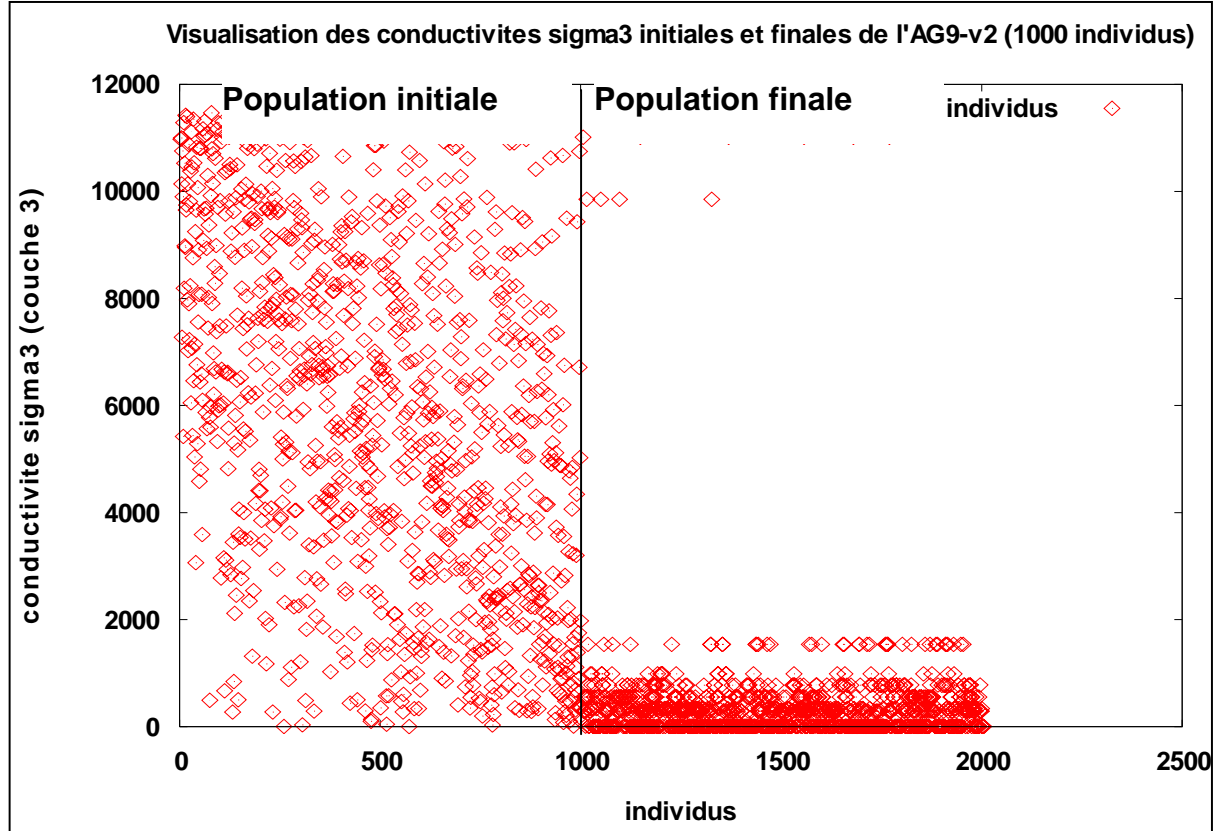


Figure 6.3 – Conductivités de la couche 3 initiales et finales des blindages de l'AG9 version 2

La figure 6.4 montre une large diversité obtenue pour la composante physique « épaisseur de la couche 1 » :

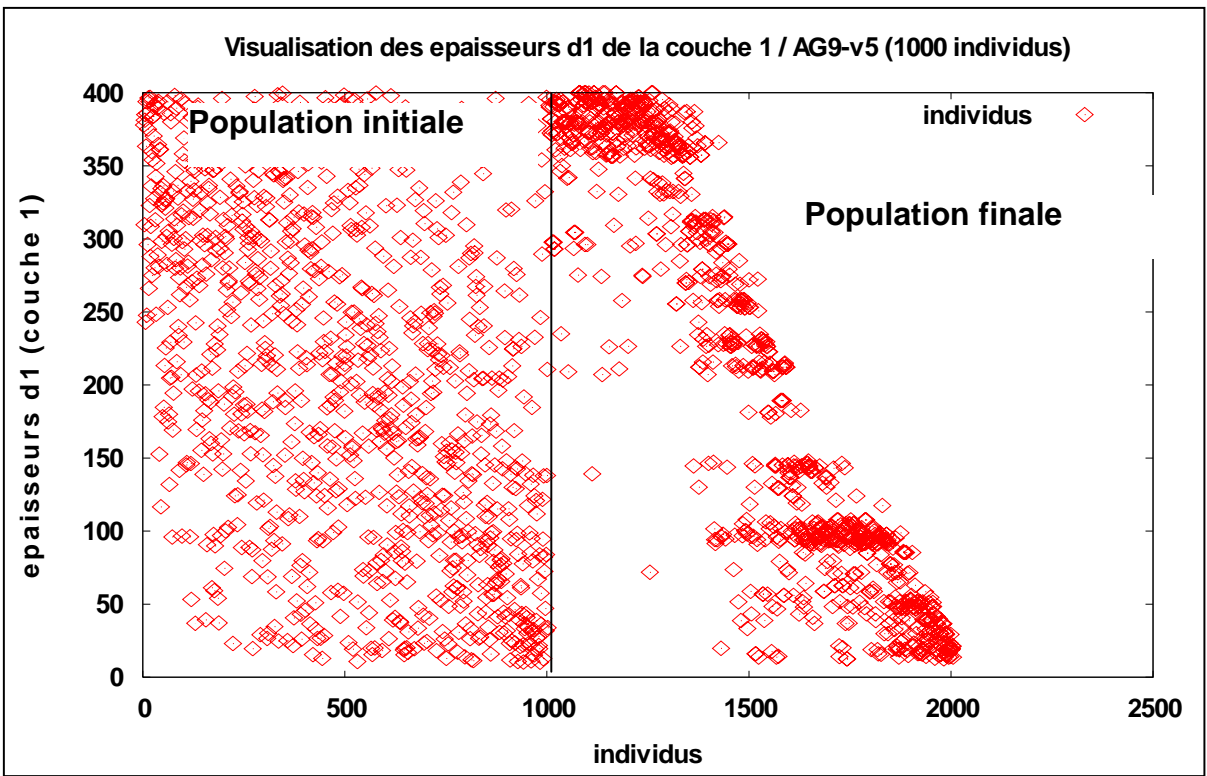


Figure 6.4 – Epaisseurs de la couche 1 initiales et finales des blindages de l'AG9 version 5

Enfin, on peut remarquer que dans tous les cas la population initiale est largement diversifiée. La figure 6.5 illustre la diversité des phénotypes cette fois :

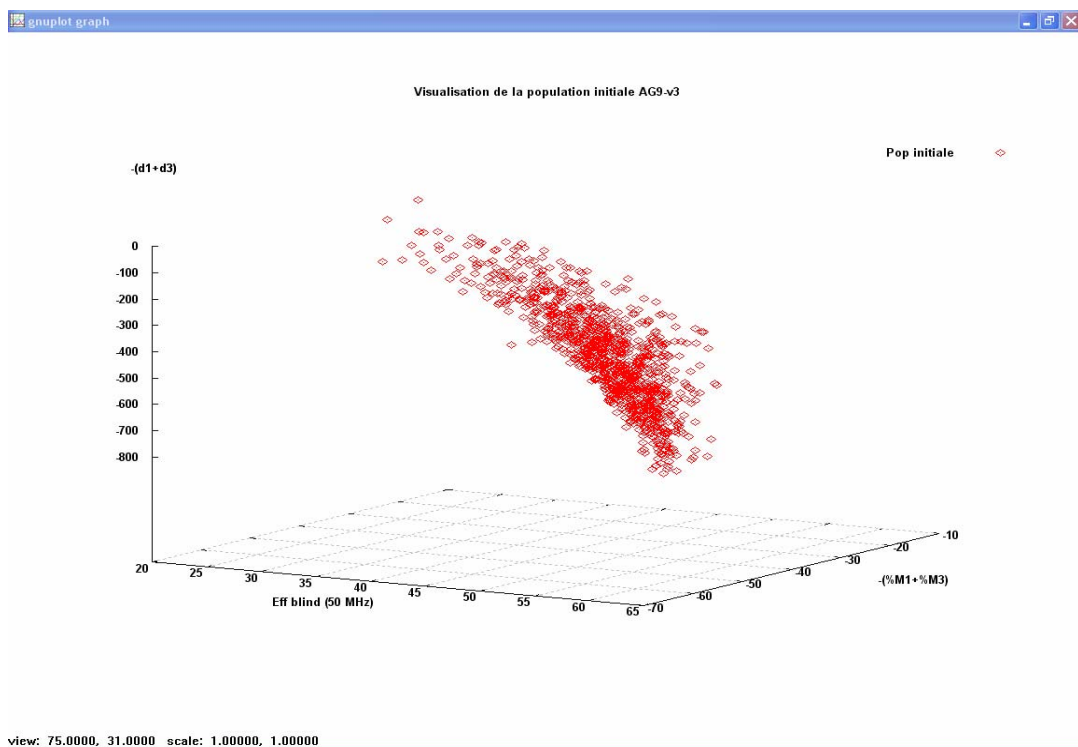


Figure 6.5 – Visualisations des valeurs initiales des objectifs (sauf réflexion) pour l'AG9-v3

ii) Phénotypes finaux 3D

Les deux figures suivantes 6.6 et 6.7 renseignent sur la qualité de l'AG9. En effet, on note clairement que la population finale est variée pour les trois objectifs présentés. D'autre part, à même efficacité de blindage, les figures 6.8 et 6.9 suggèrent qu'on peut choisir des solutions très diverses en terme de pourcentages massiques des couches 1 et 3. Pour une même efficacité de blindage, ces algorithmes apportent vraisemblablement une large gamme de décision pour les paramètres physiques du blindage.

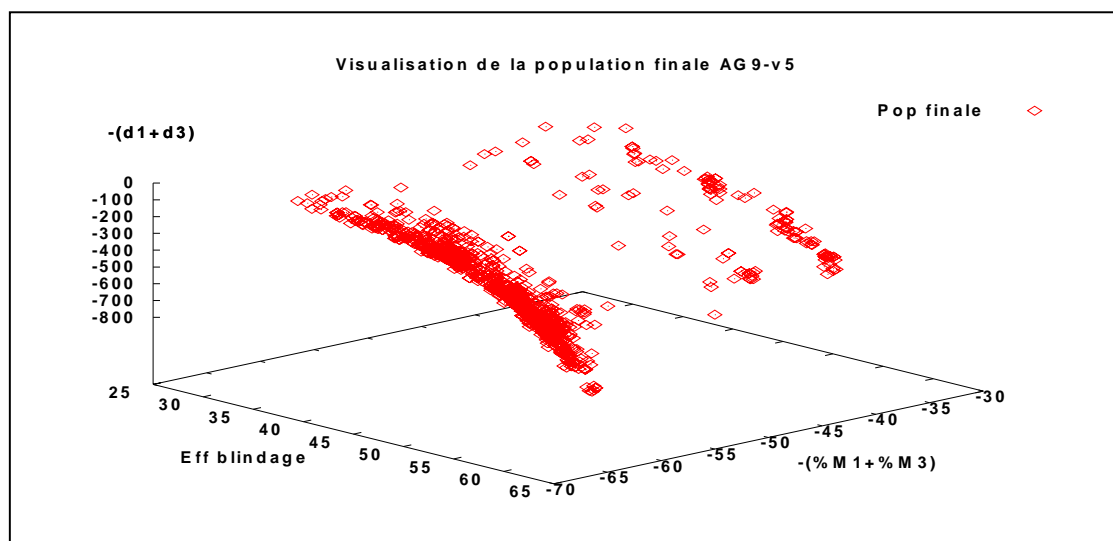


Figure 6.6 – Phénotypes des individus de la population finale de l'AG9-v5 (vue 1)

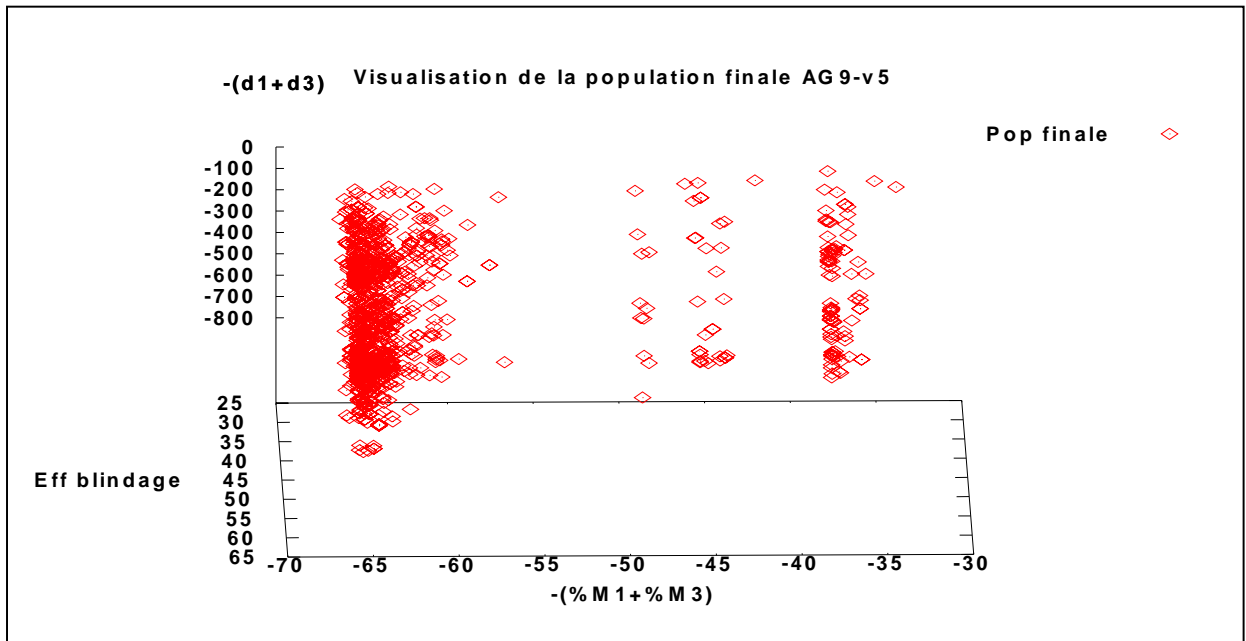


Figure 6.7 – Phénotypes des individus de la population finale de l'AG9-v5 (vue 2)

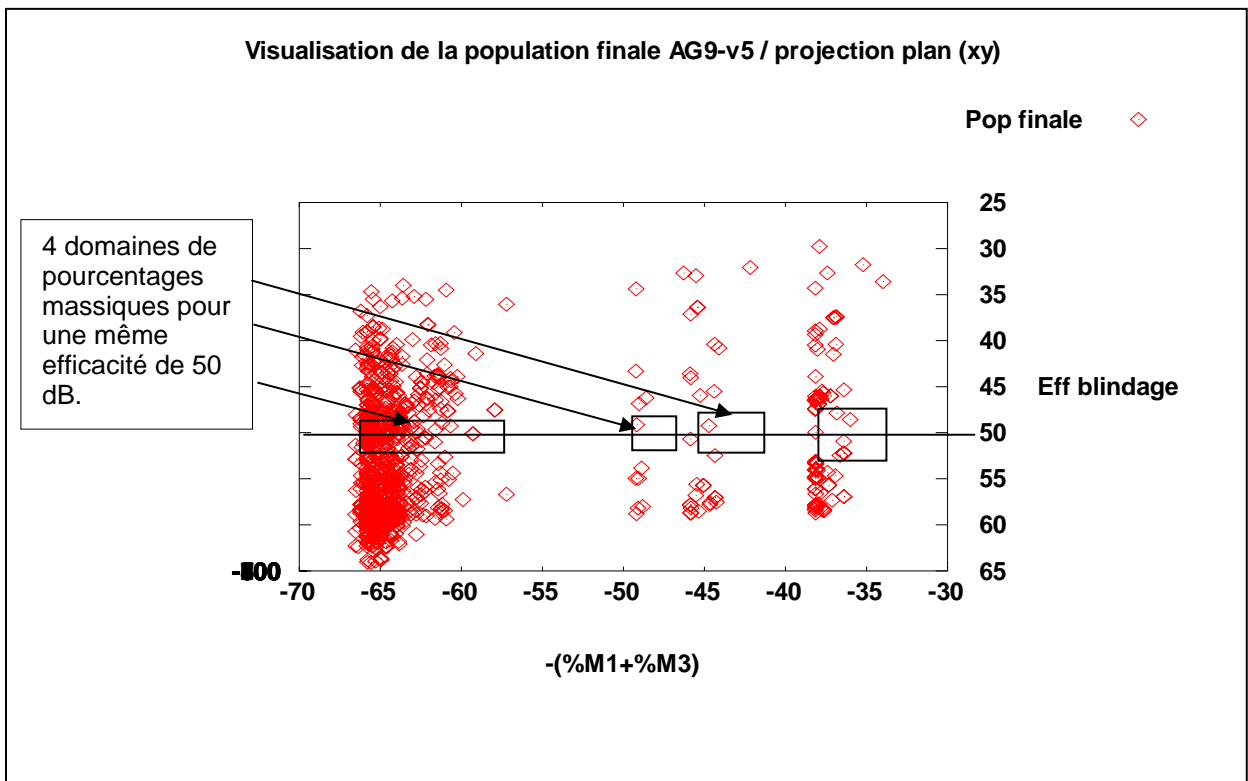


Figure 6.8 – Projection des phénotypes des individus de la population finale de l'AG9-v5 dans le plan xy (Efficacité de blindage, Somme des pourcentages massiques 1 et 3)

La figure 6.9 rassemble les populations initiale et finale de l'AG4 (version 4). On constate une diversité de phénotypes au départ puis l'attraction des individus finaux vers des objectifs extrêmes.

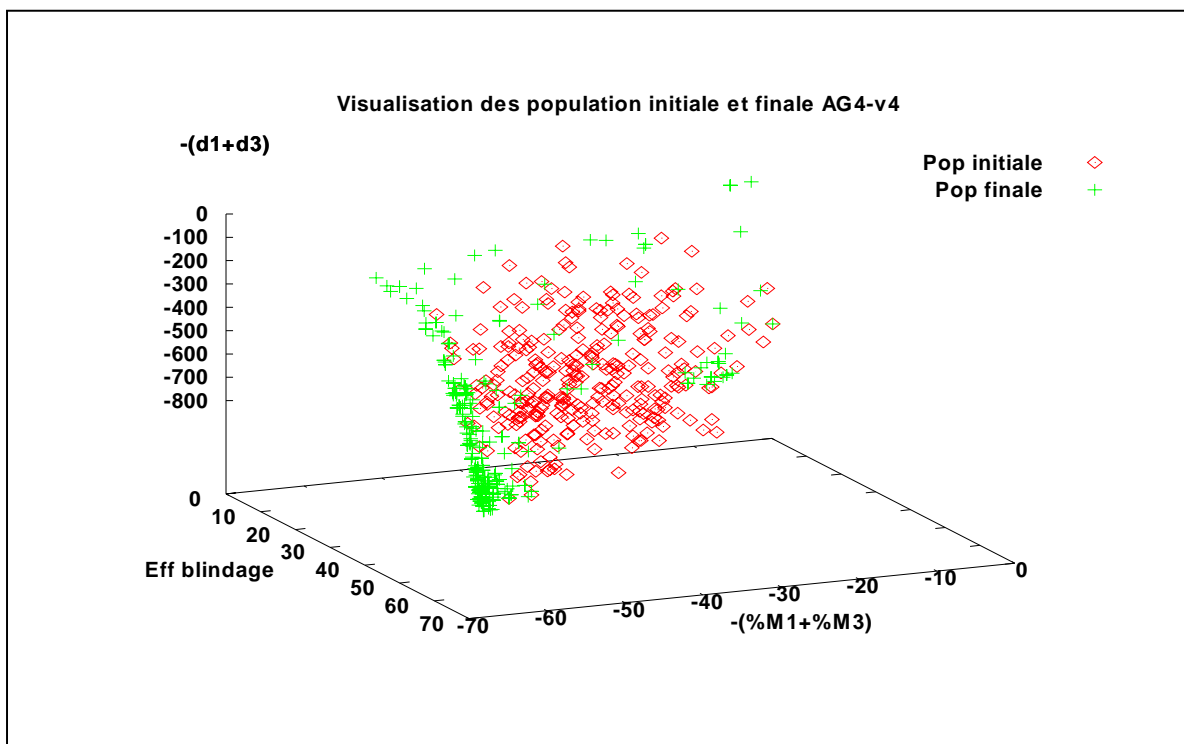


Figure 6.9 – Phénotypes des individus des populations initiale et finale de l'AG4-v4

Ces visualisations confirment l'attraction par la modélisation multi objectif des individus finaux vers des phénotypes relativement élevés. Ces phénotypes sont pour autant très diversifiés au point de fournir des ensembles de solutions variables pour un objectif fixé. Par ailleurs, il est possible de trouver des individus dont l'efficacité de blindage dépasse 40 dB à 50 MHz avec des pourcentages massiques de PAni-PU des couches 1 et 3 n'excédant pas 45% et une somme des épaisseurs 1 et 3 acceptable. La partie suivante expose les résultats obtenus par l'AG9 avec des contraintes plus fortes sur les variables des individus.

d. Nouvelles contraintes sur les génotypes

On se place toujours à une fréquence de 50 MHz mais de nouvelles bornes sont fixées (tableau 7.1) afin d'obtenir des solutions réalisables pertinentes.

sigma1 Min	sigma1 Max	d1 min (μm)	d1 max (μm)	sigma2 Min	sigma2 Max	d2 min (μm)	d2 max (μm)	sigma3 Min	sigma3 Max	d3 min (μm)	d3 max (μm)
0	4000	0	150	0	0,01	125	125,1	0	4500	0	150

Tableau 7.1 – Nouvelles bornes min et max des génotypes

Voici deux visualisations des résultats obtenus par l'une des versions de l'AG9 :

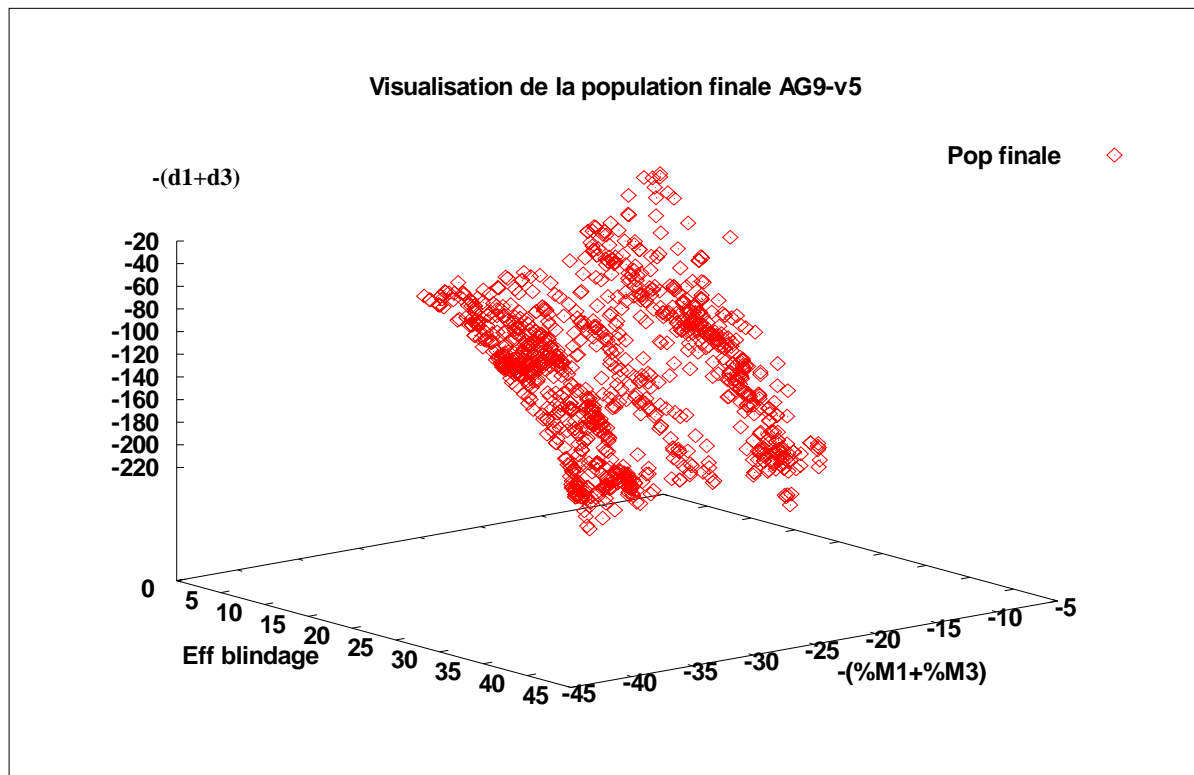


Figure 7.2 - Phénotypes des individus de la population finale de l'AG9-v5

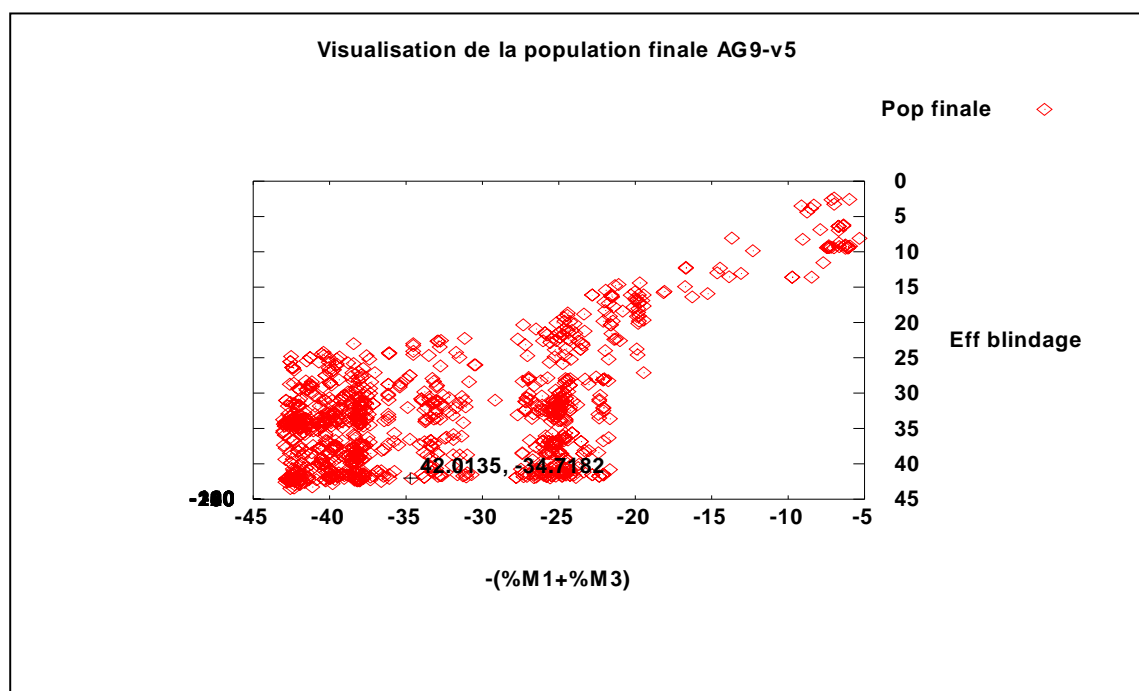


Figure 7.3 - Phénotypes des individus de la population finale de l'AG9-v5 (projection dans le plan xy (Efficacité de blindage, Somme des pourcentages massiques 1 et 3))

Les tableaux suivants présentent quelques individus tirés de cette population finale :

Effacité de blindage à 50 MHz	-(%M1+%M3)	-(d1+d3) (µm)	R	d1 (µm)	sigma1 (S/m)	d2 (µm)	sigma2 (S/m)	d3 (µm)	sigma3 (S/m)
41,077	-33,941	-232,537	0,99116	99,102	1791,760	125,059	0,095	133,435	3129,900
41,058	-36,105	-201,607	0,99114	77,210	2246,920	125,049	0,092	124,397	3379,360
41,057	-34,441	-226,122	0,99114	123,86	1177,810	125,009	0,068	102,257	4380,520
41,031	-37,321	-191,749	0,99112	111,58	3434,590	125,049	0,099	80,168	2604,030
40,942	-37,237	-184,361	0,99103	67,273	2434,320	125,034	0,076	117,088	3605,380
40,935	-34,318	-205,916	0,99102	80,660	1514,660	125,016	0,091	125,256	3698,750
40,899	-40,123	-166,597	0,99098	20,500	3624,960	125,018	0,010	146,098	3482,040
40,869	-33,186	-241,463	0,99095	138,88	2874,660	125,069	0,073	102,583	1771,580
40,861	-34,270	-192,833	0,99094	76,729	1236,490	125,011	0,023	116,104	4182,430
40,860	-38,506	-179,811	0,99094	103,58	3219,090	125,082	0,057	76,224	3239,460
40,827	-42,227	-142,145	0,99091	38,970	3857,500	125,003	0,100	103,175	4146,740
40,822	-34,665	-233,666	0,99090	146,60	2286,810	125,053	0,029	87,062	2786,040
40,784	-31,539	-271,813	0,99086	147,38	2611,530	125,094	0,012	124,433	1530,220
40,781	-30,523	-243,842	0,99086	135,01	3670,860	125,094	0,010	108,831	730,104
40,770	-32,958	-221,036	0,99085	102,63	1083,900	125,058	0,091	118,404	3911,060
40,731	-38,972	-171,779	0,99081	62,145	3293,680	125,036	0,055	109,634	3348,080
40,730	-36,722	-197,054	0,99080	93,467	2759,010	125,033	0,034	103,586	3029,010
40,717	-38,156	-181,404	0,99079	56,246	3201,150	125,024	0,034	125,158	3122,290
40,716	-33,285	-247,605	0,99079	119,17	2223,530	125,065	0,046	128,430	2380,780
40,691	-34,552	-228,811	0,99076	126,10	2103,530	125,036	0,017	102,711	2958,350
40,682	-30,060	-247,730	0,99075	133,23	3720,090	125,088	0,009	114,498	636,267
40,675	-24,858	-207,290	0,99075	74,575	45,443	125,010	0,051	132,714	4255,000
40,662	-34,859	-200,549	0,99073	128,23	3360,140	125,035	0,083	72,317	1884,620
40,643	-37,095	-190,163	0,99071	69,583	2906,730	125,093	0,087	120,580	3015,910
40,612	-34,064	-218,605	0,99068	81,650	1969,270	125,041	0,052	136,955	2943,240
40,612	-35,348	-196,705	0,99068	71,874	2042,420	125,077	0,083	124,831	3341,140
40,570	-38,971	-167,081	0,99063	76,028	3005,440	125,069	0,021	91,053	3653,660
40,544	-40,429	-148,921	0,99061	27,657	3402,000	125,032	0,080	121,264	3837,790
40,541	-36,215	-195,097	0,99060	104,45	3360,540	125,090	0,048	90,638	2297,010
40,530	-27,983	-290,314	0,99059	143,82	466,582	125,018	0,040	146,490	3355,060
40,511	-27,047	-156,435	0,99057	28,416	150,979	125,100	0,041	128,019	4319,890
40,487	-40,605	-145,678	0,99054	41,455	3308,640	125,075	0,001	104,224	4016,600
40,462	-33,856	-199,037	0,99052	64,991	1614,990	125,028	0,024	134,046	3350,860
40,415	-35,273	-190,436	0,99046	85,732	1615,390	125,050	0,061	104,704	3941,110

Tableau 7.3 – Phénotypes et génotypes de quelques individus de la population finale de l'AG9-v5 (triés par efficacités de blindage décroissantes)

Ces résultats montrent clairement la large gamme de paramètres physiques possibles pour les couches afin d'obtenir une efficacité voisine de 40dB. D'autres individus atteignent des objectifs d'efficacité supérieurs à 45 dB avec des pourcentages massiques de PANi-PU n'excédant pas 42% et des épaisseurs (d1 + d3) avoisinant 150 µm. Enfin, cette modélisation multi objectif permet de déceler quelques individus particuliers dont l'épaisseur de la couche 1 et la conductivité s'approchent des valeurs minimales (surlignés en vert). Les modèles obtenus s'apparentent alors à des modèles mono couche. Il convient d'affirmer que ces algorithmes multi objectif sont si performants du point de vue de la diversité des génotypes finaux qu'il est possible, pour

une même exécution, de trouver des paramètres optimaux pour une efficacité donnée correspondant à deux modèles physiques mono couche et tricouche complètement différents.

IV. Conclusion et perspectives

A l'issue de ce projet, les objectifs du cahier des charges sont atteints. Des algorithmes génétiques ont été implémentés pour optimiser les paramètres physiques de blindages tricouche électromagnétiques à base de polymères conducteurs. L'étude complète de la plateforme de développement EO, de la modélisation physique des blindages et des algorithmes génétiques ont permis l'obtention de résultats significatifs. D'une part, les modélisations mono objectif d'efficacité de blindage ont été fructueuses. Des résultats analogues à ceux obtenus par Ngoc Nhan Hoang pendant sa thèse ont été générés. Toutefois, avec l'introduction du codage réel, d'opérateurs génétiques plus performants et un paramétrage varié, certains blindages se sont avérés plus intéressants du point de vue des paramètres des couches. D'autre part, l'introduction de contraintes de coût de fabrication et de réalisation des blindages par une modélisation multi objectif a ouvert la voie à de larges possibilités de recherche. Les algorithmes ont généré des solutions dans une large gamme de paramètres physiques associés à de vastes gammes d'efficacité de blindage. Ces méthodes ont mis en avant des performances équivalentes, en terme d'efficacité, du blindage mono couche face au blindage tricouche avec un gain non négligeable de coût de fabrication. Ces deux types de solutions ont d'ailleurs été obtenus simultanément avec un même algorithme. Il est donc clair que ces méthodes peuvent générer des résultats complets mais d'autres possibilités restent à découvrir avec le jeu des paramètres physiques et génétiques. Par ailleurs, le paramétrage lié à la couche intermédiaire du blindage est resté conforme à celui initialement fixé par Ngoc Nhan Hoang. On imagine alors les perspectives d'études à l'égard des modélisations et des résultats si l'on intéresse à d'autres choix. En outre, des travaux supplémentaires, portant sur une modélisation plus complète des coûts de fabrication et des contraintes de réalisation des blindages, pourraient compléter mes démarches dans l'optique d'applications industrielles et militaires. Enfin, un modèle bicouche de blindage absorbant peut faire l'objet d'une étude analogue. On peut alors penser que l'utilisation d'algorithmes génétiques multi objectif pour répondre à cette nouvelle problématique est particulièrement adaptée.

Bibliographie

- [1] - Ngoc Nhan Hoang. Thèse soutenue le 05 Décembre 2005 pour obtenir le grade de Docteur spécialité électronique :
*“Réalisation et caractérisation de structure composite polyaniline-polyuréthane dans le domaine des micro-ondes.
Modélisation et optimisation de blindage électromagnétique multicouche en utilisant un algorithme génétique.”*
- [2] - R.Chelouah, P.Siarry. Journal of Heuristics (2000)
“A continuous Genetic Algorithm Designed for the Global Optimization of Multimodal Functions”
- [3] – Matthieu Basseur. Thèse soutenue le 21 Juin 2005
*“Conception d’algorithmes coopératifs pour l’optimisation multi objectif.
Application aux problèmes d’ordonnancement de type Flow-shop”*
- [4] – Ngoc Nhan Hoang, Jean-Luc Wojkiewicz, J-L Miane, R.S Biscaro.
Proceedings of ICMS. 22-24 Novembre 2005.
“Genetic Algorithm applied to the optimization of the electromagnetic properties of conducting polymer composites in the microwave band”
- [5] – Mun-Bo Shim, Myung-Won Suh, Tomonari Furukawa, Genki Yagawa, Shinobu Yoshimura. Emerald 2001.
“Pareto-based continuous evolutionary algorithms for multi objective optimization”

ANNEXES

Annexe 1 : Ecarts types des objectifs obtenus pour les AG multi objectif AG 1-10 (partie III.2)

Ecarts-type Objectif 1 : Efficacité de blindage en dB (50 MHz)										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	6,95705	4,63563	4,94321	6,18702	5,77696	10,18991	10,39133	10,13352	7,43794	10,89272
version 2	7,05787	6,10470	2,81117	10,38142	8,87728	10,30264	10,89337	8,50198	12,78221	11,42639
version 3	7,93292	7,96458	3,04119	7,63126	5,44033	13,00485	11,80810	9,04271	6,23178	6,46858
version 4	6,22782	7,16349	6,32315	10,71245	7,61927	11,64587	9,56854	9,21195	14,61046	10,42033
version 5	8,56051	13,15899	6,87407	12,66808	9,27558	13,65081	10,12293	8,69896	6,72046	5,58905
Moyenne totale	7,34723	7,80548	4,79856	9,51605	7,39788	11,75881	10,55685	9,11782	9,55657	8,95941
Ecarts-type Objectif 2 : - (%M1 + %M3)										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	10,60469	10,99731	7,55432	10,67095	10,64484	14,06335	14,93018	10,79518	7,62177	11,36908
version 2	13,18852	10,44833	5,45092	13,28014	12,10363	14,03188	16,11310	10,50476	10,86951	12,93930
version 3	10,28773	11,52674	5,93484	9,86704	9,25820	17,34154	16,06246	10,46420	4,84312	12,33418
version 4	9,06410	9,05930	8,28206	12,83629	8,48492	14,74556	14,87660	10,01839	16,90513	12,17583
version 5	10,08539	16,13146	8,26252	15,39255	12,71673	16,64456	14,48450	11,65904	8,48468	8,98707
Moyenne totale	10,64609	11,63263	7,09693	12,40939	10,64167	15,36538	15,29337	10,68832	9,74484	11,56109
Ecarts-type Objectif 3 : - (d1 + d3) µm										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	168,81067	176,61880	169,08267	186,61420	171,74032	202,19750	223,58707	246,10710	108,30470	212,51170
version 2	207,98652	179,59954	140,27350	204,88906	204,79708	228,32079	199,66514	224,56151	110,82757	217,69831
version 3	215,28829	208,14176	140,63110	200,54800	161,41600	221,66293	210,18091	221,11580	166,16320	169,52620
version 4	193,09930	211,90640	201,89490	233,46828	200,61351	235,02748	203,34165	233,70368	120,82031	211,28960
version 5	239,29680	264,88906	204,91854	228,60267	218,78097	200,81848	226,83810	221,81180	157,21680	165,43160
Moyenne totale	204,89632	208,23111	171,36014	210,82444	191,46958	217,60544	212,72257	229,45998	132,66652	195,29148
Ecarts-type Objectif 4 : R										
	AG1	AG2	AG3	AG4	AG5	AG6	AG7	AG8	AG9	AG10
version 1	0,03127	0,00123	0,01195	0,00547	0,02760	0,02540	0,03143	0,01746	0,00631	0,00994
version 2	0,02715	0,04941	0,00035	0,08316	0,01144	0,01372	0,01132	0,01955	0,08256	0,04872
version 3	0,04146	0,01729	0,00126	0,03853	0,00680	0,02550	0,02971	0,00902	0,00525	0,00472
version 4	0,00403	0,00500	0,00431	0,07244	0,03435	0,04600	0,01177	0,01200	0,14221	0,00938
version 5	0,00599	0,07069	0,02111	0,07425	0,03228	0,08234	0,02349	0,00835	0,00348	0,00450
Moyenne totale	0,02198	0,02872	0,00780	0,05477	0,02249	0,03859	0,02154	0,01327	0,04796	0,01545