

UNIVERSITE DE LIMOGES

ECOLE DOCTORALE : Sciences et Ingénierie pour l'Information
FACULTE des SCIENCES et TECHNIQUES de LIMOGES

THESE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE LIMOGES

Discipline : Electronique des Hautes Fréquences et Optoélectronique
Spécialité : " Electronique des Hautes Fréquences, Photonique et Systèmes "

N° : 38/2012

Année : 2012

Présentée et soutenue publiquement par

Najib MAHDI

Le Jeudi 25 Octobre 2012

*Développement d'une bibliothèque de techniques
d'optimisation de formes pour la conception assistée par
ordinateur de composants et de circuits hyperfréquences*

Thèse dirigée par Stéphane BILA et Serge VERDEYME

Jury :

F. JOUVE	Professeur à l'Université Paris-Diderot	Président
R. LOISON	Professeur à l'INSA de Rennes	Rapporteur
H. AUBERT	Professeur à l'INP de Toulouse	Rapporteur
L. ESTAGERIE	Ingénieur au CNES	Examineur
H. LEBLOND	Ingénieur à Thales Alenia Space	Examineur
S. ADLY	Professeur à l'Université de Limoges	Examineur
S. BILA	Chargé de Recherche CNRS	Examineur
S. VERDEYME	Professeur à l'Université de Limoges	Examineur
J. PUECH	Ingénieur au CNES	Invité
J-F. VILLEMAZET	Ingénieur à Thales Alenia Space	Invité
M. AUBOURG	Chargé de Recherche CNRS	Invité

*A celle qui m'a soutenu tout au long de ces trois
années et qui me soutient toujours. Sans elle,
tout cela n'aurait pas été possible.*

A MA FIANCÉE

*A celle qui a attendu avec impatience les fruits
de sa bonne éducation ...*

A MA MÈRE

*A celui qui m'a indiqué la bonne voie en me
rappelant que la volonté fait toujours les grands
hommes ...*

A MON PÈRE

Remerciements

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont été effectués au sein du département MINACOM (Micro et NANotechnologies pour Composants Opto_electroniques et Microondes) de l'Institut de Recherche XLIM UMR CNRS 7252, à l'Université de Limoges.

Je tiens dans un premier temps à remercier Monsieur Dominique Cros, directeur du laboratoire XLIM, de m'avoir accueillie et permis de réaliser ces travaux.

Je remercie tout particulièrement Monsieur Stéphane BILA et Monsieur Serge VERDEYME, pour avoir dirigé mes travaux de thèse de doctorat. Je les remercie pour leur encadrement, leurs expériences, leur disponibilité, leur aide, leur soutien et leurs conseils précieux et avisés tout au long de cette thèse.

Merci également à François JOUVE, Professeur à l'Université Paris-Diderot, de m'avoir fait l'honneur et le plaisir de présider ce jury.

Je tiens également à exprimer mes sincères remerciements à Monsieur le Professeur Renaud LOISON de l'INSA de Rennes et à Monsieur le Professeur Hervé AUBERT de l'INP de Toulouse pour l'intérêt qu'ils ont porté à ces travaux en acceptant de les rapporter.

J'exprime aussi mes sincères remerciements à Madame Laetitia ESTAGERIE, Ingénieur au CNES (Centre Nationale d'Etudes Spatiales), à Monsieur Hervé LEBLOND, Ingénieur à Thales Alenia Space et à Monsieur Samir ADLY Professeur à l'Université de Limoges pour avoir examiné et jugé mon travail.

J'adresse également toute ma reconnaissance et mon plus profond respect à Monsieur Jérôme PUECH, Ingénieur au CNES et à Monsieur Jean-François VILLEMASET, Ingénieur à Thales Alenia Space, qui m'honorent en participant à ce jury.

Je remercie sincèrement Monsieur Michel AUBOURG, Chargé de Recherche CNRS pour son intervention qui m'a permis d'en arriver là.

Je remercie aussi Madame Marie-Laure GUILLAT, secrétaire du département MINACOM, pour son aide précieuse.

Mes derniers remerciements vont à ma famille (mes parents et ma fiancée) et à tous mes amis qui m'ont soutenu durant cette thèse.

Sommaire

Introduction générale	15
Chapitre I	19
1 Introduction.....	21
2 Démarche de conception	22
2.1 Analyse du cahier de charge	22
2.2 Formulation du problème de conception.....	23
2.3 Résolution du problème par optimisation	23
2.4 Exploitation et analyse des résultats.....	23
3 Définition d'un problème d'optimisation.....	26
3.1 Formulation mathématique.....	26
3.2 Minimisation et maximisation	27
3.3 Optimum local et optimum global	27
3.4 Variables du problème	28
3.5 Espace de recherche : domaine des solutions admissibles.....	28
3.6 Fonction d'adaptation	29
3.6.1 Objectif unique	30
3.6.2 Objectifs multiples (multi-critères)	30
3.7 Caractéristiques des méthodes d'optimisation	31
3.7.1 Modèle de la boîte noire.....	31
3.7.2 Efficacité d'une méthode d'optimisation.....	32
3.7.3 Opérateur de recherche fondamental.....	33
3.7.4 Modes de recherche de l'optimum	33
3.7.5 Ordre d'une méthode d'optimisation	34
4 Classification des méthodes d'optimisation suivant leur caractère local ou global	35
4.1 Les méthodes locales	35
4.2 Méthodes globales	37
4.3 Méthodes hybrides	39
5 Optimisation structurelle d'un modèle de CAO.....	41

5.1	Optimisation paramétrique (de géométrie)	41
5.2	Optimisation de formes	43
5.2.1	La méthode de variation de frontière.....	44
5.2.2	Méthode des courbes de niveaux (level-set)	45
5.3	Optimisation topologique.....	47
5.3.1	Méthode d'homogénéisation.....	48
5.3.2	Gradient topologique.....	49
5.3.3	Autres algorithmes d'optimisation topologique.....	50
6	Résolution de problèmes contraints et multicritères.....	52
6.1	Problèmes d'optimisation contraints	52
6.2	Méthodes de transformation.....	52
6.2.1	Méthodes de pénalités.....	53
6.2.2	Lagrangien augmenté.....	54
6.3	Méthodes directes	54
6.4	Optimisation séquentielle des contraintes	55
6.5	Problèmes d'optimisation multicritères	56
6.5.1	Formulation d'un problème d'optimisation vectoriel.....	56
6.5.2	Optimum de Pareto	56
7	Conclusion.....	58
8	Références	59

Chapitre II	63
1 Introduction.....	65
2 Conception d'antennes	66
2.1 Optimisation paramétrique	66
2.2 Optimisation de forme (contours et topologie)	71
3 Conception de filtres	79
3.1 Optimisation paramétrique	79
3.2 Optimisation de forme (contours et topologie)	81
4 Conception de composants	84
4.1 Optimisation paramétrique	84
4.2 Optimisation de forme (contours et topologie)	86
5 Conclusion	90
6 Références	91

Chapitre III	95
1 Introduction.....	97
2 Cahier des charges de la bibliothèque d'optimisation de formes	98
3 Modélisation numérique par la méthode des éléments finis (MEF).....	101
4 Optimisation paramétrique par la méthode des plans à surfaces de réponses	103
4.1 Principe général.....	103
4.2 Facteurs d'entrée.....	104
4.3 Définition d'une réponse	105
4.4 Définition du domaine expérimental.....	105
4.5 Modèle empirique.....	106
4.6 Plans composites centrés	107
4.7 Analyse des résultats.....	109
4.8 Désirabilité et optimisation	110
4.9 Recherche d'un optimum	112
5 Optimisation de forme par la méthode des courbes de niveaux.....	114
5.1 Problème	114
5.2 Dérivation de la fonction coût J	114
6 Optimisation topologique	118
6.1 Optimisation topologique par la méthode du gradient topologique.....	118
6.2 Optimisation topologique par algorithme génétique	122
6.2.1 Représentation des individus : codage binaire	123
6.2.2 Initialisation	125
6.2.3 Evaluation	126
6.2.4 Sélection.....	126
6.2.5 Elitisme	127
6.2.6 Croisement	127
6.2.7 Mutation	129
6.2.8 Critère d'arrêt	129
6.2.9 Adaptation à l'optimisation des contours.....	129
7 Couplage des méthodes.....	131
8 Méthodologies d'application	133
9 Conclusion	136

10	Références	137
Chapitre IV	139
1	Introduction.....	141
2	Filtres planaires.....	142
2.1	Résonateurs planaires	142
2.2	Caractérisation des résonateurs : fréquence de résonance et facteur de qualité.....	144
2.2.1	Fréquence de résonance	144
2.2.2	Facteur de qualité.....	145
2.2.3	Evaluation des caractéristiques	146
3	Conception d'un filtre à résonateurs en U optimisés en pertes.....	148
3.1	Résonateur de référence.....	148
3.2	Spécifications pour l'optimisation du résonateur	150
3.3	Optimisation de formes du résonateur.....	150
3.3.1	Plans à surfaces de réponses.....	150
3.3.2	Courbes de niveaux	154
3.3.3	Gradient topologique.....	157
3.3.4	Algorithme génétique.....	158
3.4	Couplage de méthodes.....	162
3.5	Conception d'un filtre multipôles	163
3.5.1	Gabarit de filtrage en bande C.....	163
3.5.2	Couplage d'entrée/sortie.....	164
3.5.3	Couplage inter-résonateurs	165
3.5.4	Conception globale du filtre	166
4	Conception d'un filtre à résonateurs en U optimisés en performances hors bande	169
4.1	Formulation de la fonction de coût	169
4.2	Optimisation de formes du résonateur.....	170
4.3	Lissage de la forme optimisée.....	173
4.4	Paramétrage du résonateur lissé.....	174
4.5	Conception d'un filtre multipôles	176
4.5.1	Filtre avec une bande passante relative de 10 %	177
4.5.1.1	Validation expérimentale	179
4.5.2	Filtre avec une bande passante relative de 14,3 %	182
4.5.2.1	Validation expérimentale	184
5	Conclusion	186
6	Références	188

Chapitre V	191
1 Introduction.....	193
2 Filtres en technologies volumiques.....	194
2.1 Filtres à résonateurs diélectriques	195
2.2 Résonateur plaque pour filtres d'OMUX	196
3 Conception d'un filtre à résonateurs diélectriques optimisés en pertes	199
3.1 Structure de référence	199
3.2 Spécifications pour l'optimisation du résonateur	201
3.3 Optimisation de formes du résonateur.....	201
3.3.1 Plans à surface de réponse	201
3.3.2 Courbes de niveaux	202
3.3.3 Gradient topologique.....	204
3.3.4 Algorithme génétique.....	205
3.4 Couplages de méthodes.....	207
3.4.1 Couplage entre courbes de niveaux et gradient topologique	207
3.4.2 Couplage entre algorithme génétique et courbes de niveaux.....	208
3.4.3 Couplage entre algorithme génétique et gradient topologique.....	208
3.4.4 Couplage entre courbes de niveaux et plans à surfaces de réponses.....	209
3.5 Conception d'un filtre multipôles	211
3.5.1 Conception du filtre de référence.....	212
3.5.2 Conception du filtre optimisé en pertes.....	213
4 Conception d'un filtre à résonateurs diélectriques optimisés en performances hors bande	216
4.1 Formulation de la fonction de coût	216
4.2 Optimisation de formes du résonateur.....	217
4.3 Lissage de la forme optimisée	220
4.4 Paramétrage du résonateur optimisé.....	222
4.5 Conception d'un filtre multipôles	222
5 Conclusion	226
6 Références	227
Conclusion générale	229

Annexes	234
1	Annexe 1 : Quelques méthodes d'optimisation locales 236
1.1	Gradient..... 236
1.2	Gradient de plus grande descente..... 237
1.3	Gradient conjugué 238
1.4	Méthode de Newton..... 238
1.5	Méthode de quasi-Newton 239
1.6	Méthode du simplexe..... 239
2	Annexe 2 : Quelques méthodes d'optimisation globales..... 241
2.1	Recuit simulé 241
2.2	Recherche tabou 242
2.3	Algorithmes génétiques 244
2.4	Algorithmes des colonies de fourmis..... 245
2.5	Essaim de particules 245
2.6	Plans de surface de réponse 247
3	Annexe 3 : Synthèse et conception de filtres à résonateurs couplés 249
3.1	Matrice de couplage 250
3.2	Boucle d'optimisation..... 251
4	Annexe 4 : Optimisation de la cavité chargée par un résonateur plaque par la méthode des plans à surface de réponse..... 254
4.1	Plan d'expériences 254
4.2	Analyse graphique des résultats..... 257
4.3	Fonctions de désirabilité et optimisation multicritère..... 258
5	Annexe 5 : Optimisation de formes du filtre 4 pôles à base de résonateurs plaque..... 260
6	Références..... 266

Introduction générale

Introduction générale

La croissance des données échangées par les réseaux d'information et de communication, nécessite le développement d'équipements électroniques possédant des performances et des fonctionnalités toujours plus importantes. Au regard des différentes applications (grand-public, défense, spatial...) l'intégration, la reconfiguration, la sécurité et le coût de l'équipement sont aussi des contraintes particulières à prendre en compte lors de la conception.

L'utilisation d'outils de conception assistée par ordinateur (CAO) s'est fortement répandue pour la modélisation et le dimensionnement de ces dispositifs. Les outils de modélisation diffusés aujourd'hui, sont basés sur des modèles fiables, capables de prédire précisément le comportement du dispositif en fonction de ses caractéristiques physiques et géométriques. Le dimensionnement à l'aide de ces outils est alors effectué par le concepteur qui se fie essentiellement à son expérience et quelquefois à des modules d'optimisation internes à l'outil de CAO.

Les techniques d'optimisation classiquement implémentées permettent d'améliorer les performances en jouant sur les paramètres géométriques ou physiques de la structure, mais le concepteur peut se trouver limité par la géométrie fixée dès le départ. Les méthodes d'optimisation de formes répondent à ce besoin en proposant une nouvelle paramétrisation de la structure, basée sur la forme ou la topologie, élargissant ainsi l'espace de conception pour accéder potentiellement à des dispositifs plus performants.

Différents travaux de recherche diffusés dans la littérature ont été initiés sur le développement de techniques d'optimisation de formes appliquées à la conception électromagnétique de dispositifs hyperfréquences. En particulier, au laboratoire XLIM, les travaux de thèse d'Atousa Assadi-Haghi [1] et de Hassan Khalil [2] ont porté sur le développement et l'application de techniques d'optimisation de formes (gradient topologique et courbes de niveaux) à la conception de composants hyperfréquences. Ces deux méthodes ont montré un potentiel intéressant pour repousser les limites habituelles de conception, mais elles ne permettent pas de couvrir tous les besoins qu'un concepteur de circuits hyperfréquences peut rencontrer d'une manière générale.

L'objectif de ces travaux de thèse est de développer une bibliothèque de méthodes d'optimisation compatibles avec une paramétrisation basée classiquement sur des dimensions de la structure ou plus généralement sur ses contours ou sa topologie et comportant à chaque niveau de paramétrisation des méthodes locales et globales.

Le **premier chapitre** est consacré à une description assez générale de la démarche employée pour la conception assistée par ordinateur. Quelques définitions et les principales caractéristiques des méthodes d'optimisation couramment employées pour la conception de composants hyperfréquences sont abordées.

Le **deuxième chapitre** présente une revue des méthodes d'optimisation structurelles appliquées à la conception des dispositifs hyperfréquences. Pour différents familles de dispositifs (antennes, filtres et composants), nous avons recensé les techniques les plus employées pour optimiser la géométrie, les contours ou la topologie de la structure.

Le **troisième chapitre** expose la bibliothèque d'optimisation de formes développée pour la conception de dispositifs hyperfréquences. Les quatre méthodes employées et couplées avec la méthode des éléments finis sont décrites en détail ainsi que les mécanismes d'échange des solutions obtenues entre les différents algorithmes.

Le **quatrième chapitre** présente l'application de cette bibliothèque à la conception de filtres planaires en technologie microruban. L'objectif est d'améliorer les performances de filtres servant de référence en termes de pertes et d'isolation fréquentielle.

Le **cinquième et dernier chapitre** répète l'exercice pour la conception de filtres à résonateurs diélectriques pour proposer des solutions permettant de dépasser l'état de l'art actuel.

Enfin, nous terminerons le manuscrit par des conclusions et quelques perspectives

- [1] **A. Assadi-Haghi**, "Contribution au développement de méthodes d'optimisation structurelle pour la conception assistée par ordinateur de composants et de circuits hyperfréquences ", Thèse de Doctorat, Université de Limoges, 27 Mars 2007.
- [2] **H. Khalil**, "Développement des techniques d'optimisation de forme pour la conception de composants hyperfréquences", Thèse de l'Université de Limoges, 2009 (n° 26-2009).

Chapitre I

Démarche de conception
par optimisation d'un modèle

1 Introduction

L'optimisation de forme est un domaine de recherche des mathématiques ayant pour principe d'optimiser la forme d'un objet afin de le rendre le plus efficace possible, ou le plus résistant, ou le plus léger..., ou le moins cher possible. Cette liste non exhaustive des bénéfices à tirer de l'optimisation de forme, lui a permis d'être mise en œuvre dans de nombreux domaines (aéronautique, automobile, électronique, mécanique, construction...ou même médecine).

C'est un domaine en plein d'effervescence grâce au développement d'outils de modélisation, d'algorithmes et de moyens de calcul de plus en plus rapides et performants. Ce progrès a facilité le développement de méthodes d'optimisation notamment dans le domaine de l'électromagnétisme.

Dans ce premier chapitre, nous présenterons un état de l'art des techniques d'optimisation mathématiques. Après avoir introduit la démarche systématique à adopter en optimisation, nous donnons quelques définitions nécessaires à l'application de ces méthodes, et nous exposons quelques concepts de base importants, tels que la formulation mathématique d'un problème d'optimisation.

La section suivante sera consacrée à l'exposition des différentes caractéristiques des méthodes d'optimisation. Puis, nous décrivons les deux classes de méthodes d'optimisation: les méthodes locales et les méthodes globales en citant leurs principaux avantages et inconvénients.

Ensuite, un inventaire des méthodes d'optimisation structurelles adaptées à la conception d'un modèle de CAO sera présenté.

Nous terminons ce chapitre avec une brève description des problèmes d'optimisation contraints et multicritères ainsi que les méthodes utilisées pour leur résolution.

2 Démarche de conception [1,2]

La démarche de conception des composants électroniques semble simple et séquentielle comme illustrée sur la figure I.1. À partir d'un cahier des charges clairement exprimé, le concepteur a la tâche de le traduire dans l'un des formalismes mathématiques que nous verrons dans la section 3. Ensuite vient sa résolution au moyen d'un algorithme ou méthode d'optimisation. Pour chaque formulation, il existe une multitude d'algorithmes adaptés. Enfin, l'exploitation et l'analyse des résultats par le concepteur expert permettent de valider la solution optimale obtenue.

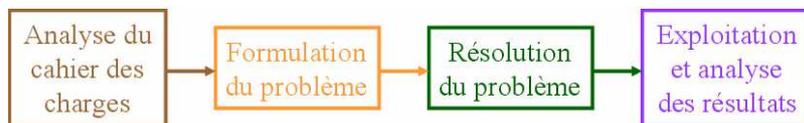


Figure I.1 Méthodologie de conception séquentielle

2.1 Analyse du cahier de charge

La donnée d'entrée d'un processus d'optimisation dans la démarche de conception est le cahier des charges. La qualité de la solution obtenue dépend de sa précision et de sa cohérence. L'élaboration du cahier des charges doit spécifier les objectifs à réaliser par le système à concevoir et les contraintes attachées à son fonctionnement. Une première phase de la démarche en conception est la phase d'analyse, cette phase impose une caractérisation rigoureuse du dispositif à optimiser. Elle consiste à définir de façon précise :

1. le comportement et les performances souhaités (*objectifs*)
2. les paramètres de conception qui permettront d'influencer les performances (*variables de conception*)
3. les éventuelles *contraintes* liées à la fabrication ou à l'utilisation du *dispositif*.

Cette phase est fondamentale dans le processus de conception parce qu'elle conditionne les étapes suivantes. Plus le cahier des charges est riche en informations, et bien élaboré, plus il facilite la recherche en réduisant l'espace de solutions admissibles. Par contre, il peut être un frein à la créativité du concepteur en limitant ses choix.

2.2 Formulation du problème de conception

Une fois le cahier des charges défini, l'étape suivante consiste à traduire le problème physique en un problème mathématique équivalent, afin d'évaluer les fonctions à optimiser ainsi que les contraintes liées à ce problème. Dans cette phase, on se trouve au cœur de la modélisation qui est l'étape la plus délicate et la plus « coûteuse » dans le processus de conception par optimisation. Le concepteur manipule ici des équations afin d'établir des modèles mathématiques, qui caractérisent le fonctionnement ou le comportement des différents éléments constituant le système.

Chaque élément du système est caractérisé par des paramètres géométriques, structurels et physiques. L'objectif est d'évaluer les expressions qui caractérisent le fonctionnement de chaque élément du système en fonction des grandeurs géométriques et physiques de celui-ci.

2.3 Résolution du problème par optimisation

Cette phase consiste à résoudre le problème de conception à l'aide d'une technique d'optimisation. Plusieurs travaux ont montré qu'il n'existe pas de méthode « universelle » qui répond parfaitement à tout type de problème d'optimisation. Il faut choisir la méthode en fonction des caractéristiques du problème d'optimisation à résoudre (avec ou sans contraintes, mono-objectif ou multiobjectif, à variable continue ou discrète...). Nous aborderons ces caractéristiques plus en détail dans la section 3.

2.4 Exploitation et analyse des résultats

Il s'agit de vérifier les performances des solutions obtenues par rapport aux exigences du cahier des charges et de discriminer éventuellement plusieurs solutions. Lors de l'analyse des résultats, il apparaît parfois que la solution obtenue ne peut être retenue en raison de causes multiples.

1. Le cahier des charges est mal élaboré ou trop contraignant : il est possible dans ce cas que le problème n'admette aucune solution réalisable.
2. Le problème est mal formulé (oubli d'une contrainte de faisabilité par exemple)
3. Les modèles intégrés dans le processus d'optimisation sont imprécis
4. La méthode de résolution peut échouer dans la détermination des solutions

Dans ce cas, il sera nécessaire de revenir aux étapes précédentes. Dans notre domaine, un retour en arrière mettrait en doute toutes les phases précédentes, et nécessiterait la révision de l'ensemble des connaissances et des moyens employés. La figure I.2 montre les itérations nécessaires pour obtenir une solution satisfaisante.

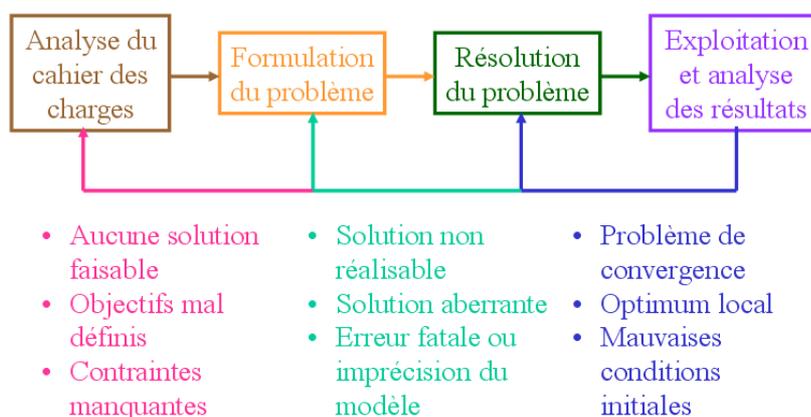


Figure I.2 *Itérations possibles lors de la conception*

La boucle la plus courte consiste en un retour sur la résolution du problème. Elle peut être motivée par un problème de convergence de l'algorithme signalé par le fait que les conditions d'optimalités ne sont pas remplies pour la solution trouvée ou par un arrêt de la procédure suite à un temps de calcul excessif. Il est alors possible de modifier les paramètres de réglage de l'algorithme lorsqu'il s'agit de méthodes stochastiques ou le point initial pour les méthodes déterministes qui en font usage. Pour ces dernières, il est fortement conseillé de recommencer la résolution du problème avec plusieurs points initiaux afin d'éviter de se faire piéger dans un optimum local. Parfois, il arrive que l'algorithme utilisé ne soit pas ou peu adapté au problème traité et il convient de changer de méthode d'optimisation ou de modifier le problème pour en faciliter la résolution. Par exemple, un modèle comportant des sorties non continues (ou dont les dérivées ne sont pas continues) n'est pas bien traité par une méthode d'optimisation de type gradient et peut être lissé pour une meilleure résolution, même si cette dernière demeure approchée.

Des connaissances dans les champs disciplinaires des mathématiques et de l'informatique sont indispensables pour mener à bien cette étape.

La boucle intermédiaire est un retour sur la formulation du problème d'optimisation. Ce retour est nécessaire lorsque la résolution du problème conduit à une solution remplissant le critère (mathématique) d'optimalité. Dans ce cas, la démarche permet au concepteur d'affiner

son expérience par une série d'essais/erreurs au cours de laquelle il en apprend davantage sur les limites des modèles utilisés et sur la façon de formuler le problème d'optimisation pour obtenir des solutions pertinentes. En effet, les méthodes d'optimisation sont sans *a priori* sur la solution à trouver ou la direction à suivre et explorent le domaine de recherche en se concentrant sur les zones intéressantes, fournissant ainsi des indications sur les points faibles des modèles utilisés et ceux à améliorer en priorité. Bien évidemment, la localisation de ces zones dépend du contexte de la conception en cours. Il conviendra alors d'ajouter des contraintes pour éviter les solutions non faisables ou aberrantes ainsi que d'autres contraintes pour empêcher à l'algorithme d'optimisation d'aller dans les zones d'imprécision ou d'erreur fatale des modèles. Une alternative à cette dernière solution est de repousser les limites de validité des modèles, ce qui est particulièrement chronophage mais doublement intéressant pour l'accroissement des connaissances de l'expert et les gains potentiels sur la conception en cours.

Pour mener à bien cette étape, des connaissances expertes dans la discipline concernée et l'application visée sont requises.

La boucle la plus longue consiste à revenir sur l'analyse du cahier des charges ou sur le cahier des charges lui-même. Il peut se produire que la démarche de conception aboutisse à la conclusion qu'il n'existe pas de solution (faisable) au cahier des charges exprimé. Dans ce cas, la démarche proposée peut être utilisée de façon itérative : le concepteur relâche des contraintes pour aboutir à une solution faisable en dialoguant avec le client pour arbitrer parmi les choix possibles. Il arrive parfois qu'un critère d'optimisation choisi *a priori* se révèle non pertinent *a posteriori*. De même, lorsque plusieurs objectifs difficilement pondérables sont formulés, il est intéressant d'essayer différentes formulations afin de cerner l'ensemble des compromis optimaux. Le concepteur fournit ainsi au client un outil pour la prise de décision. Cette étape est complexe et requiert certainement autant de qualités humaines que de connaissances scientifiques. Il me semble qu'elle ne peut aboutir que si le concepteur est suffisamment confiant en ses outils de modélisation et maîtrise pleinement la démarche. Cet exposé succinct de la démarche de conception souligne bien le rôle central de l'expert. Les modèles et les algorithmes ne sont que des outils qui ne peuvent en aucun cas le remplacer mais qui améliorent sa productivité en le libérant des tâches fastidieuses et répétitives.

3 Définition d'un problème d'optimisation [3]

3.1 Formulation mathématique

De nombreux problèmes pratiques s'expriment comme des problèmes d'optimisation. Mathématiquement, l'optimisation est la recherche des valeurs des variables qui maximisent ou minimisent une fonction d'adaptation donnée soumise à certaines contraintes. D'une façon générale, un problème d'optimisation (de minimisation ou de maximisation) de dimension n peut être écrit sous la forme:

$$\begin{cases} \text{Optimiser } f(x) \in \mathfrak{R}, x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathfrak{R}^n \text{ avec:} \\ g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, p \\ h_j(x) = 0, j = 1, \dots, q \\ x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max}, k = 1, \dots, n \end{cases} \quad (\text{I-1})$$

où $f(x)$ est le critère à optimiser appelé aussi fonction d'adaptation,
 x est un vecteur à n variables x_k qui représentent les paramètres du problème à optimiser,
 $g_i(x)$ et $h_j(x)$ représentent respectivement les contraintes d'inégalité et d'égalité.
 x_k^{\min} et x_k^{\max} désignent les contraintes de domaine et \mathfrak{R}^n est l'espace de recherche borné par les contraintes de domaine.

La solution d'un problème d'optimisation est alors donnée par un ensemble de paramètres x^* pour lesquels la fonction d'adaptation présente une valeur optimale (minimale ou maximale), en respectant les contraintes d'égalité, d'inégalité et de domaine.

Un problème d'optimisation est dit contraint s'il contient au moins une contrainte dans sa description. Si les fonctions $g_i(x)$ et $h_j(x)$ du problème (I-1) ne sont pas définies et si les variables x_k ne sont pas à valeurs bornées, le problème est non-contraint.

3.2 Minimisation et maximisation

Nous pouvons définir le problème d'optimisation comme étant la minimisation d'une fonction, parfois soumise à des contraintes. Cependant, il existe des situations où nous sommes plutôt intéressés à trouver un point de maximisation, c'est-à-dire, à maximiser la fonction d'adaptation. Dans ce cas, il est généralement préférable de transformer le problème de maximisation en problème de minimisation. Cette transformation du problème d'optimisation peut être facilement obtenue à l'aide d'une simple fonction de transformation appliquée directement sur la fonction d'adaptation originale :

$$\varphi(f(x)) = -f(x) \quad (\text{I-2})$$

3.3 Optimum local et optimum global

Pour un problème de minimisation, un point x^* de l'espace de recherche \mathfrak{R}^n représente un minimum local, s'il existe un voisinage de x^* noté $V(x^*)$, tel que:

$$\forall x \in V(x^*) \Rightarrow f(x) \geq f(x^*) \quad (\text{I-3})$$

Cette relation signifie que, dans le voisinage de x^* , il n'existe aucun point pour lequel $f(x)$ est inférieur à $f(x^*)$.

Un point x^* de l'espace de recherche \mathfrak{R}^n est un minimum global si:

$$\forall x \in \mathfrak{R}^n \Rightarrow f(x) \geq f(x^*) \quad (\text{I-4})$$

Nous pouvons dire aussi que le minimum global est le plus petit minimum local de l'espace de recherche, comme nous montre la figure I.3.

Lorsqu'une fonction ne contient qu'un minimum local, elle est dite unimodale. Dans le cas contraire, elle est multimodale.

Pour un problème de maximisation, les maxima locaux et globaux sont simplement définis en remplaçant l'opérateur \geq par l'opérateur \leq dans les deux équations précédentes.

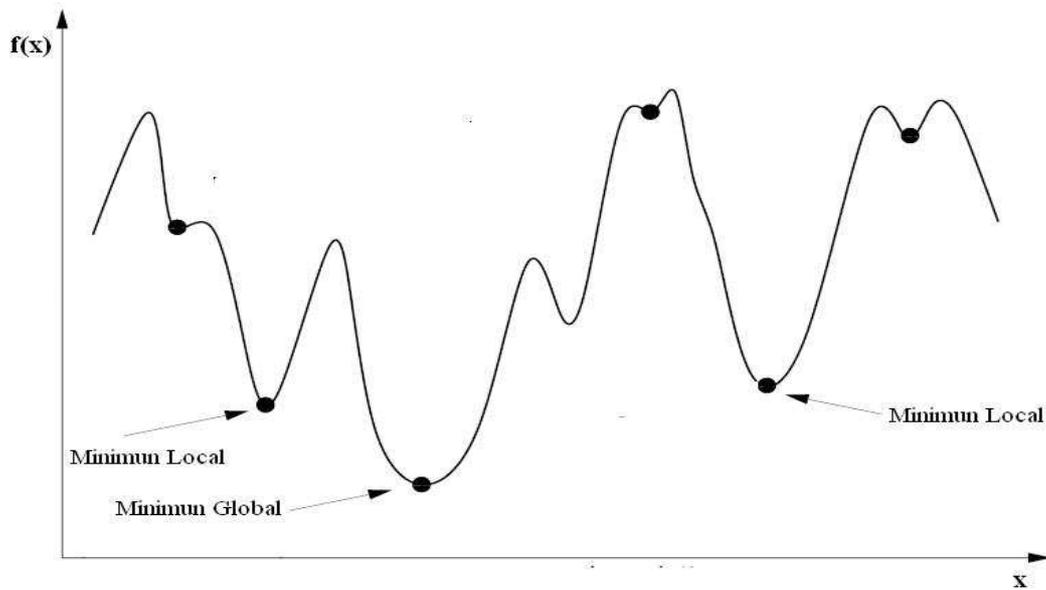


Figure I.3 Représentation de minima locaux et du minimum global d'une fonction

3.4 Variables du problème

Un problème d'optimisation peut être discret, continu ou mixte selon le type des variables qui le constituent. C'est à l'utilisateur de définir ces variables. Il peut avoir intérêt à faire varier un grand nombre de paramètres pour augmenter les degrés de liberté de l'algorithme afin de découvrir des solutions nouvelles, ou bien, s'il a une vue suffisamment précise de ce qu'il veut obtenir, il peut limiter le nombre de variables. Les variables peuvent être de natures diverses. Par exemple, pour un composant hyperfréquence, il peut s'agir de sa topologie, de sa forme ou de ses dimensions géométriques. Nous désignerons par x_1, \dots, x_n les n variables du problème. Celles-ci peuvent donc être continues (réelles ou complexes) ou discrètes (entières ou booléennes).

3.5 Espace de recherche : domaine des solutions admissibles

L'espace de recherche définit l'ensemble des configurations possibles des variables de la fonction à optimiser. Si x_k^{\min} et x_k^{\max} désignent les bornes de chaque variable x_k , l'espace de recherche est souvent défini par : $S : x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max} \quad k = 1, \dots, n$

Par contre, si les variables du problème ne prennent que des valeurs discrètes (entières ou booléennes), l'espace de recherche est défini par : $S : x_k \in S_k \quad k = 1, \dots, n$ où S_k est l'ensemble des valeurs possibles pour la variable x_k .

Cette limitation de l'espace de recherche est liée aux contraintes imposées et les intervalles de définition des variables sont en général naturellement limités.

Physiquement, pour le problème de conception en électromagnétisme, une fois choisies les variables prises en compte pour la conception, il faut définir, c'est-à-dire limiter, l'espace de recherche correspondant à l'aide de considérations physiques, technologiques et numériques.

Par exemple, les dimensions géométriques d'un composant peuvent être limitées par des contraintes liées aux technologies de fabrication ou d'implémentation comme par exemple un encombrement maximal. Donc l'ensemble des régions de l'espace de recherche où les contraintes d'optimisation sont *vérifiées* est dénommée *espace réalisable* ou *domaine admissible* et les solutions admissibles sont celles qui satisfont toutes les contraintes du problème. Inversement, l'espace *irréalisable* ou *domaine interdit* désigne l'ensemble de régions de l'espace où les contraintes sont violées.

3.6 Fonction d'adaptation

Une fois l'espace de recherche défini, nous définissons une fonction d'adaptation F (on parle généralement de fonction de coût pour un problème de minimisation et de fonction objectif pour un problème de maximisation) qui a le rôle de présenter nos grandeurs (objectifs) à optimiser sous forme d'une fonction mathématique. Celle-ci peut être unidimensionnelle ou multidimensionnelle, convexe ou concave, linéaire ou non linéaire, continue ou discontinue, différentiable ou non différentiable, unimodale ou multimodale.

La figure I.4 présente, à titre d'exemple, une distribution possible des optima d'une fonction d'adaptation unidimensionnelle et multimodale, ainsi que certains points particuliers pouvant poser des difficultés aux méthodes d'optimisation.

Dans notre cas, nos objectifs peuvent être un comportement électrique, un coût de fabrication, une durée de développement, donc le choix de définition de la fonction d'adaptation F doit rendre compte de la pertinence des solutions, à partir des grandeurs à optimiser. Généralement la pertinence de la solution dépendra donc de la pertinence de la «question posée». Alors, la fonction d'adaptation doit exprimer le plus fidèlement possible le désir du concepteur. Dans le cas de la conception assistée par ordinateur, elle est généralement calculée à partir d'un modèle du dispositif étudié.

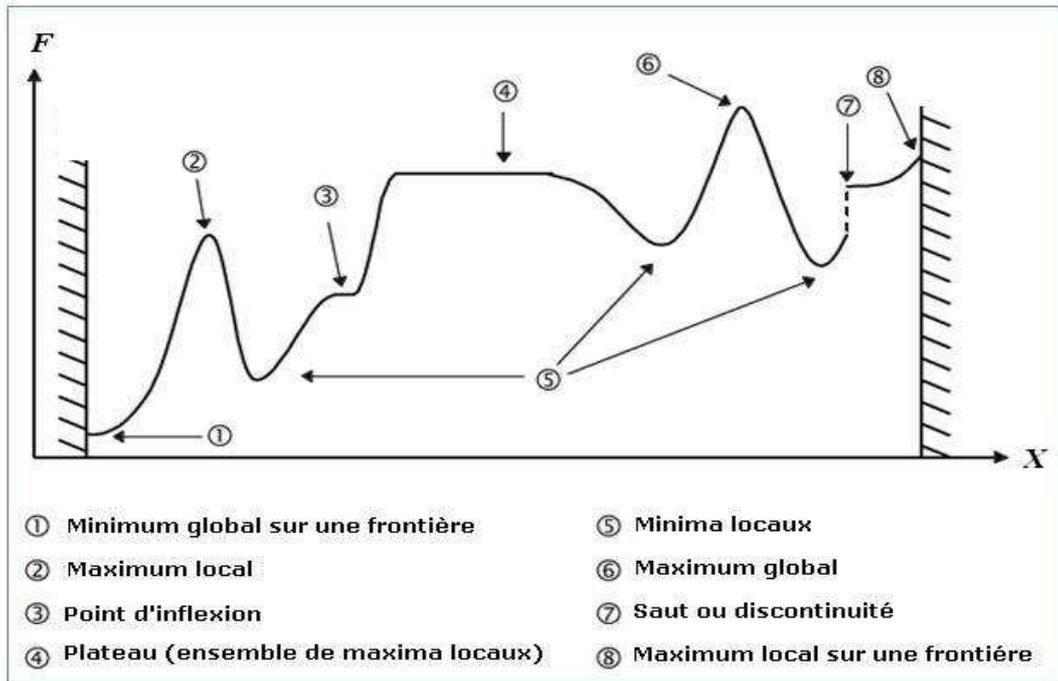


Figure I.4 Points singuliers d'une fonction unidimensionnelle multimodale

3.6.1 Objectif unique

Dans le cas d'un objectif unique, la définition de F ne pose généralement pas de problème. Par exemple, si l'on se fixe l'objectif de trouver un dispositif dont le rendement est maximum, F sera égale au rendement. Dans le cas où l'on utilise un modèle numérique, on commence par évaluer les caractéristiques des solutions en utilisant le modèle, puis on calcule la fonction d'adaptation à partir de ces caractéristiques.

3.6.2 Objectifs multiples (multi-critères)

Certains problèmes d'optimisation doivent satisfaire des objectifs multiples, ces objectifs ne sont pas forcément tous équivalents et certains peuvent être considérés comme plus importants que d'autres et souvent concurrents, ce qui implique un compromis. De plus, ils s'expriment dans des dimensions différentes qui ne sont pas toujours comparables.

Il existe trois types d'approches multiobjectifs :

1. Les méthodes a priori : le compromis entre les différents objectifs est ici réalisé avant l'optimisation par agrégation des objectifs. L'optimisation est ensuite réalisée sur la fonction agrégée comme en optimisation mono-objectif. Ces sont des approches classiques qui consistent à définir plusieurs fonctions f_i , traduisant chaque objectif à

atteindre, et à les combiner au sein de la fonction d'adaptation globale F . La combinaison la plus simple est une somme pondérée des fonctions d'adaptation

$$F = \sum \alpha_i f_i \quad (I-5)$$

C'est à l'utilisateur de fixer convenablement les poids α_i . On peut généralement classer les objectifs par importance mais les poids devront souvent être adaptés par tâtonnement.

2. Les méthodes progressives : il s'agit ici de méthodes interactives où le compromis est réalisé conjointement avec l'optimisation en interaction avec l'utilisateur. Elles demandent un ajustement durant tout le processus de résolution.
3. Les méthodes a posteriori : ces méthodes recherchent une collection complète de solutions représentatives des zones intéressantes de l'espace de recherche. Cet ensemble de solutions est fourni à l'utilisateur qui peut alors choisir les solutions les plus intéressantes pour être appliquées.

Différentes méthodes permettant de résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectifs sont présentées à la fin de ce chapitre.

3.7 Caractéristiques des méthodes d'optimisation [4,5]

3.7.1 Modèle de la boîte noire

Une méthode de résolution (d'optimisation) peut être caractérisée selon le modèle de la *boîte noire*, illustré par la figure I.5. Elle doit permettre d'obtenir l'optimum d'un problème à partir du calcul de la fonction d'adaptation en certains points. Les mécanismes d'exploration de l'espace, spécifiques à la méthode de résolution, sont conditionnés par des *paramètres de contrôle* (nombre de points de calcul, directions de recherche,...) et des *conditions initiales* (variables objets initiales, valeur initiale des paramètres de contrôle,...).

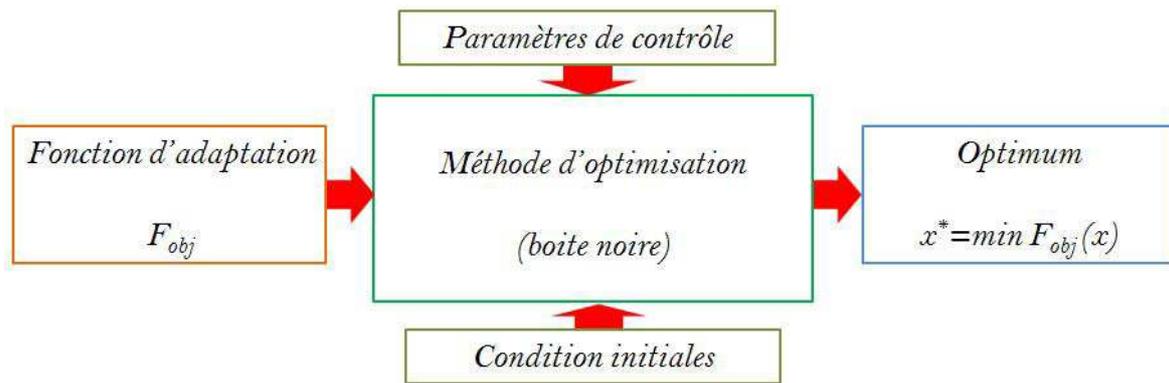


Figure I.5 Caractéristique d'une méthode de résolution-modèle de la boîte noire

3.7.2 Efficacité d'une méthode d'optimisation

L'efficacité d'une méthode d'optimisation est liée à sa *sensibilité* et à sa *robustesse* par rapport aux paramètres de contrôle et aux conditions initiales (figure I.6). Lorsque les paramètres de contrôle (ou les conditions initiales) doivent prendre une valeur bien précise pour que la méthode converge vers l'optimum d'une fonction donnée, la méthode est sensible par rapport à ces mêmes paramètres (respectivement par rapport aux conditions initiales). Donc la sensibilité d'une méthode d'optimisation mesure l'influence des conditions initiales ou des paramètres de contrôle sur l'optimum trouvé.

Une méthode de résolution est robuste si pour une même valeur des paramètres de contrôle et des conditions initiales, elle est capable de trouver l'optimum ou les optima de fonctions très distinctes (les optima obtenus ne dépendent pas ou peu des conditions initiales et des paramètres de contrôle). Une méthode idéale devrait être totalement insensible aux conditions initiales et aux paramètres de contrôle, et converger vers l'optimum quelle que soit la fonction testée.

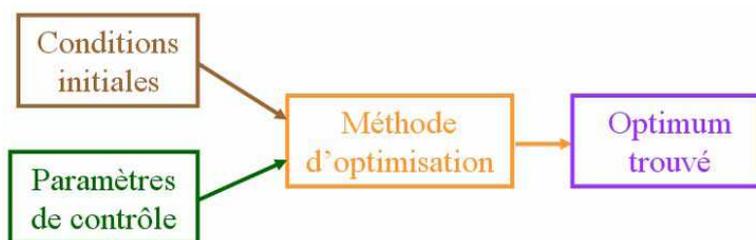


Figure I.6 Sensibilité ou robustesse d'une méthode d'optimisation

3.7.3 Opérateur de recherche fondamental

La recherche de l'optimum d'une fonction peut comporter deux phases distinctes : la diversification et l'intensification.

- La diversification ou exploration a pour objectif de trouver l'optimum global. Elle permet une bonne exploration de l'espace de recherche en s'intéressant aux zones non explorées dans lesquelles il n'y a pas de bonne solution *a priori*. Cet opérateur est généralement fortement consommateur de temps de calcul.
- L'intensification ou exploitation permet une localisation précise de l'optimum. Elle consiste à exploiter les informations issues des meilleures solutions à l'itération courante et éventuellement dans l'historique de la recherche pour trouver une solution améliorante proche des bonnes solutions.

La différence entre ces deux opérateurs est illustrée sur la figure I.7. Les opérateurs sont appliqués à un ensemble de solutions initiales au centre de la figure. A droite, l'intensification fournit un ensemble de solutions concentrées sur le minimum connu. A gauche, l'exploration génère des solutions très différentes et permet de découvrir un autre minimum.

Le succès et l'efficacité d'une technique d'optimisation dépendent la plupart du temps d'un compromis entre l'exploration et l'exploitation. Certaines méthodes toutefois n'utilisent qu'un seul de ces opérateurs pour parvenir à l'optimum.

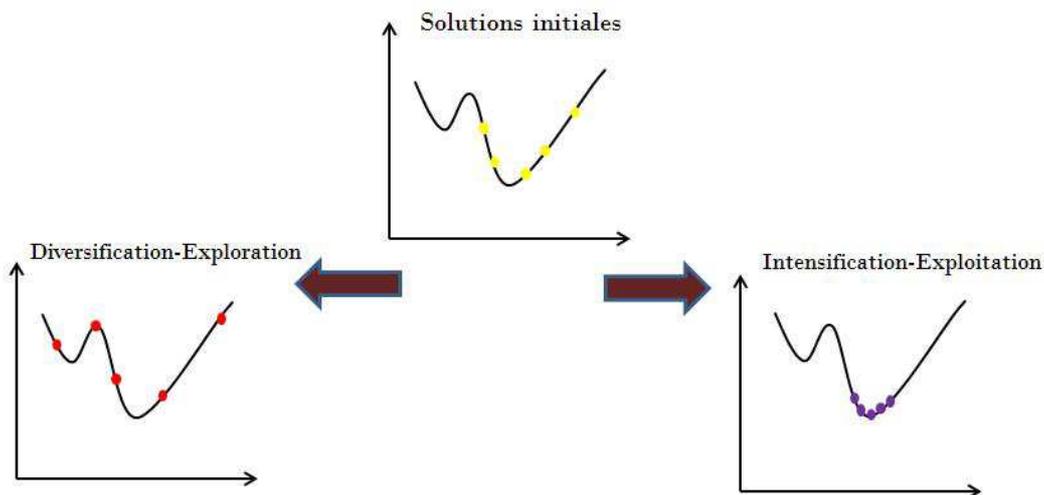


Figure I.7 Diversification (gauche) et intensification (droite) à partir des solutions initiales (centre)

3.7.4 Modes de recherche de l'optimum

On peut distinguer deux modes de recherche : *déterministe* et *stochastique*

- Un mode de recherche déterministe trouvera toujours le même optimum si les conditions initiales et les paramètres de contrôle de l'algorithme sont identiques donc s'il ne laisse aucune place au hasard.
- Un mode de recherche stochastique utilise des mécanismes de transitions probabilistes qui peuvent conduire à des résultats différents pour des conditions initiales et des paramètres de contrôle identiques.

Selon le mode de recherche utilisé, les méthodes d'optimisation sont classées entre méthodes déterministes et stochastiques. Les méthodes déterministes utilisent essentiellement des opérateurs d'exploitation alors que les méthodes stochastiques reposent principalement sur l'exploration.

3.7.5 Ordre d'une méthode d'optimisation

L'ordre d'une méthode d'optimisation désigne le niveau d'information nécessaire à l'algorithme d'optimisation. Les méthodes d'optimisation peuvent être classées à partir de leur ordre selon qu'elles nécessitent ou non le calcul des dérivées de la fonction d'adaptation par rapport aux paramètres.

Une méthode d'ordre 0 est également appelée méthode directe et ne fait appel qu'à la valeur de la fonction d'adaptation et des contraintes.

Une méthode d'ordre 1 nécessite en plus le gradient de la fonction d'adaptation et le *jacobien* (dérivées d'ordre 1) des contraintes.

Une méthode d'ordre 2 requiert le *hessien* (dérivées d'ordre 2) de la fonction d'adaptation et de chacune des contraintes. Dans la pratique, les méthodes d'ordre deux sont peu utilisées parce que le hessien est trop long à calculer ou trop bruyé.

4 Classification des méthodes d'optimisation suivant leur caractère local ou global [6,7]

Selon les circonstances (résultats expérimentaux, disponibilité du gradient de la fonction d'adaptation, etc.) ainsi que suivant les ressources disponibles (nombre possible d'évaluations, capacité des ordinateurs, etc.), le problème d'optimisation pourra être résolu par différents algorithmes.

Nous pouvons classer ces algorithmes d'optimisation en 3 catégories comme suit :

- Algorithmes d'optimisation locale
- Algorithmes d'optimisation globale
- Algorithmes hybrides

4.1 Les méthodes locales

On associe à une méthode d'optimisation le caractère local lorsqu'elle converge vers l'optimum le plus proche de point de départ qu'il soit local ou global.

Une méthode locale ne trouve généralement qu'un optimum local à partir d'une solution initiale. La convergence dépend donc fortement de ce point initial.

Parmi les méthodes locales les plus répandues et les plus employées, les méthodes déterministes locales supposent que la fonction d'adaptation et le domaine de recherche sont convexes. Ainsi, il y a un optimum unique qui est trouvé par amélioration d'une solution initiale. La recherche de l'optimum par cette famille se base sur la connaissance d'une direction de recherche. Cette famille de méthodes peut être, à son tour, scindée en deux sous-familles :

- Les *méthodes à direction de descente* (méthodes de gradient) : Ce sont des algorithmes qui ont obligatoirement besoin de l'information du gradient de la fonction d'adaptation pour chercher l'optimum du problème. Leur utilisation nécessite que la fonction d'adaptation soit au moins une fois différentiable par rapport aux paramètres à optimiser. Elles ne garantissent réellement qu'une convergence « locale » et se laissent aisément piéger par des optima locaux dans le cas de problèmes multimodaux. Parmi ces méthodes, nous citons notamment la technique de la plus grande pente, les méthodes de Newton et quasi-Newton,...

- *Les méthodes heuristiques* : Ces méthodes utilisent uniquement les valeurs de la fonction d'adaptation. Elles explorent l'espace des solutions par essais successifs en recherchant les directions les plus favorables. Comme pour les méthodes de gradient, la convergence reste locale mais la robustesse est meilleure, en particulier si la fonction à optimiser est faiblement bruitée ou discontinue. Le principal inconvénient de ces méthodes réside dans l'augmentation du coût de calcul lorsque le nombre de variables d'optimisation augmente. Parmi les méthodes les plus couramment employées, nous trouvons les méthodes de Hooke and Jeeves [8], de Nelder et Mead, de Rosenbrock [9] et de Powell [10].

Bien sûr, les méthodes locales seront toujours applicables et même recommandées pour la résolution des problèmes d'optimisation, lorsque la solution cherchée est réputée proche de la solution connue (point de départ).

Quelques méthodes d'optimisation locales telles que les méthodes de gradient, de Newton et de quasi Newton et la méthode du simplexe sont présentées en annexe 1.

Avantages et inconvénients

Les méthodes locales sont des méthodes d'optimisation efficaces et peu coûteuses. Ces méthodes sont intéressantes en raison de leur grande rapidité de convergence vers l'optimum le plus proche du point de départ, surtout quand on dispose d'une expression symbolique exacte des dérivées partielles de la fonction d'adaptation. Ces méthodes donc sont très favorables pour un problème convexe unimodal grâce à leur vitesse de convergence.

Les méthodes locales à direction de descente ont cependant plusieurs inconvénients :

- Elles nécessitent que la fonction d'adaptation soit continue et dérivable.
- Elles nécessitent le calcul des dérivées partielles de la fonction par rapport aux paramètres à optimiser, ces dérivées ne sont pas toujours évidentes à obtenir notamment dans les cas de modèles numériques à cause de problèmes liés au choix du pas de variation et des erreurs d'arrondis.
- Elles ne garantissent réellement qu'une convergence locale et se laissent aisément piéger par des optima locaux dans le cas de problèmes multimodaux. Cette caractéristique oblige généralement le concepteur à réaliser plusieurs optimisations avec des configurations initiales distinctes pour s'assurer de la convergence.
- La sensibilité par rapport aux conditions initiales est importante. Le résultat d'optimisation dépend donc fortement du jeu de paramètres servant à l'initialisation.

Les méthodes locales heuristiques ont l'avantage d'explorer l'espace de recherche en cherchant les directions les plus favorables sans utiliser de dérivées partielles de la fonction d'adaptation. Elles n'utilisent que des valeurs ponctuelles de la fonction d'adaptation. Ces méthodes peuvent donc être utilisées pour la recherche de l'optimum d'une fonction d'adaptation non-différentiable. La convergence reste locale mais la robustesse est meilleure. Le principal inconvénient de ces méthodes réside dans l'augmentation du coût de calcul lorsque le nombre de variables de conception augmente. Généralement les méthodes locales peuvent servir pour accélérer la vitesse de convergence d'algorithmes globaux lorsque ces algorithmes ont du mal à converger dans la région proche de l'optimum global.

4.2 Méthodes globales

On associe à une méthode d'optimisation le caractère global lorsqu'elle est capable de trouver l'optimum global d'une fonction même dans des cas très difficiles, alors que la fonction considérée présente plusieurs minima locaux. Ces méthodes possèdent un mécanisme leur permettant de s'extraire des minima locaux. Elles sont plus adaptées à l'exploration globale de l'espace de recherche, le plus souvent au détriment de l'exploration locale. Parmi les méthodes globales les plus répandues et les plus employées nous présentons la famille des méthodes d'optimisation stochastiques.

Les méthodes stochastiques explorent des points de l'espace suivant des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires. Cette caractéristique indique que plusieurs exécutions successives de ces méthodes peuvent conduire à des résultats différents pour une même configuration initiale d'un problème d'optimisation.

Il s'agit de méthodes stochastiques dans lesquelles deux phases peuvent être distinguées : une phase globale qui évalue la fonction d'adaptation en un nombre de points engendrés aléatoirement et une phase locale qui manipule ces points. Leur particularité réside dans le fait que celles-ci sont adaptables à un grand nombre de problèmes sans changement majeur dans leur algorithme.

Elles ont une grande capacité à optimiser un problème à partir d'un nombre minimal d'informations (contrairement à la plupart des méthodes locales, elles ne nécessitent ni point de départ, ni connaissance du gradient de la fonction d'adaptation). Cet avantage est contre balancé par le fait qu'elles n'offrent aucune garantie quant à l'optimalité de la meilleure solution trouvée. Seule une approximation de l'optimum global est donnée. Cependant, du point de vue de la recherche opérationnelle, ce constat n'est pas forcément un désavantage,

étant donné que l'on préférera toujours une approximation de l'optimum global trouvée rapidement qu'une valeur exacte trouvée dans un temps rédhibitoire.

Nous pouvons classifier les algorithmes stochastiques en deux approches distinctes :

- *Les approches de trajectoire* : ces algorithmes partent d'une solution initiale (obtenue de façon exacte, ou par tirage aléatoire) et s'en éloignent progressivement, pour réaliser une trajectoire, un parcours progressif dans l'espace des solutions. Dans cette catégorie se rangent la méthode du recuit simulé et la méthode de recherche tabou.
- *Les approches de population* : elles consistent à travailler simultanément avec un ensemble de solutions que l'on fait évoluer graduellement. L'utilisation simultanée de plusieurs solutions permet naturellement d'améliorer l'exploration de l'espace des configurations. Dans cette seconde catégorie, on recense les algorithmes génétiques, les algorithmes de colonies de fourmis ou les essaims de particules.

Différentes méthodes d'optimisation globale basées sur ces deux approches sont décrites dans l'annexe 2.

Avantages et inconvénients

La robustesse et la souplesse des méthodes d'optimisation globales, telles que celles citées précédemment, permettent d'aborder les problèmes les plus complexes. De plus, leur capacité à travailler sur des espaces de recherche non standards (non continus) et traiter un grand nombre de variables, ainsi que leur faible besoin d'information sur le problème offrent les perspectives les plus originales et un large champ d'application. Ils ont donc été appliqués avec succès à de nombreux problèmes où les algorithmes classiques d'optimisation sont incapables de produire des résultats satisfaisants.

Ces méthodes tirent leur efficacité du fait qu'elles sont moins facilement piégeables dans des optima locaux, car elles acceptent, au cours du traitement, des dégradations de la fonction d'adaptation et la recherche est souvent menée par une population de points et non en un point unique.

Leur principal inconvénient est leur coût. Ces méthodes nécessitent en effet un grand nombre d'évaluations pour aboutir à l'optimum.

L'application de méthodes d'optimisation globale dans le domaine de l'ingénierie s'est développée considérablement ces 20 dernières années avec la croissance de la puissance intrinsèque des ordinateurs. Un grand avantage par rapport aux méthodes locales est la capacité d'offrir des solutions de bonne qualité sur des problèmes très complexes, tout en restant simple à programmer et à paramétrer. Elles offrent autant de souplesse d'emploi que

les méthodes de recherche locales : on peut inclure facilement des contraintes dans le corps du programme. Il y a un prix à payer, en temps de calcul, qui peut être élevé: ceci est particulièrement vrai dans notre domaine, puisque le calcul de la performance de chaque nouvelle solution proposée par le processus aléatoire (évaluation de la fonction d'adaptation) nécessite la résolution du problème électromagnétique associé.

4.3 Méthodes hybrides

L'hybridation des algorithmes a pour objectif de mélanger de manière harmonieuse deux ou plusieurs méthodes distinctes (souvent une méthode globale et une méthode locale) afin de ne retenir que les caractéristiques les plus intéressantes de chacune de ces méthodes.

Le mode d'hybridation qui semble le plus fécond concerne la combinaison entre un algorithme évolutionnaire à population (algorithme génétique, essaim de particules) et un algorithme à direction de descente [11-13]. Le principe de cette approche d'hybridation est assez simple. Il consiste à lancer une recherche au niveau global avec un algorithme évolutionnaire, puis à poursuivre par une recherche locale avec un algorithme à direction de descente pour affiner le résultat. Cela nécessite donc d'effectuer une répartition des tâches. L'algorithme évolutionnaire se charge de détecter les régions de l'espace de recherche qui sont susceptibles de se révéler les plus intéressantes. Puis, l'algorithme à direction de descente prend comme point de départ les meilleures solutions trouvées par l'algorithme évolutionnaire, et s'attache à les affiner aussi rapidement possible. Cette technique est d'autant plus efficace que l'on utilise simultanément du *clustering* (architecture de calcul parallèle), et que l'algorithme local est appliqué à chaque meilleur élément de chaque cluster. Pourtant, il est délicat de décider le moment de transition ou à partir duquel l'algorithme à direction de descente doit prendre le relais et faire son travail. En effet, si cela se fait trop tôt, il y a de fortes chances pour que l'algorithme termine par converger vers un optimum local. Au contraire, si la transition se produit trop tard, on perd en temps de calcul car les avantages de l'algorithme à direction de descente ne sont pas pleinement exploités.

Une autre manière d'hybrider consiste à exécuter en parallèle plusieurs fois le même algorithme stochastique, mais avec des paramètres différents. Ces processus parallèles communiquent entre eux régulièrement pour échanger de l'information sur leurs résultats partiels. Cette technique est d'autant plus utilisée que s'est approfondie la recherche sur les architectures parallèles.

Finalement, une hybridation peut aussi être réalisée entre un algorithme évolutionnaire et une méthode d'approximation. Avec cette version, la méthode d'approximation est utilisée pour accélérer la convergence de l'algorithme évolutionnaire. L'idée est donc de remplacer la fonction d'adaptation par une fonction approchée. Cette approximation peut utiliser l'information du gradient ou non [14] ou les algorithmes proposés par Jin et al. [15,16]. Avec cette approche, au sein d'une génération de l'algorithme évolutionnaire, on peut avoir une partie des individus évalués avec la fonction d'adaptation et l'autre partie avec la fonction approchée, ou bien toute la population évaluée par la fonction approchée.

Quelle que soit la nature de l'hybridation [17] (locale-globale, locale-locale ou globale-globale), l'objectif général est d'obtenir le meilleur résultat à moindre coût, en diminuant par exemple le temps de calcul qui peut être important en résolvant un problème dans le domaine de l'électromagnétisme.

5 Optimisation structurelle d'un modèle de CAO

Déterminer la géométrie ou la forme appropriée d'un objet est un problème de première importance pour l'ingénieur. Dans tous les domaines de la physique, l'impact de la forme d'un objet est très important sur ses performances. Ce défi est quotidien dans les secteurs de pointe que sont entre autres l'aéronautique et l'espace, l'automobile, les télécommunications ou le génie civil.... Le développement de l'ingénierie requiert des efforts considérables pour améliorer sans cesse les techniques de conception des objets. L'optimisation intervient donc de façon primordiale dans l'augmentation des performances et la réduction des coûts de fabrication et d'exploitation. Nous allons décrire, dans cette partie, les différentes approches adoptées pour optimiser la structure de l'objet en considérant des paramètres soit géométriques, de formes ou topologiques.

5.1 Optimisation paramétrique (de géométrie)

Dans cette approche, les formes sont paramétrées par un nombre réduit de variables (par exemple, une épaisseur, un diamètre, des dimensions), ce qui limite considérablement la variété des formes possibles (figure I.8).

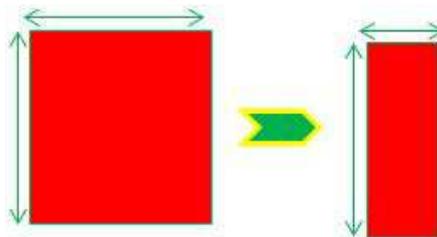


Figure I.8 Optimisation paramétrique

L'optimisation géométrique repose, dans son principe, sur la représentation du système à optimiser au moyen d'un nombre fini de paramètres géométriques caractéristiques qui vont jouer le rôle de variables d'optimisation.

D'une façon générique, un problème d'optimisation s'écrit de la manière suivante :

$$\text{Minimiser } J(x) ; x \in O \subset \mathfrak{R}^N \quad (\text{I-6})$$

x étant le vecteur de paramètres du modèle, O l'espace des configurations admissibles dans lequel x prend ses valeurs. Concernant la fonctionnelle à minimiser, J , on a en général :

$$J(x) = J(U(x)) \quad (\text{I-7})$$

où $U(x)$ est l'état du modèle/système relatif à la configuration x . Cet état s'écrit comme la solution d'une équation d'état qui revêt en général l'aspect d'une contrainte d'égalité, par exemple le champ électromagnétique.

Dans ce cas d'étude, le vecteur x sera constitué d'un jeu de paramètres reprenant à son compte une partie ou l'ensemble de la géométrie. L'espace O représentera l'ensemble des géométries admissibles, c'est à dire l'ensemble des combinaisons de paramètres qui conduisent à une configuration respectant certains critères de validité fixés (un rapport largeur/longueur maximal, une épaisseur minimale...).

Il existe diverses méthodes d'optimisation. L'application d'une méthode de gradient repose sur la possibilité d'exprimer le gradient sous la forme suivante :

$$\frac{dJ(U(x))}{dx} = \frac{dJ(U(x))}{dU} \cdot \frac{dU(x)}{dx} \quad (\text{I-8})$$

Généralement, en utilisant (I-7), on peut calculer $\frac{dJ(U(x))}{dU}$ explicitement.

Si $\frac{dU(x)}{dx}$ peut aussi se déterminer explicitement, le gradient $\frac{dJ(x)}{dx}$ est accessible directement.

L'optimisation géométrique ou paramétrique fait des progrès rapides basés sur le développement d'analyses de sensibilité [18], le concept d'approximation structurelle explicite et les méthodes de programmation mathématiques.

L'analyse de sensibilité permet d'étudier un modèle mathématique en évaluant l'impact des variables d'entrée du modèle sur la variable de sortie. Elle étudie comment des perturbations sur les variables d'entrée du modèle engendrent des perturbations sur la réponse.

En général, les divers algorithmes d'optimisation cités dans la section précédente et décrits en annexe sont applicables sur des problèmes d'optimisation paramétriques, en adoptant à chaque fois le principe de la méthode utilisée au problème traité. Dans le chapitre II, nous verrons quelques exemples d'application de ces méthodes pour la conception de composants hyperfréquences.

Le problème de dimensionnement automatique a bénéficié un grand succès de sorte que l'optimisation des dimensions transversales est actuellement un outil fiable. Outre les

dimensions transversales des éléments structuraux, il est possible d'en faire varier la forme mais la topologie reste inchangée.

5.2 Optimisation de formes

L'optimisation de formes admet des changements de forme compatibles avec une topologie fixée au préalable. L'optimisation de forme classique modifie la représentation paramétrique des frontières du domaine (figure I.9). En faisant bouger les frontières des domaines, on peut rechercher une meilleure solution parmi l'ensemble de toutes les structures obtenues par transformation homéomorphe de la structure originale. Dans ce cas, il est clair que l'on peut admettre un changement des dimensions transversales aussi bien qu'une modification de la configuration de la structure, mais il n'est certainement pas permis d'altérer la connectivité ou la nature des membres structuraux.

Les variables de conception sont des paramètres décrivant les frontières du domaine. Cette approche est plus complexe que le dimensionnement ou l'optimisation paramétrique, puisque les modifications de la forme du contour extérieur entraînent des modifications du domaine intérieur, et dans ce cas il faut surmonter plusieurs difficultés, de plus le calcul des sensibilités est plus complexe qu'en dimensionnement.

Plusieurs des méthodes présentées en annexe sont applicables à ce type d'optimisation. Nous détaillons ensuite deux approches (variation de frontières et courbes de niveaux) spécifiques à l'optimisation de formes.

Ces approches optimisent la valeur de la fonction d'adaptation en modifiant les contours de l'objet. La frontière est paramétrée par des nœuds de contrôle et le gradient de la fonction d'adaptation est calculé par rapport à la position de ces nœuds, que l'on déplace itérativement dans la direction de ce gradient.

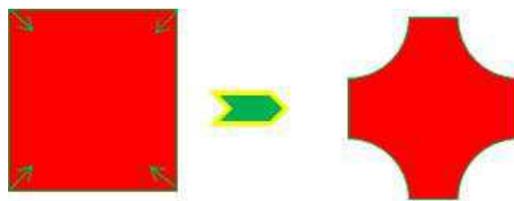


Figure I.9 Optimisation de forme par déplacement de frontière

5.2.1 La méthode de variation de frontière

Les méthodes de variation de frontières ou de variation de domaine dite aussi méthodes d'optimisation de formes classiques ont été beaucoup étudiées [19]. Elles sont basées sur la notion de dérivation de forme. Cette notion remonte à Hadamard et de nombreux auteurs ont contribué à son développement. Nous suivons ici l'approche de Murat-Simon [19,20].

La méthode consiste à définir un domaine borné Ω occupé par le matériau et un espace de travail D qui contient toutes les formes admissibles de Ω . Partant du domaine initial Ω_0 supposé régulier, on considère $\Omega = (Id + \theta)\Omega_0$, où Id est l'identité et $\theta(x)$ une petite déformation du domaine (x représentant le paramètre de forme). La figure I.10 présente la transformation du domaine initial Ω_0 par la déformation $\theta(x)$.

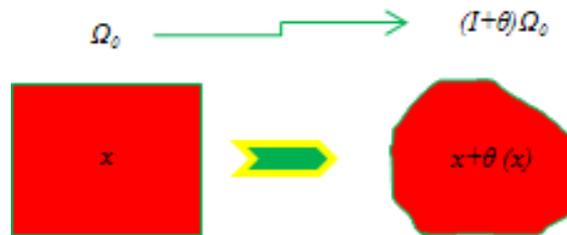


Figure I.10 Dérivation de forme

La dérivée de forme $J'(\Omega)$ en Ω_0 est définie comme la dérivée de l'application $\theta \rightarrow J(Id + \theta)\Omega_0$.

$$J((Id + \theta)(\Omega)) = J(\Omega) + J'(\Omega)(\theta) + o(\theta) \quad (I-9)$$

où $\lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{|o(\theta)|}{\|\theta\|} = 0$, et $J'(\Omega)(\theta)$ est une forme linéaire et continue dans l'espace topologique.

En écrivant ce critère sous la forme d'un Lagrangien $J(\Omega) = \ell(\Omega, u_\Omega, p_\Omega)$ où u_Ω est la solution du problème traité et p_Ω le multiplicateur de Lagrange, on obtient la dérivée de forme en résolvant le problème direct (Ω_u) et un problème adjoint (P_Ω) :

$$J'(\Omega)(\theta) = \frac{d\ell}{d\Omega} \ell(\Omega, u_\Omega, p_\Omega) \quad (I-10)$$

Algorithme d'optimisation

A partir de la notion de dérivation de forme, l'algorithme d'optimisation de forme peut se décomposer de la manière suivante :

- Initialisation de la forme Ω_0

- Itérations jusqu'à convergence :
 - Calcul de u_k, p_k pour le domaine Ω_k (itération k)
 - Calcul du gradient de forme $-J'(\Omega_k)$
 - Modification du domaine $\Omega_{k+1} = (Id + \theta_k)\Omega_k.n$ avec $\theta_k = -J'(\Omega_k)$ où n est le vecteur normal au bord $\partial\Omega_k$.

Malgré l'efficacité de cette méthode pour traiter le problème de déplacement de frontières, leurs inconvénients restent majeurs. D'abord, l'implémentation de la méthode dans un cadre lagrangien souffre au moins de deux inconvénients. Tout d'abord, si la déformation est trop importante, il est nécessaire de remailler ce qui peut s'avérer très coûteux, et nécessite des maillages automatiques fiables. Malheureusement, lorsque les changements de forme deviennent très importants, il est parfois difficile de faire varier le modèle éléments finis sans introduire des éléments très distordus et, par conséquent, une erreur d'approximation très importante. De plus, des parties initialement disjointes de la frontière peuvent avoir tendance à se rapprocher jusqu'au contact. Il est alors très difficile de prendre en compte des changements de topologie avec de telles méthodes de suivi de frontière.

Un autre inconvénient est l'analyse de sensibilité : le calcul n'est généralement pas une tâche facile car les fonctions d'adaptation ne sont pas toujours différentiables et un calcul semi analytique ou par différences finies peut aboutir à des approximations importantes.

Pour éviter ces inconvénients, G.Allaire, F.Jouve et A.M.Toader [21], étudient des problèmes d'optimisation de formes en utilisant une représentation des formes par la méthode du « level set ». L'idée est de reprendre les résultats fondateurs d'Hadamard et Murat-Simon et les adapter à une représentation des formes de type 'courbe de niveau'. Les formes sont capturées sur un maillage fixe et la dérivée de forme est utilisée comme une vitesse de transport dans une équation d'Hamilton –Jacobi.

5.2.2 Méthode des courbes de niveaux (level-set)

La méthode des courbes de niveaux est une méthode d'optimisation de forme applicable dans le contexte d'une modélisation numérique par la méthode des éléments finis. Cette méthode est présentée ici de manière générale et sera détaillée dans le troisième chapitre.

La méthode consiste à représenter les interfaces implicitement par une courbe ou une surface de niveaux (*level set* en anglais). Elle permet de modifier la forme de l'interface (figure I.11) voire sa topologie. Cette méthode est basée sur le calcul de la vitesse du front de propagation du sous-domaine en utilisant la dérivée de forme de l'optimisation de frontière classique.

Dans cette méthode, on ne maille pas la forme, mais on la capture sur le maillage fixe d'un domaine D .

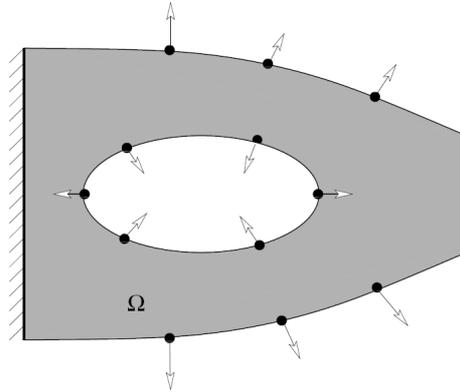


Figure I.11 Optimisation par la méthode de courbes de niveaux.

La forme Ω incluse dans D est paramétrée par la fonction de ligne de niveau ψ , pour $x \in \Omega$:

$$\begin{cases} \psi(x) = 0 & \Leftrightarrow x \in \partial\Omega \cup D, \\ \psi(x) < 0 & \Leftrightarrow x \in \Omega, \\ \psi(x) > 0 & \Leftrightarrow x \in (D \setminus \bar{\Omega}). \end{cases} \quad (\text{I-11})$$

En suivant l'équation de Hamilton Jacobi pour la fonction ψ , on trouve :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} + V |\Delta_x \psi| = 0 \quad (\text{I-12})$$

avec $V(x,t)$ la vitesse de transport de la frontière de la forme.

Une dérivée de forme est ensuite calculée et utilisée comme une vitesse normale sur la frontière libre que l'on fait évoluer au cours du processus d'optimisation.

$$J'(\Omega)(\theta) = \int_{\partial\Omega} v \theta \cdot n ds \quad (\text{I-13})$$

où, v dans l'intégrale dépend de la solution du problème u , et n est la normale à la frontière.

En choisissant comme direction $\theta = -v \cdot n$ (steepest descent), on a alors : $V = -v$.

L'algorithme d'optimisation de forme par la méthode des lignes de niveaux peut se décomposer suivant les étapes suivantes :

- Initialisation de la fonction de niveau ψ_0 .
- Itérations jusqu'à convergence :
 - Calcul de u_k (calcul direct), p_k (état adjoint) pour la forme ψ_k
 - Calcul du gradient de forme (vitesse) V_k
 - Transport de la forme par la vitesse V_k (équation de Hamilton Jacobi) pour obtenir une nouvelle forme ψ_{k+1} .
 - Réinitialisation de la fonction courbe de niveaux pour que ψ_{k+1} soit la distance signée à l'interface

Bien que cette méthode ne soit pas spécifiquement conçue pour faire de l'optimisation topologique, elle permet très facilement les changements de topologie et la forme d'une structure pour des fonctions d'adaptation très générales.

La méthode des courbes de niveaux n'a plus l'assurance de trouver un optimum global de la fonctionnelle à optimiser, et les solutions obtenues dépendent fortement de la configuration initiale. Son coût en temps de calcul est modéré puisqu'il s'agit d'une méthode numérique de capture de formes sur maillage Eulérien fixe. On évite ainsi les inconvénients dus aux problèmes de remaillages successifs du domaine. La méthode a été implémentée et testée en 2D et 3D [22]. Toutefois cette méthode peut traiter une grande variété de modèles et sa mise en forme est plus simple car elle ne requiert que la résolution successive de problèmes adjoints associés.

5.3 Optimisation topologique

L'optimisation topologique, appelée aussi optimisation de forme généralisée, permet de contrôler non seulement la géométrie et le contour, mais aussi la topologie de la structure. Elle consiste à déterminer la nature et la connectivité des éléments consécutifs d'une structure pour laquelle des conditions aux limites et le domaine spatial dans lequel elle se situe sont spécifiés.

La résolution d'un problème d'optimisation topologique nécessite d'abord la discrétisation de la structure à optimiser sous forme d'éléments finis puis une densité topologique variant entre 0 et 1 est attribuée à chacun des éléments de la structure. Les variables de conception prennent alors le sens des variables logiques : présence ou absence de la matière.

Optimiser la topologie conduit naturellement à déterminer, sans aucune restriction explicite ou implicite, la meilleure forme possible quitte à changer la topologie de la structure de sorte que certains auteurs lui attribuent aussi le nom d'optimisation de forme généralisée. Elle est

potentiellement beaucoup plus intéressante, car elle ouvre la voie à une plus grande variété de conceptions.

L'optimisation de forme topologique est un sujet encore assez récent, où l'on peut distinguer trois approches radicalement différentes :

1. Les techniques d'optimisation topologique basées sur l'homogénéisation.
2. L'approche basée sur la sensibilité de la fonction d'adaptation par rapport à l'introduction dans le domaine de calcul de trous infinitésimaux : c'est celle que nous appellerons l'asymptotique topologique.
3. L'optimisation par le biais d'algorithmes stochastiques (et plus généralement les méthodes non déterministes), qui travaille sur un problème discret.

5.3.1 Méthode d'homogénéisation

La méthode d'homogénéisation est inventée par Bendsoe et Kikuchi [23] pour résoudre les problèmes d'optimisation topologique des milieux élastiques continus. Elle est fondée sur les idées de distribution optimale de la matière et de relaxation. Le paramètre d'optimisation est par exemple la densité de matière en chaque point du domaine discrétisé : on peut donc calculer un gradient et procéder de manière classique pour trouver la répartition optimale de matière : c'est la première phase des techniques d'homogénéisation, où on recherche un matériau composite optimal en chaque point du domaine. La forme obtenue ne contient pas de trous, mais des zones où la matière est moins dense, contient des matériaux laminaires,... Elle n'est donc pas directement exploitable, d'où une deuxième phase, dite de pénalisation des densités intermédiaires, qui a pour but d'obtenir en chaque point une densité de matériau proche de 0 ou de 1, ce qui permet de construire la forme finale.

La méthode d'homogénéisation minimise la fonction d'adaptation par rapport à de petites déformations sur le domaine de référence Ω (dans lequel on cherche la forme optimale), en considérant les contraintes du problème. Elle élargit l'espace des formes admissibles en autorisant, dès le départ, les matériaux hétérogènes obtenus par un mélange fin de ce matériau et de vide.

D'après la théorie de l'homogénéisation, un matériau composite est caractérisé par deux paramètres :

- une densité volumique locale $\theta(x)$, (fonction définie sur Ω , prenant ses valeurs entre 0 et 1 et indiquant le taux de matériaux plein au point $x \in \Omega$).
- le tenseur homogénéisé qui représente la microstructure sous-jacente $A^*(x)$

Le problème d'optimisation relaxé ou homogénéisé (sans contrainte) s'écrit alors :

$$\min\{J(\theta, A^*)\} \quad (\text{I-14})$$

La relaxation de problème nous permet toujours d'avoir une solution proche de l'optimum global, mais jusqu'à l'heure actuelle l'application de cette méthode est limitée à l'élasticité linéaire.

5.3.2 Gradient topologique

La méthode du gradient topologique est une méthode d'optimisation topologique applicable dans le contexte d'une modélisation numérique par la méthode des éléments finis [24]. Cette méthode est présentée ici de manière générale et sera détaillée dans le troisième chapitre.

Cette méthode consiste à remplir ou vider le domaine avec un matériau pour trouver une forme optimale de l'objet. A première vue, il s'agit d'un problème d'optimisation en variables binaires (0,1) non différentiables. Mais on aperçoit qu'on peut calculer la variation d'un critère donné lorsque la fonction caractéristique passe de 0 à 1 ou de 1 à 0 dans une région de petite taille. Le but de cette approche d'optimisation topologique [25,26] est d'obtenir un développement asymptotique du critère par rapport à la taille du trou.

Ce développement fait intervenir une fonction appelée gradient topologique. Cette information de type gradient permet de construire des algorithmes qui nous renseignent sur les endroits où il faut créer des trous ou ajouter localement de la matière pour optimiser le critère.

Soit un ouvert $\Omega \subset \mathfrak{R}^d$, un trou de forme fixée $\omega \subset \mathfrak{R}^d$, un point $x_0 \in \Omega$ et $\rho > 0$. On définit le domaine perforé :

$$\Omega_\rho = \Omega / \overline{\omega}_\rho \text{ avec } \overline{\omega}_\rho = x_0 + \rho\omega \quad (\text{I-15})$$

Si la fonction d'adaptation admet le développement asymptotique topologique suivant

$$J(\Omega_\rho) = J(\Omega) + \rho^d D_T J(x_0) + o(\rho^d) \quad (\text{I-16})$$

alors $D_T J(x_0)$ est appelé le gradient topologique au point x_0 .

Si $D_T J(x_0) < 0$ alors on peut insérer ou retirer du matériau sur un trou en x_0 pour améliorer la fonction d'adaptation.

L'algorithme d'optimisation de base utilisant cette méthode commence à partir d'une première configuration du domaine et converge itérativement jusqu'à une forme optimale en utilisant le gradient calculé au premier ordre par évaluation de la sensibilité de la fonction d'adaptation par rapport à une perturbation du domaine de référence (figure I.12).

La méthode du gradient topologique n'a pas non plus l'assurance de converger vers un optimum global et les solutions obtenues dépendent de la configuration initiale.

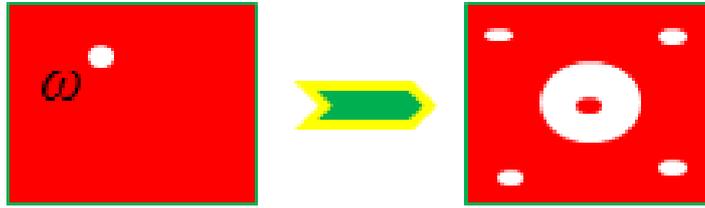


Figure I.12 Optimisation par la méthode de gradient topologique.

5.3.3 Autres algorithmes d'optimisation topologique

Depuis les premiers travaux en optimisation topologique par homogénéisation, l'optimisation topologique bénéficie de l'apport constant de nouvelles approches et de méthodes proposées par les chercheurs. De nombreuses méthodes d'optimisation n'utilisant ni la programmation mathématique ni l'analyse de sensibilités ont été proposées. Plus généralement les méthodes stochastiques qui travaillent sur un problème discret, comme l'optimisation par des algorithmes génétiques, des méthodes de recuit simulé ou d'essaims de particules, ...

Ces approches travaillent sur un domaine binaire $\{0,1\}$. Le domaine de conception est discrétisé en éléments finis par n cellules (une cellule correspond à un ou plusieurs éléments du maillage) ou chaque cellule contient de la matière (on l'associe à la valeur 1) ou du vide (on l'associe à la valeur 0), il n'y a pas de densité intermédiaire. L'optimisation consiste donc à chercher le sous-ensemble de ces n cellules qui minimise la fonction d'adaptation (en pratique, on ajoute ou on supprime des éléments supportés par les éléments du maillage).

Comme une recherche exhaustive n'est pas envisageable (puisque'il y a 2^n possibilités), on a recours à l'optimisation topologique par le biais d'une méthode stochastique, par exemple un algorithme génétique. Cet algorithme a connu un regain d'intérêt ces dernières années grâce au développement d'outils de calcul numérique parallèle. Le caractère global de l'optimisation, ainsi que la souplesse de cet algorithme à traiter des fonctions non régulières ou des fonctions définies sur des espaces non standards (discrets mixtes), permet de les appliquer aux problèmes d'optimisation structurelle qui ne peuvent être résolus par des méthodes classiques (méthodes déterministes).

C'est bien sûr une approche qui présente l'avantage d'être totalement générale, néanmoins l'emploi d'algorithmes génétiques reste extrêmement coûteux par rapport aux méthodes classiques puisque une optimisation requiert en effet un grand nombre d'évaluations de la fonction d'adaptation, particulièrement dans des domaines tels que l'électromagnétisme, puisque l'évaluation de la fonction d'adaptation nécessite la résolution du problème associé.

Dans le cadre de notre travail, nous avons adopté l'algorithme génétique à l'optimisation topologique des composants hyperfréquences modélisées par la méthode des éléments finis. Nous reviendrons donc sur cette méthode dans le chapitre III.

D'autre part, nous verrons, dans le chapitre II, de nombreux travaux appliquant les algorithmes génétiques à la conception des dispositifs hyperfréquences.

6 Résolution de problèmes contraints et multicritères

Dans la plupart des cas, lors de la conception à l'aide d'un modèle, l'ingénieur est confronté à différentes contraintes et il doit effectuer un compromis entre différents critères. Cette dernière partie, présente différentes approches pour résoudre les problèmes d'optimisation dans ce cas.

6.1 Problèmes d'optimisation contraints

Un problème d'optimisation est dit contraint s'il contient au moins une fonction contrainte $g_i(x)$ ou $h_j(x)$ dans sa description, comme dans le cas du problème de l'équation (I-1).

Si nous considérons qu'une contrainte d'égalité $h_i(x) = 0$ peut être décrite par deux contraintes d'inégalité $h_i(x) \leq 0$ et $-h_i(x) \leq 0$, le problème (I-1) devient alors égal à celui donné par l'équation (I-17).

$$\begin{cases} \text{Min } f(x) \in \square \\ g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m = p + 2q \\ x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max}, k = 1, \dots, n \end{cases} \quad (\text{I-17})$$

On appelle *fonction de Lagrange* associée au problème (I-17), la fonction

$$L(x, \lambda) = f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(x) \quad (\text{I-18})$$

où $\lambda_i \geq 0$ sont appelés *multiplicateurs de Lagrange*.

L'existence de fonctions contraintes dans un problème d'optimisation demande une attention spéciale à la résolution du problème, car une solution qui minimise la fonction d'adaptation ne sera valable que dans le cas où elle respecte aussi les contraintes existantes.

La solution d'un problème contraint peut être obtenue à partir de l'application de méthodes qui nous classifions en deux grands groupes: les méthodes de transformation et les méthodes directes.

6.2 Méthodes de transformation

Les méthodes de transformation [7] représentent une famille de méthodes qui transforment le problème original avec contraintes en un sous-problème équivalent sans contraintes, en

introduisant les contraintes de conception dans la fonction d'adaptation que nous cherchons à optimiser.

Une fois que le problème équivalent est créé, un algorithme classique d'optimisation sans contraintes (Gradient Conjugué, Quasi-Newton, ...) est appliqué sur lui de façon à trouver une solution qui sera utilisée pour l'actualiser. Ce processus se répète de façon itérative jusqu'au moment où le critère de convergence est vérifié. Parmi les méthodes de transformation les plus utilisées, nous avons les méthodes de pénalités et la méthode du Lagrangien augmenté.

6.2.1 Méthodes de pénalités

Les méthodes de pénalités [27] sont souvent utilisées dans l'optimisation de problèmes contraints, car elles sont assez simples d'un point de vue théorique et d'une grande efficacité d'un point de vue pratique.

L'idée de ces méthodes est de remplacer la résolution du problème avec contraintes (I-17) par une suite de résolutions de problèmes sans contraintes, en introduisant, dans la fonction d'adaptation, une pénalisation concernant chacune des fonctions contraintes violées, comme nous le montre l'équation (I-19).

$$(P_k) \left\{ \begin{array}{l} \text{Min } \Phi(x,r) = f(x) + r \sum_{i=1}^m W(g_i(x)) \end{array} \right. \quad (\text{I-19})$$

où r est un paramètre (ou coefficient de pénalité) W est une fonction de pénalisation construite de manière à favoriser la sélection des points admissibles par rapport aux points non admissibles, par la méthode d'optimisation sans contrainte qui sera utilisée.

Selon la nature de la fonction de pénalité W utilisée, les méthodes de pénalités peuvent être divisées en deux classes: les méthodes de pénalités intérieures et les méthodes de pénalités extérieures.

- *Méthodes de pénalités intérieures*

Les méthodes de pénalités intérieures sont aussi appelées méthodes à barrière, car la fonction de pénalité forme une barrière infinie tout au long de la frontière du domaine réalisable Ψ . Les fonctions de pénalités les plus utilisées par ces méthodes sont la fonction inverse et la fonction logarithmique.

$$\begin{aligned} W(g_i(x)) &= -\frac{1}{g_i(x)} \\ W(g_i(x)) &= -\log(-g_i(x)) \end{aligned} \quad (\text{I-20})$$

L'utilisation des méthodes à barrière impose que les paramètres soient situés dans l'espace réalisable Ψ . La recherche de points admissibles peut être effectuée à l'aide d'une méthode stochastique par échantillonnage aléatoire mais celle-ci peut conduire à des temps de calcul prohibitifs lorsque les contraintes sont sévères et que l'espace réalisable est très réduit par rapport à l'espace irréalisable. Ces méthodes à barrière, outre le fait qu'elles requièrent des jeux de paramètres réalisables, sont relativement difficiles à mettre en œuvre.

- *Méthodes de pénalités extérieures*

Les méthodes de pénalités extérieures ne présentent pas le même inconvénient que les méthodes de pénalités intérieures, car l'approximation de la solution est faite par l'extérieur du domaine réalisable Ψ , ce qui nous permet d'avoir un point initial dans cette région de l'espace.

La fonction de pénalité utilisée par ces méthodes est donnée par :

$$W(g_i(x)) = -\max[0, g_i(x)]^2 \quad (\text{I-21})$$

Cette fonction nous donne une augmentation de la pénalisation à mesure que nous nous éloignons de Ψ . Contrairement aux méthodes de pénalités intérieures, les solutions générées par ces méthodes ne sont pas toujours admissibles pendant tout le processus d'optimisation. Ceci peut représenter un inconvénient, surtout lorsque l'algorithme ne converge pas et nous nous retrouvons alors avec une solution irréalisable.

6.2.2 Lagrangien augmenté

Le Lagrangien augmenté [28] est une méthode de transformation basée sur la minimisation d'une fonction L appelée fonction Lagrangienne augmentée. Cette fonction est créée à partir de l'addition d'une pénalisation à la fonction Lagrangienne classique (I-18) associée au problème d'optimisation, comme nous pouvons le vérifier dans l'équation (I-22).

$$L(x, \lambda) = f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(x) + r \sum_{i=1}^m g_i^2(x) \quad (\text{I-22})$$

où $r \sum_{i=1}^m g_i^2(x)$ représente la fonction de pénalité.

6.3 Méthodes directes

Les méthodes directes sont des méthodes qui travaillent directement avec le problème contraint original. Ces méthodes sont capables de trouver une solution soit à partir d'une suite

de minimisations unidirectionnelles, soit en remplaçant le problème original par une suite de sous-problèmes approchés. Il existe plusieurs méthodes directes, parmi lesquelles nous remarquons la programmation quadratique récursive, la méthode des directions admissibles, la méthode du gradient réduit et la méthode du gradient projeté.

6.4 Optimisation séquentielle des contraintes

La procédure consiste à utiliser à tour de rôle chaque contrainte comme fonction d'adaptation d'un problème d'optimisation avec contraintes (les autres contraintes). Cette approche a été mise en œuvre avec succès dans le domaine évolutionniste [29]. Elle semble particulièrement bien adaptée aux méthodes d'évolution qui progressent à partir d'une population de points. En pratique, on optimise la première contrainte indépendamment des autres jusqu'à ce qu'un certain pourcentage de la population satisfasse celle-ci. Puis, on choisit la deuxième contrainte comme fonction d'adaptation du problème et on recommence l'opération en tenant compte cette fois de la première contrainte. L'opération est répétée ainsi de suite jusqu'à ce que toutes les contraintes soient vérifiées pour une partie de la population. Le critère d'optimisation est alors pris comme fonction d'adaptation finale et le problème est résolu en considérant l'ensemble des contraintes. La puissance de cette méthode réside dans la mémoire acquise par la population à chaque itération du processus. Cette mémoire d'apprentissage (*behavioral memory*) permet à l'algorithme d'évolution de garder des informations utiles au cours de l'optimisation séquentielle de chaque contrainte. Bien que cette méthode paraisse plus lourde et plus coûteuse en temps de calcul, elle est assez intéressante dans le cas de nombreuses contraintes conflictuelles ou difficiles à respecter.

L'optimisation séquentielle des contraintes peut également être réalisée à l'aide d'une méthode de pénalité extérieure. Au lieu de choisir un coefficient de pénalité identique pour toutes les contraintes, nous pouvons attribuer à chacune d'elles un poids particulier. Il suffit d'écrire la fonction de transformation sous la forme suivante :

$$\Phi(x,r) = f(x) + \sum_{i=1}^m r_i W(g_i(x)) \quad (\text{I-23})$$

où la valeur des coefficients de pénalité r_i est adaptée suivant la nature des contraintes associées. On affectera par exemple un poids plus important aux contraintes les plus sévères à vérifier en premier lieu.

Il est parfois difficile de discerner une contrainte d'un objectif. En général, une contrainte doit absolument être vérifiée pour que le système à optimiser soit réalisable physiquement alors

qu'un objectif est un état de fonctionnement souhaité pour le système. Cette notion n'étant pas toujours claire, il est quelquefois possible de transformer des contraintes en objectifs. Dans ce cas, le problème contraint (I-17) peut être exprimé sous la forme d'un problème équivalent non contraint à objectifs multiples, où les objectifs sont inclus dans un vecteur à $m+1$ composantes :

$$F = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ \cdot \\ \cdot \\ f_m(x) \end{bmatrix} \text{ avec } f_i = f_i(g_i(x)) \text{ pour } i=1,\dots,m \quad (\text{I-24})$$

6.5 Problèmes d'optimisation multicritères

L'optimisation à objectifs multiples ou optimisation *multi-critères* a pour objet la minimisation ou la maximisation simultanée de plusieurs fonctions, à partir des mêmes variables objets. Ces problèmes entrent dans la catégorie des problèmes d'optimisation vectoriels (*Vector Optimization Problems* ou VOP)

6.5.1 Formulation d'un problème d'optimisation vectoriel

Un problème d'optimisation vectoriel contraint peut être exprimé de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } F = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ \cdot \\ \cdot \\ f_m(x) \end{bmatrix} \\ g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, m \end{array} \right. \quad (\text{I-25})$$

où les fonctions $f_i(x)$ et $g_i(x)$ désignent respectivement les objectifs et les contraintes du problème. L'opérateur Min doit permettre la minimisation simultanée des composantes du vecteur F.

6.5.2 Optimum de Pareto

La difficulté principale d'un problème d'optimisation vectoriel est liée à la présence de conflits entre les différentes fonctions, puisque les solutions optimales pour un certain objectif donné ne correspondent généralement pas à celles des autres objectifs.

De ce fait, il n'existe, la plupart du temps, aucun point de l'espace des paramètres où toutes les fonctions d'adaptation sont optimales simultanément. Une solution du problème vectoriel représente un compromis entre les différents critères. Le meilleur compromis est défini de telle manière qu'il ne soit plus possible d'améliorer une composante du vecteur critère sans détériorer les autres. Dans ce cas la solution est dite *Pareto-optimale*.

Formellement, x^* est un *optimum de Pareto* s'il n'y a aucune solution x pour laquelle:

$$f_i(x) < f_i \quad \forall i \in [1, m] \quad (I-26)$$

La solution d'un problème vectoriel est alors donnée par un ensemble d'optima de *Pareto* qui constituent la *frontière de Pareto*. L'identification de cette frontière demande l'application de méthodes d'optimisation multimodales [30].

Cependant, dans le cadre d'une approche simplifiée, il est aussi possible de rechercher une solution unique en transformant le problème d'optimisation vectoriel en un problème d'optimisation scalaire. La méthode de pondération ou la méthode de Marglin [31] sont habituellement employées pour effectuer ce type de transformation.

7 Conclusion

Dans un contexte lié à l'électronique, nous avons procédé à une analyse du processus de conception par optimisation en détaillant ses différentes phases. Nous avons vu que l'optimisation d'un composant électronique est une procédure qui s'intègre bien dans une démarche de conception, qui fait appel à exploitation du savoir-faire et aux connaissances du concepteur. Le choix de la méthode d'optimisation dépend du problème à optimiser.

Dans un contexte lié à l'optimisation, nous avons donné quelques définitions introductives sur les méthodes utilisées pour la résolution d'un problème d'optimisation. Nous avons remarqué que selon leurs caractéristiques, ces méthodes peuvent être réunies en deux différents groupes: les méthodes locales et les méthodes globales.

Nous avons pu observer que les méthodes locales sont en général peu coûteuses, mais elles nécessitent souvent d'un point de départ et du gradient de la fonction d'adaptation pour résoudre le problème. À l'opposé, les méthodes globales ne nécessitent ni de point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction d'adaptation pour atteindre la solution optimale. Cependant, elles demandent un nombre important d'évaluations avant d'arriver à la solution du problème.

Nous avons ensuite décrit les différentes approches d'optimisation structurelle. Nous avons vu qu'il existe trois grandes familles. La première est l'optimisation géométrique qui nous permet de varier les dimensions de la structure sans toucher ni à la forme ni à la topologie. La seconde est l'optimisation de forme qui permet de changer la forme (contour) de la structure tandis que la topologie reste fixe, seulement la forme extérieure de la structure change. Nous avons trouvé dans la troisième catégorie, l'optimisation topologique qui nous offre la possibilité de changer la topologie de la structure c'est-à-dire la création ou l'élimination des trous infinitésimaux.

L'optimisation structurelle nous intéresse dans le domaine de l'électromagnétique. Pour cette raison, le sujet de cette thèse a consisté à fournir une bibliothèque d'outils d'optimisation de formes, plus particulièrement destinées à l'optimisation de formes des composantes électroniques hyperfréquences.

8 Références

- [1] **A.Abdelli**, “Optimisation multicritère d’une chaîne éolienne passive”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, le 15 Octobre 2007.
- [2] **S.Brisset**, “Démarches et outils pour la conception optimale des machines électriques”, Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, le 18 décembre 2007.
- [3] **M.C.Costa**, “Optimisation de dispositifs électromagnétiques dans un contexte d’analyse par la méthode éléments finis”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, le 28 Juin 2001.
- [4] **B.Sareni**, “Méthodes d’optimisation multimodales associées à la modélisation numérique en électromagnétisme”, Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, le 20 Janvier 1999.
- [5] **P.Paul**, “Amélioration des techniques d’optimisation combinatoire par retour d’expérience dans le cadre de la sélection de scénarios de Produit/Projet”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, le 25 Mai 2009.
- [6] **M.Tien Tho Do**, “Optimisation de forme en forgeage 3D”, Thèse de Doctorat, Ecole nationale supérieure des MINES paris, le 4 Juillet 2006.
- [7] **J.A.Vasconcelos**, “Optimisation de forme des structures électromagnétiques”, Thèse de Doctorat, No. 94-32, Ecole Centrale de Lyon, France, 1994.
- [8] **Y.Cherruault**, “Optimisation: Méthodes Locales et Globales”, Presses Universitaires de France, ISBN 2-130-49910-4, 1999.
- [9] **S.S.Rao**, “Engineering Optimization: Theory and Practice”, John Wiley & Sons, ISBN 0-471-55034-5, 1996.
- [10] **M. J. D. Powell**, “An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivations”, *Computer Journal*, vol. 7, pp. 155-162, 1965.
- [11] **L.Oulladji, A.Janka, J.A.Désidéri, A.Dervieux**, “Optimisation aérodynamique par algorithmes génétiques hybrides : application à la réduction d’un critère de bang sonique”, Rapport de recherche de l’INRIA – Juillet 2003.
- [12] **J.A.Vasconcelos, R.R.Saldanha, L.Krähenbühl, A.Nicolas**, “Genetic algorithm coupled with a deterministic method for optimization in electromagnetics”, *IEEE Trans. on Magnetics*, Vol. 33, No. 2, pp. 1860-1863, 1997.

- [13] **J.J.Liang, P.N.Suganthan**, “Dynamic Multi-Swarm Particle Swarm Optimizer with Local Search (DMS-L-PSO)”, Proceeding of the 2005 Congress of Evolutionary Computation, 2005, in press.
- [14] **M.Emmerich, A.Giotis, M.Özdemir, Th.Bäck and K.Giannakoglou**, Metamodel-assisted evolution strategies. In J. J. Merelo Guervos et al. (eds.): Parallel Problem Solving from Nature VII, Proc. Inte'I Conf, Granada, September 2002.
- [15] **Y.Jin, M.Olhofer, and B.Sendhoff**, On evolutionary optimisation with approximate fitness functions, in Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference GECCO, Las Vegas, Nevada, 2000, pp. 786–793
- [16] **Y.Jin, M.Olhofer, and B.Sendhoff**, Managing approximate models in evolutionary aerodynamic design optimization, in Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Vol. 1, Seoul, Korea, 2001, pp. 592–599.
- [17] **Xi-Huai Wang, Jun-Jun Li**, “Hybrid particle swarm optimization with simulated annealing”, International Conference on Machine Learning and Cybernetics, pages 2402 - 2405 vol.4, 2005, in press.
- [18] **J.P.Web**, “Design sensitivity of frequency response in 3-D finite-element analysis of microwave device”, IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 38, No. 2, pp. 1109-1112, March 2002.
- [19] **F.Murat, S.Simon**, Études de problèmes d'optimal design, Lecture Notes in Computer Science 41, pp.54-62, Springer Verlag, Berlin, 1976.
- [20] **J.Simon**, “Differentiation with respect to the domain in boundary value problems”, Num. Funct. Anal. Optim, 2, No 7-8, pp.649-687, 1980.
- [21] **G.Allaire, F.De Gournay, F.Jouve, A.Toader**, “Structural optimization using topological and shape sensitivity via a level set method”, Control and Cybernetics, 34, pp.59-80, 2005.
- [22] **G.Allaire, F.Jouve and A.M.Toader**, “Structural optimization using sensitivity analysis and a level set method”, J. Comp. Phys. Vol 194/1, pp.363-393 (2004).
- [23] **M.P.Bendsoe, N.Kikuchi**, “Generating optimal topologies in structural design using a homogenization method”, Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Vol. 71, No. 2, pp. 197-224, (November 1988).
- [24] **B.Samet**, “L’analyse asymptotique topologique pour les équations de Maxwell et applications”, Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier (Toulouse III), 29mars 2004.

- [25] **H.A.Eschenauer, V.Kobelev, A.Schumacher** , “Bubble method for topology and shape optimization of structures”, *Journal of Structural Optimization*, Vol. 8, pp. 42-51, (1994).
- [26] **J.Sokolowski, A.Zochowski**, “On the topological derivative in shape optimization”, *SIAM Journal on Control and Optimization*, Vol. 37, No. 4, pp. 1251-1272, (July 1999)
- [27] **C.W.Caroll**, “The Created Response Surface Technique for Optimizing Nonlinear Restrained Systems”, *Operational Research*,n. 9, pp. 169-184, 1961.
- [28] **M.R.Hestenes**, “Multiplier and Gradient Methods”, *Journal of Optimization Theory and Applications*, n. 4, pp. 303-320, 1969.
- [29] **Z.Michalewicz, D.Dasgupta, R.Leriche, M.Schoenauer**, “Evolutionary Algorithms for Constrained Engineering Problems”, *Computers &Industrial Engineering Journal*, Vol. 30, No. 2, 1996.
- [30] **M.Schoenauer, S.Xanthakis**, “Constrained GA optimization”, S. Forrest (Ed.), *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, Morgan Kauffmann Publishers, 1993.
- [31] **F.Messine, B.Nogarède, J.L.Lagounaelle**, “Optimal Design of Electro-Mechanical Actuators: A New Method Based on Global Optimization”, *IEEE Trans. on Magnetics*, Vol. 34, No. 1, pp. 299-308, 1998.

Chapitre II

Etat de l'art de l'optimisation
structurelle appliquée à la conception de
composants et de circuits
hyperfréquences

1 Introduction

Depuis l'avènement de la modélisation numérique sur calculateurs, les techniques de simulation connaissent un développement considérable. Les mises en œuvre expérimentales, souvent lourdes et coûteuses sont progressivement remplacées par des études dans lesquelles les outils de simulation prennent une place de plus en plus importante. Le développement des outils de modélisation pour la CAO (Conception Assistée par Ordinateur) et des méthodes d'optimisation associées constitue donc un enjeu important.

De nombreuses études sont menées dans le domaine de l'optimisation, comme le montre le nombre important de publications parues dans les revues spécialisées. L'optimisation s'applique à tous les domaines de la science : dans le domaine de l'automobile, l'optimisation permet de concevoir des voitures plus aérodynamiques, dans l'industrie électronique, on cherche à obtenir des circuits plus performants ou à minimiser par exemple la distance entre les connexions dans les circuits à très haute échelle d'intégration.

Dès la conception, il devient donc possible d'ajuster avec précision les caractéristiques structurelles ou physiques du modèle numérique pour atteindre les performances souhaitées.

Dans ce chapitre nous allons présenter quelques exemples d'application de l'optimisation structurelle pour la conception des dispositifs hyperfréquences. Nous avons choisi de les classer d'abord selon le type de dispositif (antennes, filtres et autres composants) puis suivant la nature structurelle (géométrique ou plus généralement de formes, c'est-à-dire s'appliquant au contour ou à la topologie de la structure).

2 Conception d'antennes

L'objectif de cette partie est de montrer au lecteur les techniques employées dans la littérature pour l'optimisation structurelle des antennes. La littérature sur l'optimisation structurelle des antennes est relativement large. Différents exemples sont sélectionnés pour l'optimisation paramétrique (géométrie contrôlée par des dimensions caractéristiques de l'objet) et pour l'optimisation de formes (forme contrôlée par des paramètres contrôlant le contour ou la topologie de l'objet) afin d'exposer les techniques les plus répandues.

2.1 Optimisation paramétrique

Edward E. Altshuler [1] a utilisé l'algorithme génétique (AG) pour la conception d'une antenne monopole repliée, comme montré sur la figure II.1. L'AG a été appliqué dans l'objectif d'optimiser les dimensions géométriques de l'antenne pour assurer une distribution uniforme du champ rayonné par l'antenne dans l'hémisphère à la fréquence du travail.

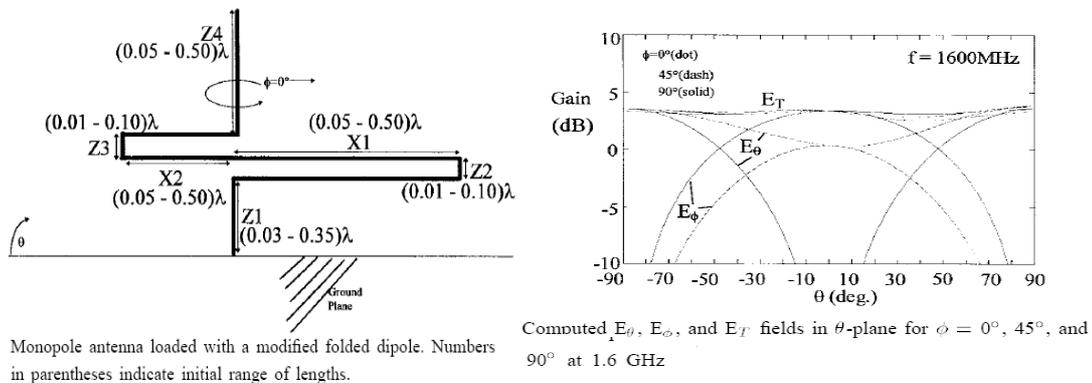
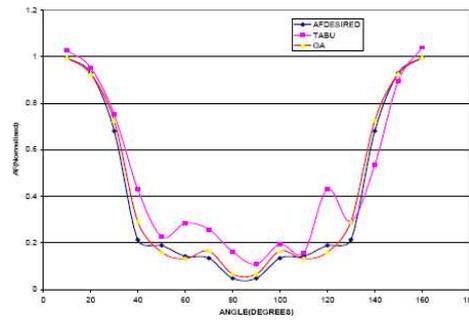
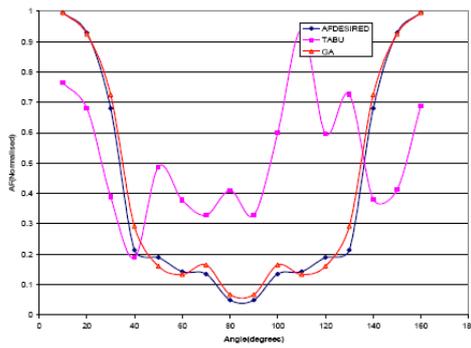


Figure II.1 Antenne monopole optimisée par AG

L'utilisation de l'AG, permet d'atteindre l'objectif de conception désiré : le rayonnement de l'antenne montre une distribution du champ à peu près uniforme dans toutes les directions.

Dans [2], K.R.Subhashini a appliqué l'AG et la recherche tabou (TS, Tabu Search en anglais) pour la conception d'un réseau d'antennes linéaire à N éléments. Le but consiste à trouver les amplitudes et les phases optimales pour chaque élément du réseau. Une étude comparative montre dans ce cas le potentiel de l'AG par rapport à la recherche tabou (cf figure II.2).



Plot between Desired and Estimated(only Amplitude trained with GA and TS) as a function of elevation angle in normal scale. Plot between Desired and Estimated(only Amplitude & phase trained with TS) as a function of elevation angle in normal scale.

Figure II.2 Rayonnement d'un réseau d'antennes linéaire

L'exemple montré sur la figure II.3 est la conception d'une antenne Yagi proposée par Urvinder Singh [3]. U.Singh a appliqué la méthode du recuit simulé (SA, *Simulated Annealing* en anglais) pour optimiser les dimensions géométriques de l'antenne afin de maximiser le gain et d'adapter l'entrée en obtenant une impédance d'entrée proche de 50Ω .

Après une comparaison effectuée avec d'autres approches d'optimisation publiées, il a montré les améliorations apportées par la méthode du recuit simulé.

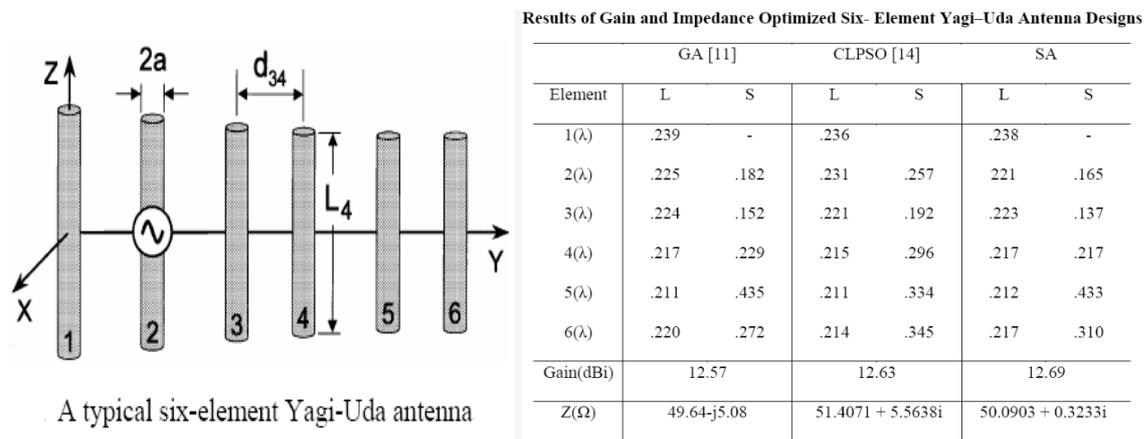


Figure II.3 Optimisation d'une antenne Yagi par la méthode de recuit simulé

Dans une autre publication, Óscar Quevedo-Teruel [4] a réalisé la conception d'un réseau d'antennes en utilisant l'algorithme des colonies de fourmis (ACO, *Ant Colony Optimization* en anglais).

L'algorithme est adapté pour résoudre un problème d'optimisation à variables binaires. Dans ce cas, une fourmi désignera une solution du problème avec un vecteur binaire de 100 bits.

Comme montré sur la figure II.4, l'algorithme permet d'optimiser un réseau de 100 éléments en partant d'une population de 10 fourmis.

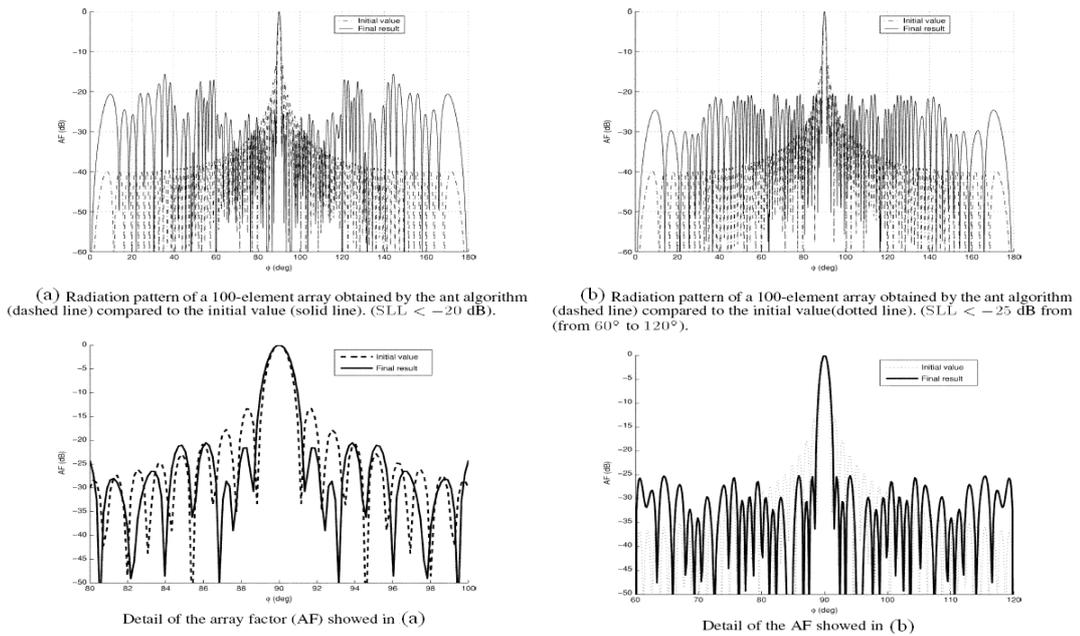
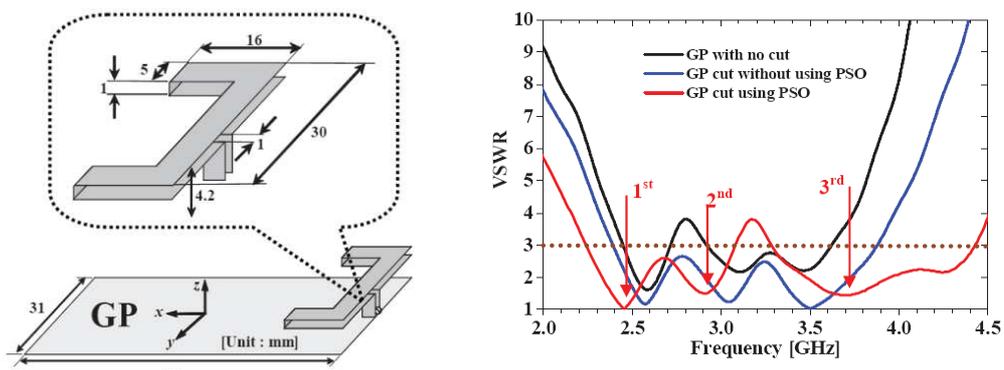


Figure II.4 Diagramme de rayonnement d'un réseau de 100 éléments optimisé par ACO

Ces travaux montrent la souplesse de l'algorithme des colonies de fourmis (ACO) et sa capacité à résoudre des problèmes d'optimisation avec un grand nombre de variables binaires.

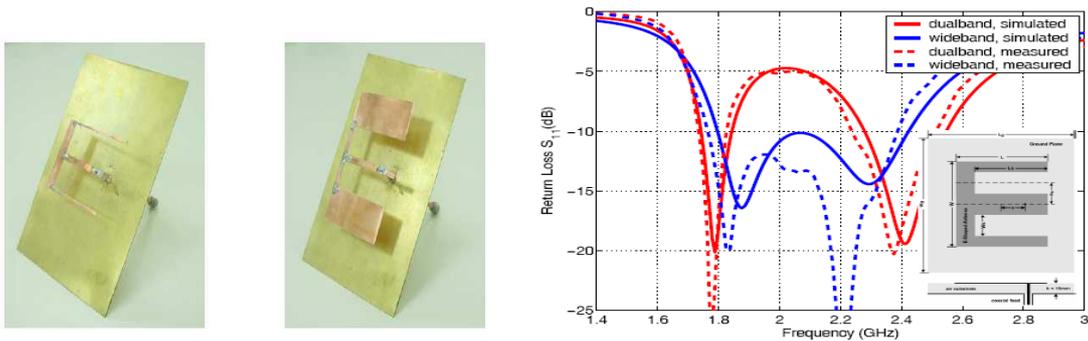
Nguyen Tuan Hung [5] a présenté dans son papier la conception d'une antenne dipôle en forme de U. La méthode des essaims de particules (PSO, Particle Swarm Optimization en anglais) est utilisée pour optimiser la zone de gravure comme illustré sur la figure II.5.



L'application de la méthode PSO permet d'atteindre les objectifs désirés en minimisant la surface de la zone de gravure créée au niveau du plan de masse.

Les travaux effectués par Yahya Rahmat-Samii [6] ont montré qu'il est possible d'adapter la technique *PSO* pour traiter divers problèmes d'optimisation, à variables réelles ou binaires, monoobjectif ou multiobjectifs. Plusieurs exemples pratiques sont utilisés pour valider la fonctionnalité de la méthode *PSO* en adaptant la technique selon la nature du problème.

Comme nous présentons sur la figure II.6, la méthode des essais de particules est utilisée pour déterminer les dimensions géométriques de l'antenne assurant une bonne adaptation aux points de fréquences désirés.

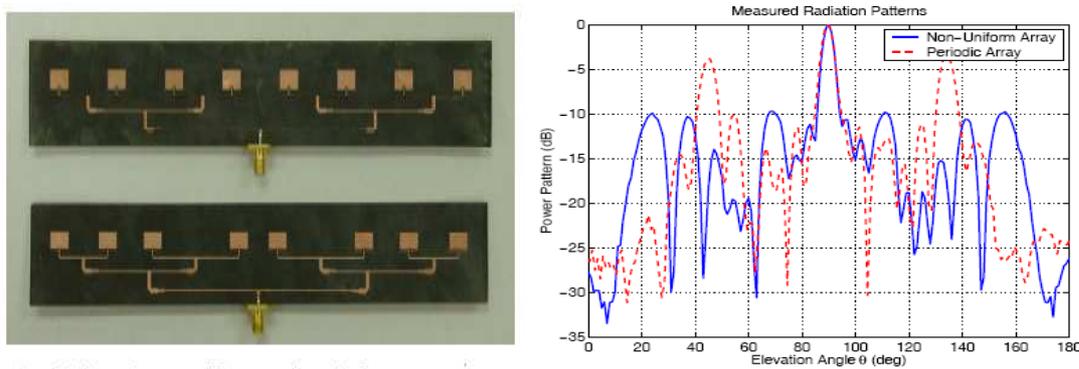


Photographs of fabricated antenna prototypes: a dualband antenna (left) and a wideband antenna (right).

Simulated and measured S_{11} curves of optimized dualband and broadband E-shaped antennas.

Figure II.6 Géométries et adaptation des antennes optimisées par *PSO*

Dans un autre exemple, il a montré la capacité de l'approche à résoudre un problème multi-objectifs. Sur la figure II.7, la méthode est appliquée pour déterminer les espacements optimaux entre les éléments du réseau d'antennes. A la fin de l'optimisation, la solution qui satisfait tous les critères de conception souhaitée est choisie sur une courbe de Pareto.



The fabricated non-uniform and periodic antenna arrays

Measured radiation patterns of both arrays.

Figure II.7 Réseau d'antennes non uniforme optimisé

Les travaux présentés par Y. Rahmat-Samii, montrent la flexibilité et la souplesse de cette technique à aborder divers types des problèmes d'optimisation.

Le papier de Peter J. Moosbrugger [7] expose une optimisation géométrique par la méthode des surfaces de réponses. Une approche basée sur le remplacement de l'approximation quadratique utilisée généralement pour définir la fonction de réponses par d'autres types d'approximation (splines cubiques, fonctions de base radiales, ou modèles de corrélation spatiale) est appliquée pour la conception d'une antenne multicouches comme montré sur la figure II.8.

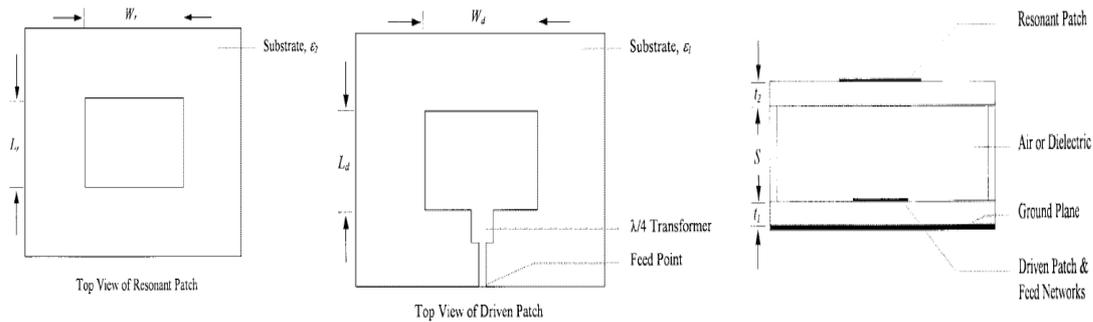


Figure II.8 Geometrie de l'antenne multicouches

Dans l'exemple traité, l'approche est utilisée pour construire un modèle de l'impédance d'entrée de l'antenne. Ensuite ce modèle sera optimisé pour trouver les meilleurs paramètres géométriques de l'antenne qui minimisent le coefficient de réflexion dans la bande de fréquence souhaitée. La figure II.9 présente une comparaison entre la valeur du coefficient de réflexion prédite par le modèle établi et celle obtenue par mesure.

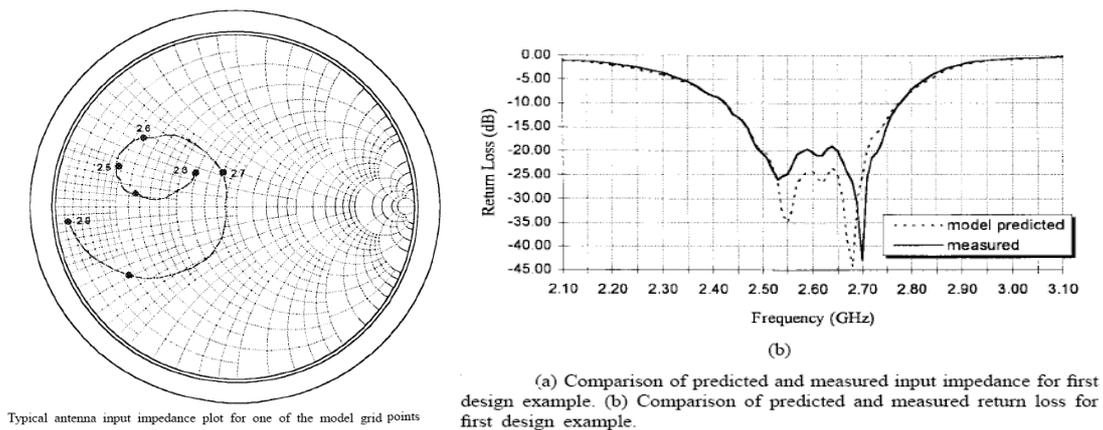


Figure II.9 Validation de l'approche proposée et résultats d'optimisation

L'accord trouvé entre les deux résultats montre l'utilité et l'exactitude de l'approche proposée à concevoir des antennes multicouches.

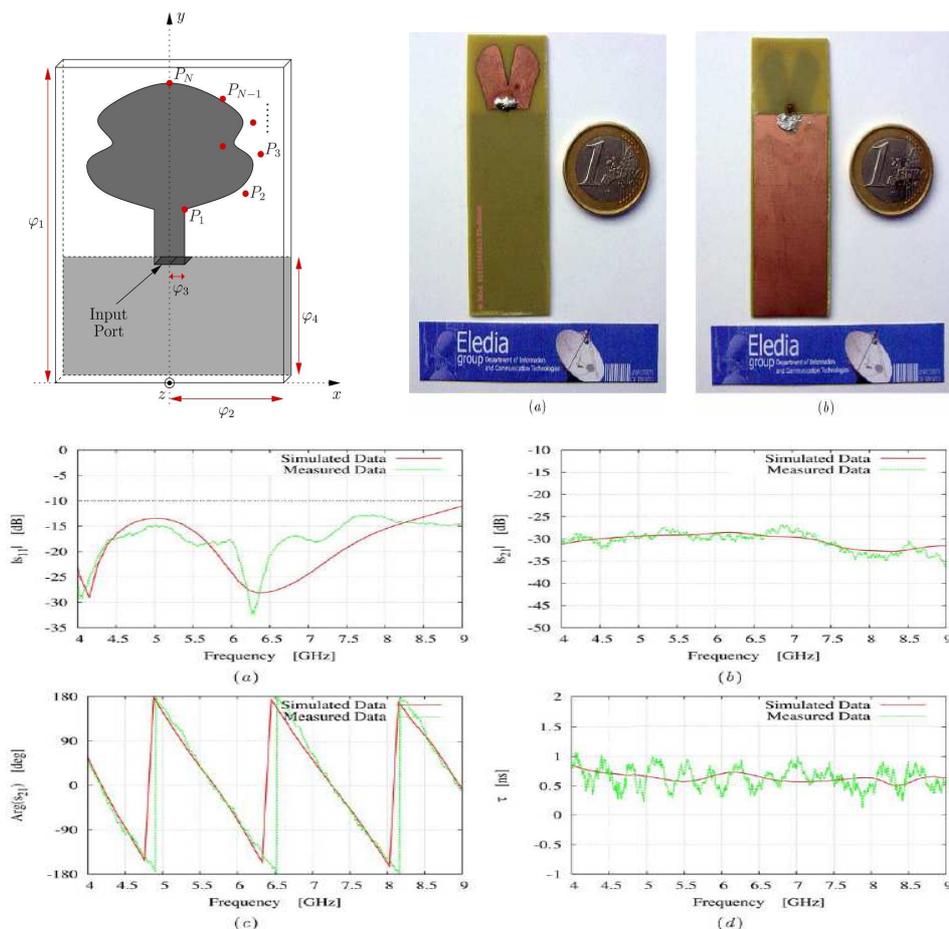
Comme nous avons pu l'illustrer dans cette section une large variété de méthodes sont donc utilisées pour l'optimisation paramétrique des antennes. On note que les méthodes d'optimisation globale de type évolutionnaires (*AG*, *PSO*, *ACO* ...) sont très largement répandues.

2.2 Optimisation de forme (contours et topologie)

Pour acquérir des antennes performantes et optimisées en forme, Leonardo Lizzi [8] a adapté la technique des essaims de particules (*PSO*) à la conception d'antennes imprimées.

La technique *PSO* est appliquée pour modifier la géométrie et le contour en définissant des variables de conception pour les dimensions géométriques de l'antenne et les coordonnées de points de contrôles interpolant le contour par une fonction de type splines cubiques.

Dans une première démonstration, L.Lizzi a évalué l'approche suggérée pour la conception d'une antenne ultra large bande comme montré sur la figure II.10.



Test Case 2 ($f(\min) \equiv 4$ GHz, $f(\max) \equiv 9$ GHz, FCC standard, $N = 7$)—Numerical and measured values of (a) $|\hat{S}_{11}|$, (b) $|\hat{S}_{21}|$, (c) $\angle \hat{S}_{21}$, and (d) $\hat{\tau}$ versus the frequency f .

Figure II.10 Paramètres descriptifs de l'antenne basée sur la représentation spline.

Dans un autre exemple de conception d'antenne à géométrie circulaire, L.Lizzi a souligné les principaux avantages de la méthode basée sur l'utilisation d'une approximation par courbe de Bézier sur une approche de paramétrage classique (cf figure II.11).

On conclue sur les travaux de L.Lizzi que l'application de la technique des essais de particules (*PSO*) permet de concevoir des antennes à géométrie complexe avec une vitesse de convergence rapide par rapport à une approche de paramétrage classique.

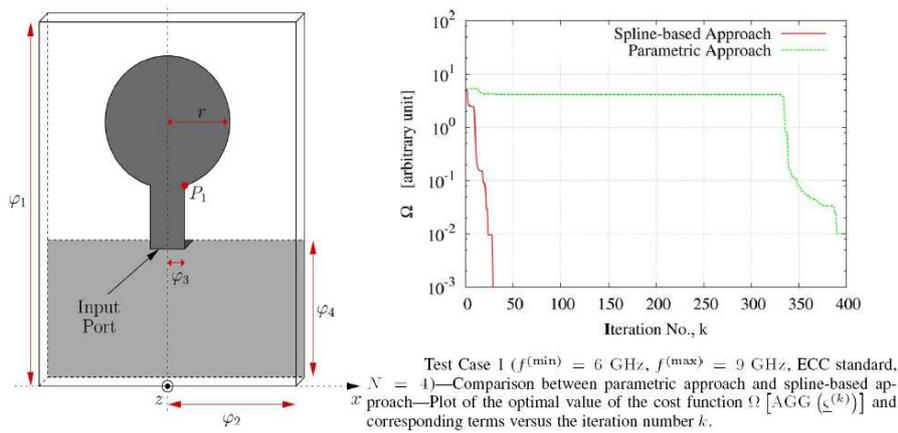
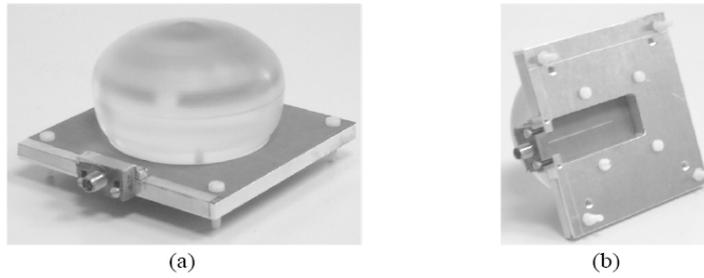
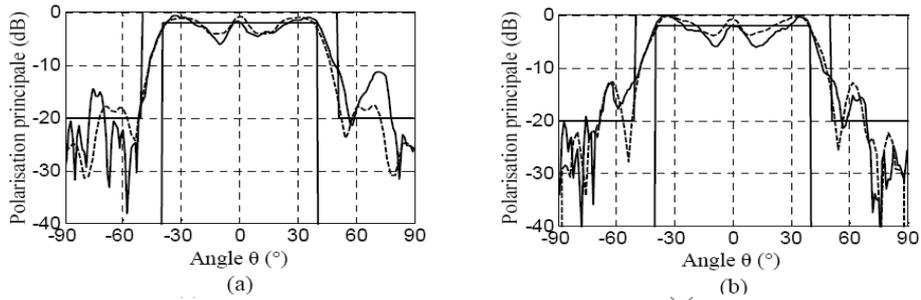


Figure II.11 Paramètres descriptifs de la géométrie circulaire de l'antenne étudiée

Dans [9], Gaël Godi a effectué la conception d'antennes lentilles par algorithme génétique (*AG*). Une méthodologie de conception basée sur le couplage entre un *AG* et une méthode d'analyse électromagnétique *3D* de type optique géométrique-optique physique (*OG-OP*) a été appliquée. Le profil de la lentille est interpolé comme montré sur la figure II.12, par des fonctions de type splines cubiques. Les paramètres optimisés par l'*AG* sont les valeurs $r = f(\theta, \varphi)$ des points de contrôle des splines (les paramètres sont discrétisés afin de constituer des chromosomes binaires).



Prototypage de la lentille associée à sa source primaire
(a) Vue de dessus ; (b) Vue de dessous.



Comparaison des résultats expérimentaux en champ lointain (trait continu) et des simulations FDTD (trait discontinu) à 28 GHz. (a) Plan E ; (b) Plan H.

Figure II.12 Conception d'antennes lentilles par AG

Les résultats de ces travaux montrent la robustesse de l'AG pour l'optimisation de forme des antennes lentilles diélectriques (les optimisations présentées portent sur des espaces de solutions codés sur 70, 120 et 190 bits, soit respectivement 10^{21} , 10^{36} et 10^{57} possibilités).

Une autre application de l'AG pour la conception d'antennes lentilles plates est décrite dans le papier d'Anthony Rolland [10] et illustrée sur la figure II.13. Dans le cas traité dans ce papier, les grandeurs à optimiser se réduisent aux paramètres géométriques définissant le(s) contour(s) diélectrique(s) et métallique(s) de l'antenne (lentille, taille du plan de masse, etc.). Ces profils sont définis à l'aide de points de contrôle prédéfinis par l'utilisateur, ils sont ensuite reconstruits par interpolation linéaire ou par splines cubiques.

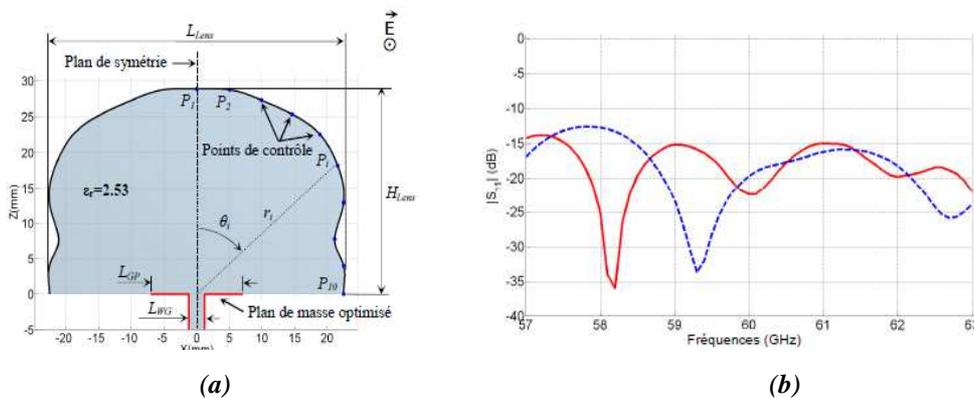


Figure II.13 (a) Géométrie de la section de lentille diélectrique (b) Coefficient de réflexion (S_{11})
Mesures (---) Simulations HFSS (---)

Le travail effectué par H.Choo [11] s'attache à la conception et la miniaturisation d'une antenne patch par la technique génétique discrète. Un AG binaire est utilisé pour chercher la distribution de métallisation optimale sur la surface supérieure du substrat. La surface est discrétisée en patches élémentaires, et l'objectif est d'élargir la bande passante sans augmenter le volume globale ou le coût de fabrication.

Afin d'obtenir des éléments bien connectés, un filtre d'analyse de connectivité a été appliqué aux chromosomes pour garantir des solutions réalisables à chaque génération de l'AG, comme présenté sur la figure II.14.

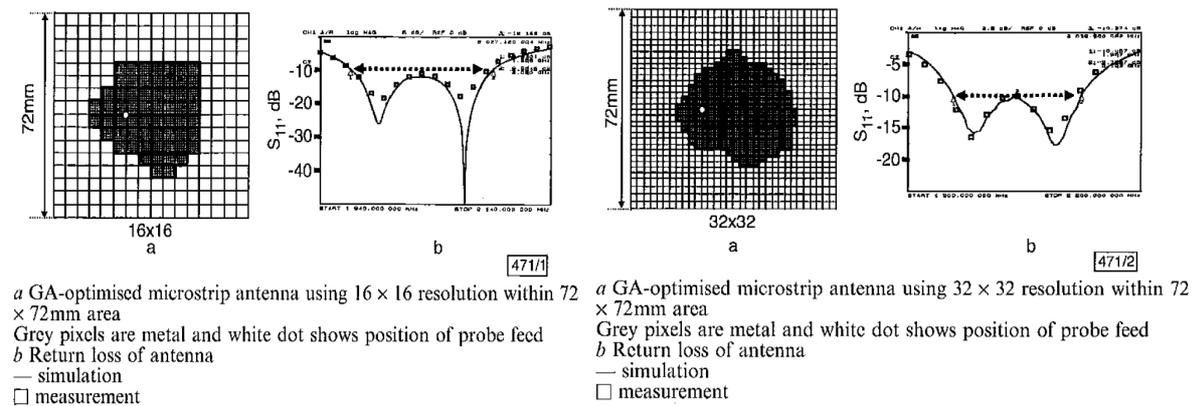


Figure II.14 Formes optimisées et paramètres S_{11} de l'antenne optimisée par AG

Dans les exemples précédents, les différentes techniques d'optimisation sont adaptées pour résoudre un problème d'optimisation de contours. Shiwei Zhou [12] a soumis une application (en 2D) de la méthode des courbes de niveaux (LS, *level-set* en anglais) pour la conception d'une antenne dipôle en optimisant aussi sa topologie. La forme de l'antenne est paramétrée par la fonction courbes de niveaux qui consiste à bouger la frontière de l'interface de séparation entre le vide et le métal afin d'obtenir une distribution optimale de métallisation (cf figure II.15).

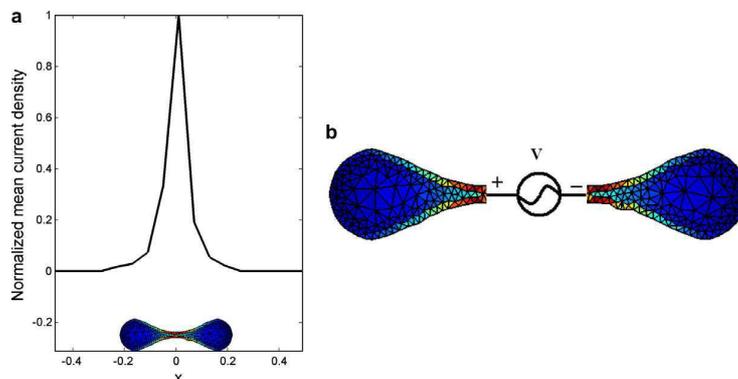


Figure II.15 (a) Distribution de la densité de courant (b) antenne dipôle séparée en deux parties

A partir de plusieurs exemples, l'auteur a voulu montrer que cette technique n'est pas purement une optimisation du contour mais qu'elle est capable de créer des trous durant l'optimisation. De plus, si l'objet initial contient plusieurs trous séparés, la topologie peut varier au cours de l'optimisation par fusionnement des différentes parties. La figure II.16 montre pour deux exemples d'optimisation différents contours et topologies résultant de l'application de la méthode pour deux points de départ distincts.

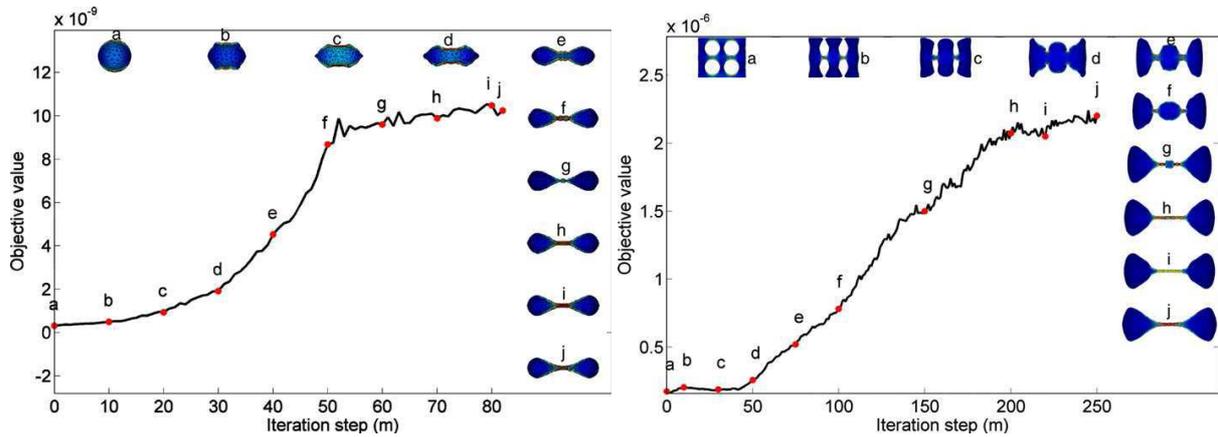


Figure II.16 Évolution du critère de convergence et de la forme pour deux métallisations de départs différentes

Les travaux effectués par Shiwei Zhou montrent donc que la méthode des courbes de niveaux s'applique parfaitement à l'optimisation de formes généralisée (contour ou topologie) pour la conception d'antennes.

Dans le travail de Naotaka Uchida [13], l'optimisation de forme et de topologie sont appliquées simultanément pour la conception d'une antenne patch dans l'objectif de maximiser le rayonnement à une fréquence désirée. Dans ce cas, l'approche de la densité normalisée est employée pour contrôler la variation de la densité de matériau dans le substrat diélectrique et le contour du patch métallique est modélisé par un polygone de 24 points de telle sorte que les coordonnées de ces points sont optimisés par une technique d'optimisation de forme de type gradient (figure II.17).

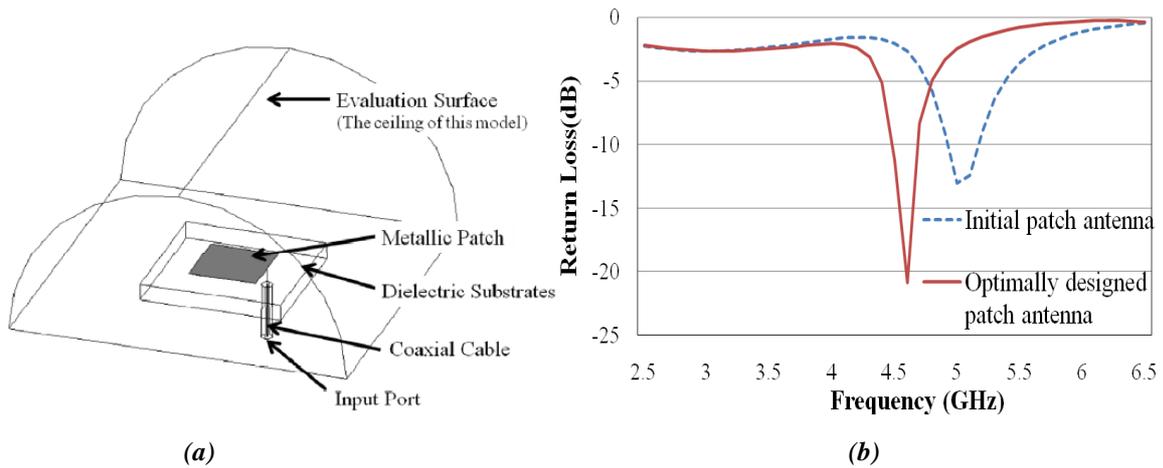


Figure II.17 (a) Modèle de l'antenne patch optimisée ,(b) $|S_{11}|$ de la solution optimale

Tsuyoshi Nomura [14] a décrit dans son papier l'optimisation topologique d'une antenne à résonateur diélectrique dans l'objectif d'avoir un fonctionnement b bande. Dans cette optique, une méthode basée sur la distribution de matériau solide isotrope avec l'approche *SIMP* a été appliquée pour contrôler la variation de la densité de matériau diélectrique dans chaque cellule du domaine d'optimisation discrétisé en $(60 \times 60 \times 60)$ cellules, comme montre la figure II.18.

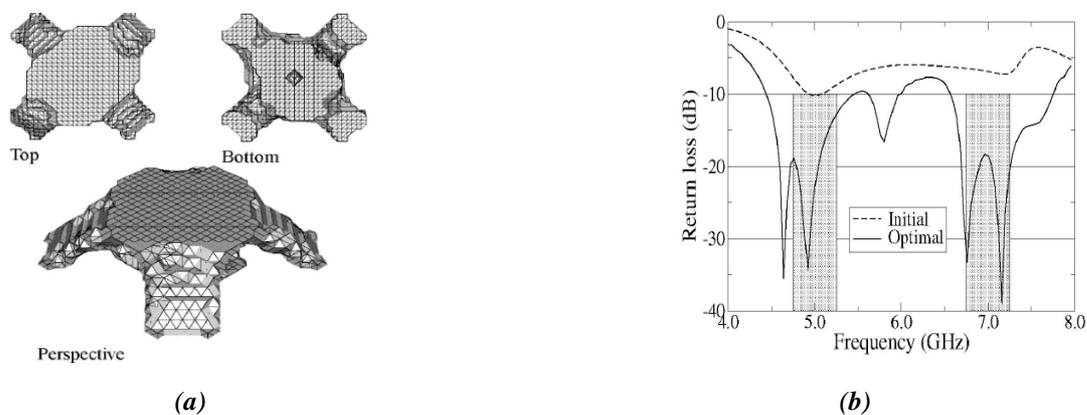


Figure II.18 (a) Diverses vues de la configuration optimale (b) coefficient de réflexion de la solution optimale

Les travaux de thèse de Hong-Son Chu [15] décrivent deux exemples d'application de l'AG pour l'optimisation de forme d'antennes imprimées. Une optimisation de contours par AG est proposée pour optimiser les formes des fentes gravées sur un pavé rayonnant d'une antenne imprimée classique (figure II.19)

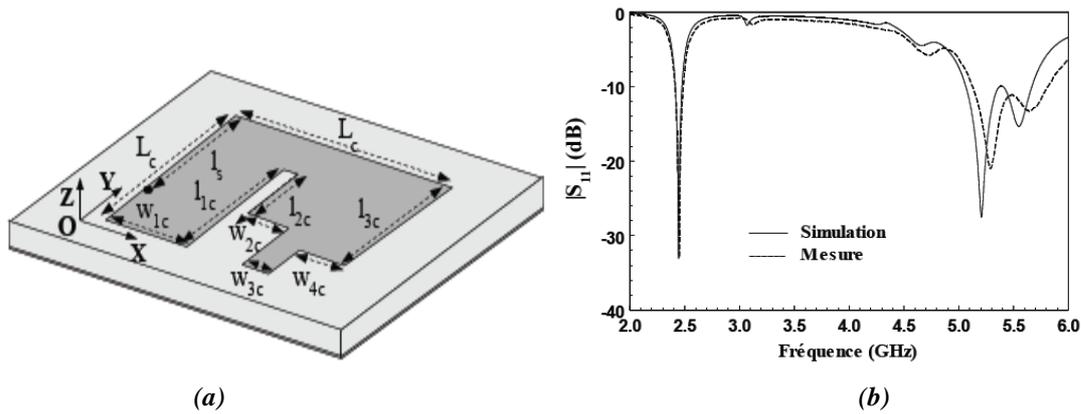


Figure II.19 (a) Description géométrique de la structure optimisée (b) $|S_{11}|$ dB mesuré et simulé

Dans la deuxième application, l'AG est adapté pour optimiser la topologie du pavé en utilisant un codage à deux états, 1 (cellule métallisée) / 0 (cellule non métallisée), qui consiste à insérer des trous dans l'élément rayonnant dans le but d'augmenter la bande passante de l'antenne conçue, comme montré sur les figures II.20 et II.21.

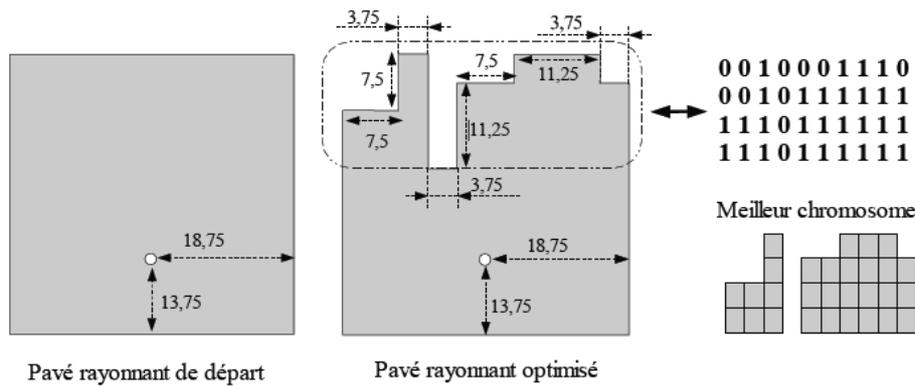


Figure II.20 Comparaison des configurations de l'antenne optimisée et de l'antenne originale (les dimensions en mm)

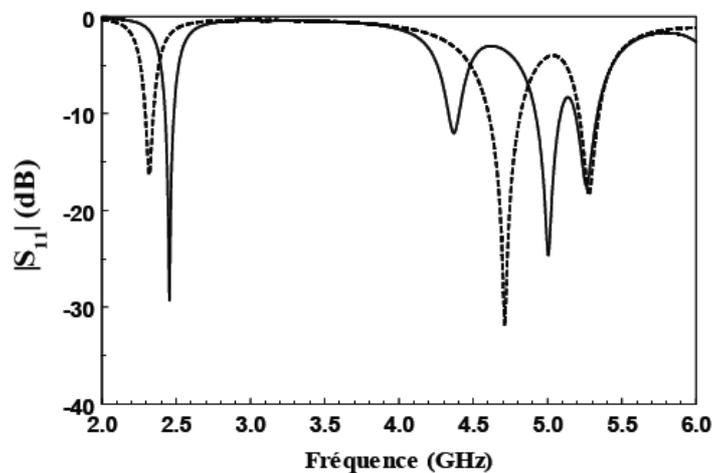


Figure II.21 Evolution du coefficient de réflexion — Antenne optimisée ----- Antenne originale

Ces travaux ont montré l'utilité et la souplesse de l'AG pour la conception des antennes imprimés.

Les algorithmes génétiques sont donc aussi très bien adaptés à l'optimisation de formes des antennes (contour et topologie). On note aussi l'adaptation de techniques dédiées spécifiquement à l'optimisation de formes (*SIMP*, *LS* ...).

3 Conception de filtres

La conception des filtres hyperfréquences fait l'objet d'une littérature relativement importante. Nous exposons ici différentes techniques parmi les plus utilisées pour l'optimisation paramétrique ou de formes.

3.1 Optimisation paramétrique

Piotr Kozakowski [16] a travaillé sur la conception des filtres passe bandes en technologie volumique. Comme illustré sur la figure II.22, une méthode d'optimisation locale de type gradient (*SQP Sequential Quadratic Programming* en anglais) disponible dans la boîte à outil « *Optimization Toolbox* » de Matlab a été employée pour régler des filtres satisfaisant un gabarit de filtrage donné.

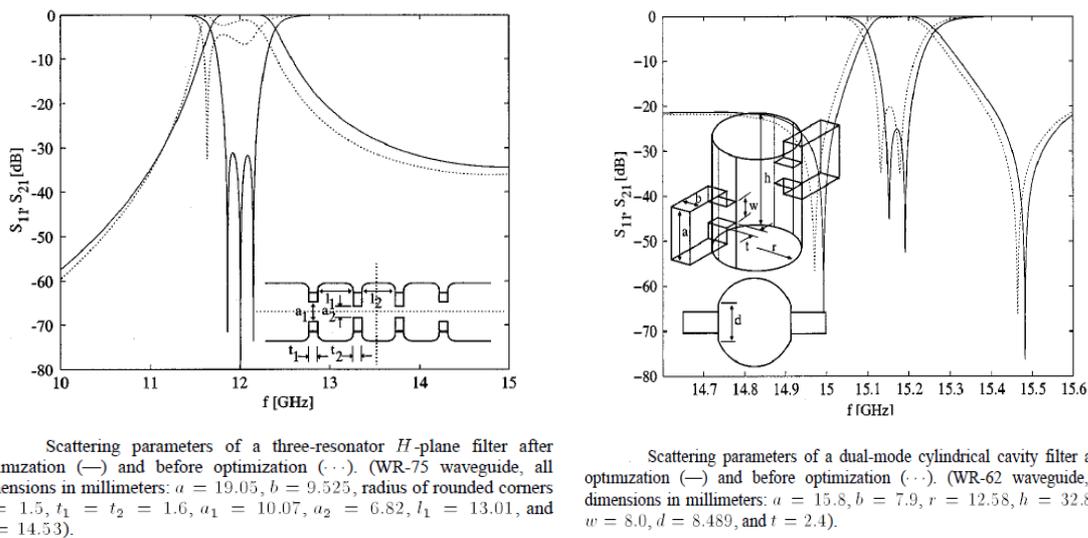


Figure II.22 Filtres passe bandes en technologie volumique

L'utilisation de cette technique locale permet d'atteindre les spécifications électriques du gabarit imposé pour l'ensemble des filtres conçus.

Le papier de S.F.Peik [17] s'attache à l'optimisation des filtres passifs microondes par algorithme génétique (*AG*). Trois filtres ont été conçus et pour chaque structure, deux techniques (l'*AG* et une méthode de type gradient) sont utilisées pour optimiser les

dimensions géométriques. Les résultats obtenus sont comparés en termes de vitesse de convergence et de qualité de la solution trouvée.

La méthode du gradient étant locale, la solution optimale dépend fortement du point de départ (cf figure II.23). Par contre, malgré une vitesse de convergence plus lente, S.F.Peik souligne la capacité de l'AG à résoudre de problèmes d'optimisation nonlinéaire multiobjectifs par rapport à l'approche de type gradient (l'AG rejette la géométrie du filtre qui ne respecte pas certaines contraintes imposées).

Ces travaux comme ceux présentés dans [18] montrent la souplesse et l'efficacité des AGs sur les techniques d'optimisation locales pour traiter de problèmes d'optimisation complexes et à grand nombre de variables.

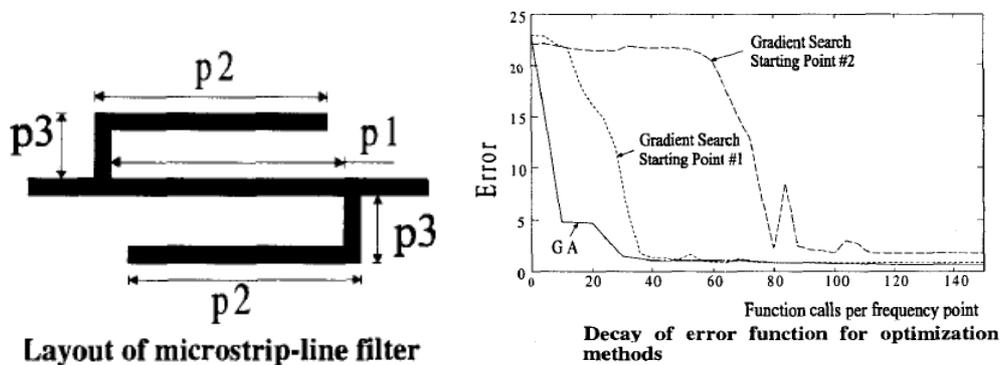


Figure II.23 Optimisation paramétrique d'un filtre en technologie micro ruban

Dans son article, L.Matekovits [19] a utilisé deux techniques d'optimisation globales (AG et *PSO*) pour la conception d'un filtre passe-bande à géométrie symétrique constitué d'une séquence de $2N+1$ tronçons de lignes de mêmes longueurs mais des largeurs différentes (figure II.24).

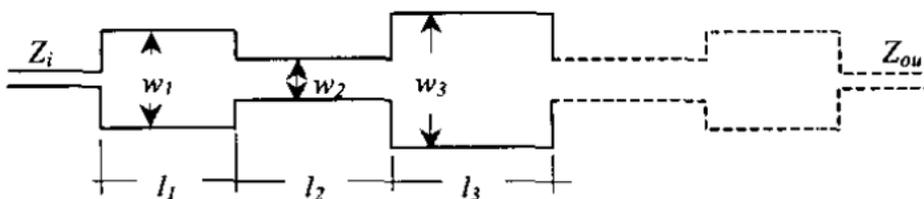


Figure II.24 Geometrie d'un filtre passe bande pour $N=2$

Ces largeurs sont optimisées pour répondre à des spécifications de filtrage désirées.

Il a comparé les deux techniques et mis en évidence que l'efficacité des techniques dépendait fortement des paramètres choisis, sans pouvoir conclure d'une manière générale à la supériorité d'une méthode par rapport à l'autre (figure II.25).

N	Population	PS			GA		
		iterations	score	PFE	iterations	score	PFE
5	10	427	997,27	4270,00	126	1000,00	1264,00
7	10	803	997,09	8032,00	222	1000,00	2218,00
9	10	1000	947,98	9998,00	418	1000,00	4178,00
5	20	69	1000,00	1376,00	152	1000,00	3040,00
7	20	107	1000,00	2144,00	167	1000,00	3340,00
9	20	674	999,93	13476,00	339	1000,00	6772,00

Figure II.25 Comparaison en performance entre AG et PSO

3.2 Optimisation de forme (contours et topologie)

Une étude a été réalisée par Wen Wang [20] sur la conception et la miniaturisation d'un filtre passe bande en technologie micro ruban par la méthode des essaims de particules (*PSO*). Le codage binaire (1 métal, 0 non métal) a été appliqué afin d'obtenir une topologie optimale du filtre qui répond aux objectifs visés (diminuer la fréquence du filtre en réduisant l'encombrement). Le domaine d'optimisation a été divisé en quatre pour prendre en compte des symétries et réduire le nombre de variables, comme montré sur la figure II.26.

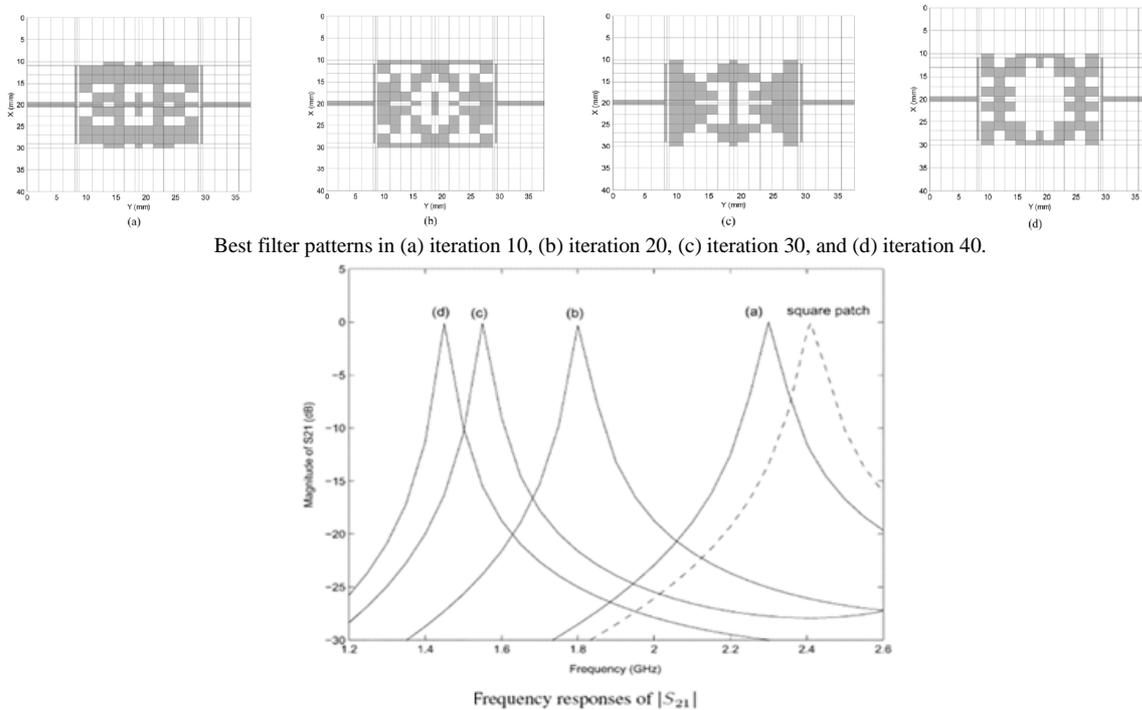


Figure II.26 Optimisation topologique d'un filtre passe bande par PSO

Ces travaux montrent l'utilité et la flexibilité de l'approche des essaims de particules pour la conception de filtres optimisés en formes.

Une autre alternative montrée sur la figure II.27 et proposée par A.Kido [21] est l'optimisation topologique de filtres planaires. L'AG a été appliqué pour la conception des filtres à N pôles.

Ce papier propose une formulation de la fonction d'adaptation qui introduit des contraintes à la fois sur l'amplitude et sur la phase du paramètre S_{ij} dans la bande passante du filtre.

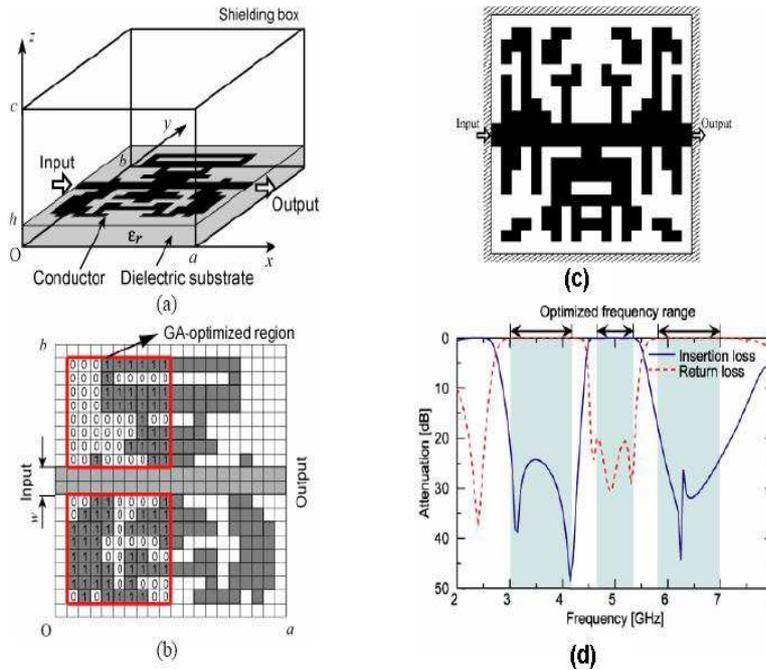


Figure II.27 *Filtre planaire : la configuration initiale de métallisation (a), représentation binaire de la zone d'optimisation (b), forme optimale (c), réponse en fréquence de filtre optimisé(d).*

Ces travaux montrent encore une fois de plus la puissance de l'AG et valide la formulation proposée pour la fonction d'adaptation.

Au sein de notre laboratoire des travaux ont été effectués par H.Khalil [22] pour implanter et valider respectivement la méthode du gradient topologique et la méthode des courbes de niveaux pour l'optimisation de filtres hyperfréquences.

Les deux techniques sont appliquées en 3D pour chercher la distribution optimale de matériaux diélectriques dans un domaine volumique afin d'améliorer les performances électriques de filtres à résonateurs diélectriques (facteur de qualité à vide, performance hors bande) en référence à des filtres classiques. La figure II.28 présente un exemple d'application des deux méthodes d'optimisation pour améliorer la performance hors bande d'un filtre à résonateur diélectrique.

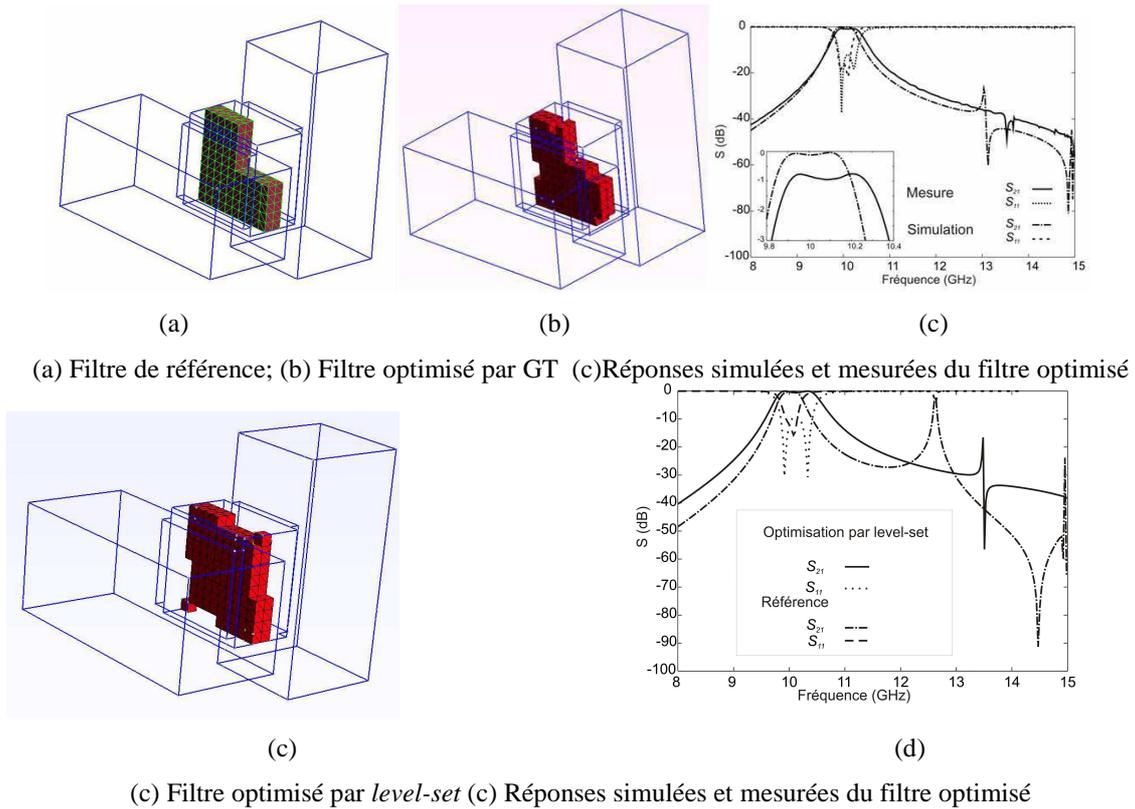


Figure II.28 Conceptions d'un filtre à résonateur diélectrique par les deux techniques d'optimisation, gradient topologie et courbes de niveaux.

Les deux méthodes montrent un potentiel très intéressant pour l'optimisation de forme et de topologie pour la conception de filtres à résonateurs diélectriques. L'application de ces algorithmes aboutit à des objets qu'aucun concepteur n'aurait pu mettre au point avec un outil de conception classique.

Nous pouvons conclure que, comme pour les antennes, les algorithmes génétiques ou plus généralement les algorithmes évolutionnaires (notamment la technique des essais de particules) sont les méthodes globales les plus largement répandus pour l'optimisation structurelle des filtres hyperfréquences.

Les méthodes locales pour l'optimisation paramétrique ou de formes reposent quant à elles classiquement sur l'évaluation d'un gradient.

4 Conception de composants

Dans cette dernière partie, nous exposons les techniques employées pour l'optimisation de composants hyperfréquences qui ne sont ni des antennes, ni des filtres.

4.1 Optimisation paramétrique

Le travail de Preetham B.Kumar [23] décrit la conception d'un diviseur de puissance en technologie microruban par une méthode locale basée sur le calcul de sensibilité de la fonction d'adaptation par rapport aux variables d'optimisation.

Cette méthode est utilisée pour optimiser les dimensions géométriques des jonctions afin d'ajuster les transmissions de puissance entre les deux ports de sortie du diviseur, dans la bande de fréquence désirée, comme montré sur la figure II.29.

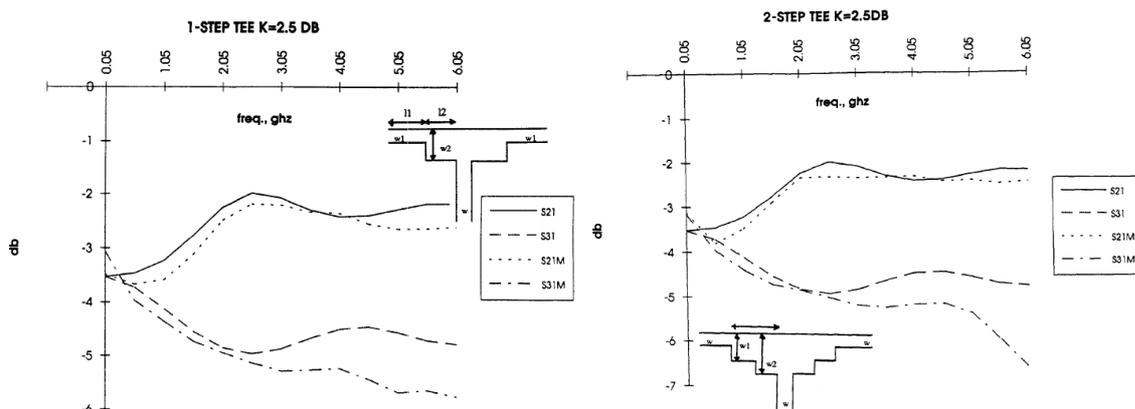


Figure II.29 Diverses formes des jonctions T

Ces travaux montrent l'efficacité de la méthode d'optimisation locale pour converger rapidement vers la solution optimale du problème, dans le cas où on a un faible nombre de variables et une fonction d'adaptation relativement simple.

Un autre exemple de conception d'un diviseur de puissance par la méthode Nelder-Mead est détaillé dans le papier de T.Lingel [24].

R.R.Saldanha [25] a présenté la conception d'un guide d'onde par deux techniques d'optimisation, la méthode recherche tabou et une méthode déterministe (*EA, Ellipsoid*

Algorithm en anglais). Les deux méthodes sont appliquées pour optimiser les dimensions géométriques du guide comme présenté sur la figure II.30.

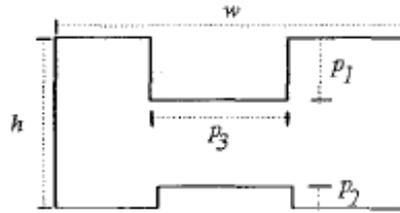


Figure II.30 Geometrie du guide d'onde étudié

Les résultats d'optimisation obtenus montrent que la méthode de recherche tabou demeure plus efficace que la méthode déterministe même si elle exige un grand nombre d'évaluations de la fonction d'optimisation.

J.P. Webb [26] a proposé une méthode pour l'optimisation géométrique d'un modèle de composant hyperfréquence. L'approche développée calcule la sensibilité des paramètres S par rapport au changement géométrique et utilise également la méthode des éléments finis pour modéliser les structures.

La figure II.31 présente une application de cette méthode pour adapter la structure à l'accès 1.

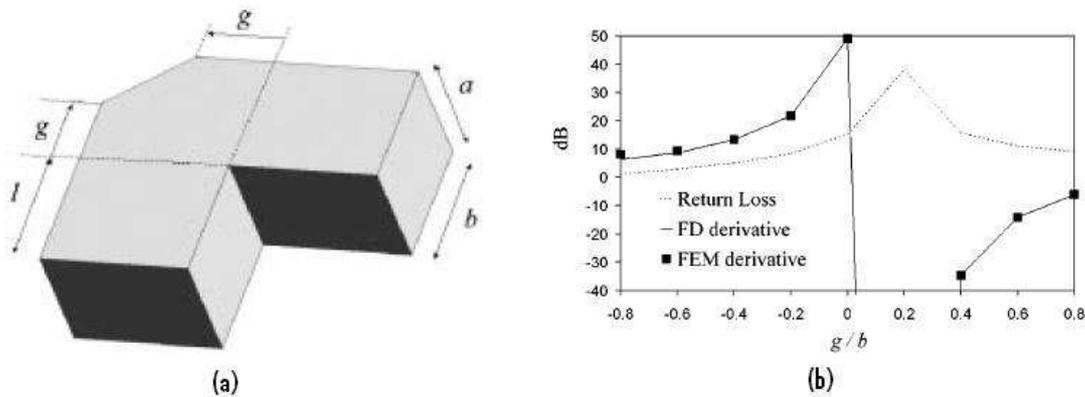


Figure II.31 Guide d'onde rectangulaire (a) et variation des pertes en réflexion en fonction de g/b .

Le travail mené par Daniela Staiculescu [27] s'attache à l'optimisation paramétrique par la méthode des plans d'expériences (plans à surfaces de réponses). La technique des plans d'expériences est appliquée à la conception de baluns en technologie LTCC (cf figure II.32).

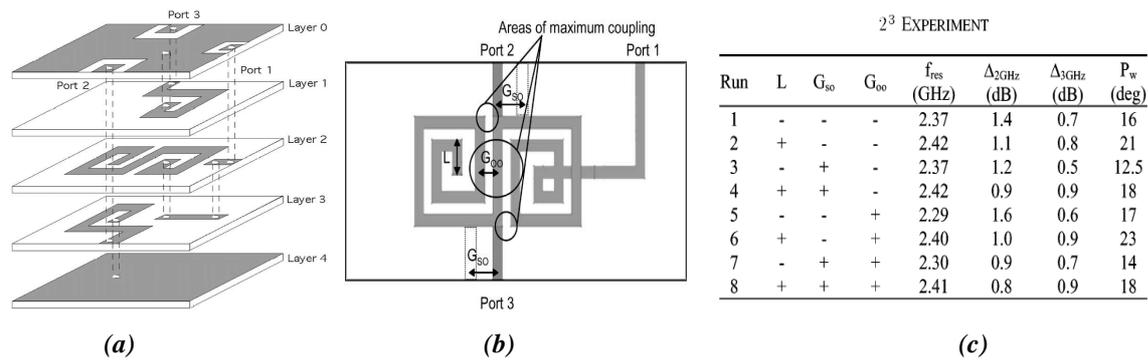


Figure II.32 (a) Géométrie du balun (b) variables d'optimisation (b) plan d'expériences

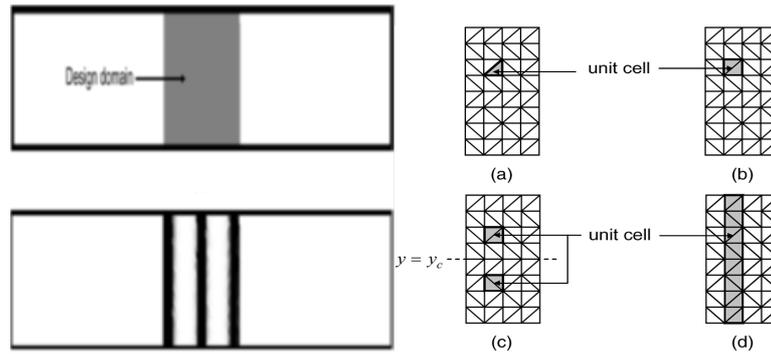
Elle a été utilisée pour établir des modèles capables de prédire les performances des baluns en fonction des paramètres de conception influents (capacités parasites). Ensuite ces modèles sont optimisés pour améliorer les performances électriques désirées.

Les travaux réalisés décrivent l'intérêt des plans d'expériences par rapport aux autres techniques d'optimisation. En effet, l'approche permet d'accéder à un modèle analytique permettant d'optimiser les performances des composants en réduisant le nombre d'analyses du modèle numérique.

4.2 Optimisation de forme (contours et topologie)

Jin-Kyu Byun [28] a optimisé la distribution de matériau diélectrique dans un guide d'onde dans l'objectif d'optimiser l'adaptation. Un optimiseur basé sur le calcul du gradient de la fonction d'adaptation a été appliqué pour l'optimisation topologique. La méthode de la variable adjointe est utilisée pour calculer la sensibilité de la fonction d'adaptation par rapport à la variation de la densité de matériau diélectrique dans chaque cellule du domaine d'optimisation discrétisé. Byun a étudié plus spécifiquement l'influence de l'espace de conception sur la solution optimale pour quatre types de régularisations, comme présenté sur la figure II.33.

Ces études ont montré l'effet de la taille d'un élément (variable d'optimisation) sur la qualité de la solution. Les résultats de ces travaux montrent que la contrainte imposée par la régularisation de la discrétisation peut engendrer un espace de conception limité et insuffisant.



Four different regularization schemes. (a) No regularization. (b) Rectangular regularization. (c) Symmetric regularization. (d) Y-regularization.

Figure II.33 Conception d'un guide d'onde chargé de matériau diélectrique

Une autre approche d'optimisation topologique est décrite dans le papier de Fabien De Barros [29]. La synthèse de motifs de sélectifs en fréquence (*FSS, frequency selective surface* en anglais) est effectuée à l'aide d'un algorithme génétique. L'algorithme développé dans ce papier permet d'optimiser la forme du motif par l'ajout ou le retrait de plots, afin de répondre à des spécifications tout en minimisant la quantité de matière conductrice.

Trois types de regroupement de variables sont appliqués dans ce papier pour réduire le nombre des variables et obtenir des motifs symétriques, comme montré sur la figure II.34.

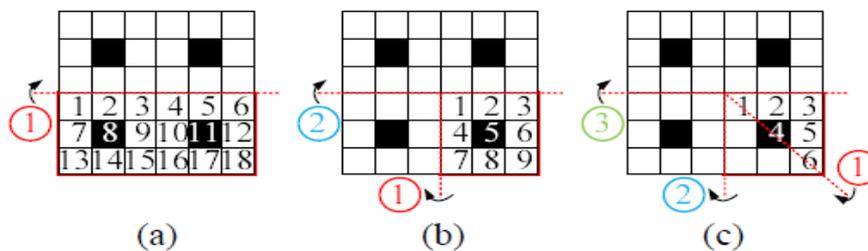


Figure II.34 Schéma d'un individu, emplacement des gènes et nombre de ceux-ci en fonction du nombre d'axes de symétrie utilisés. (a) 1 axe. (b) 2 axes. (c) 3 axes.

Le travail présenté dans ce papier montre la souplesse de l'AG qui permet de satisfaire à une grande variété de situations.

J.Nishino [30] a proposé l'utilisation de l'AG pour optimiser et miniaturiser un ensemble de structures planaires. Une approche basée sur l'optimisation de segments de lignes microrubans a été adoptée pour optimiser simultanément la forme et la topologie du composant. L'AG a été adapté avec quelques règles pour gérer l'insertion ou la suppression d'une ligne dans le circuit initial, comme montré sur la figure II.35.

L'intérêt de cette approche est qu'elle permet de concevoir des circuits de grande taille avec un nombre réduit de variables par rapport au principe de distribution des patches métalliques.

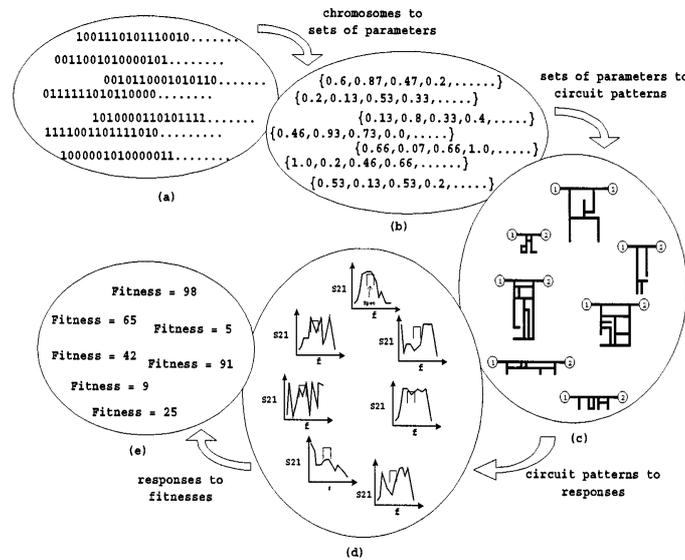
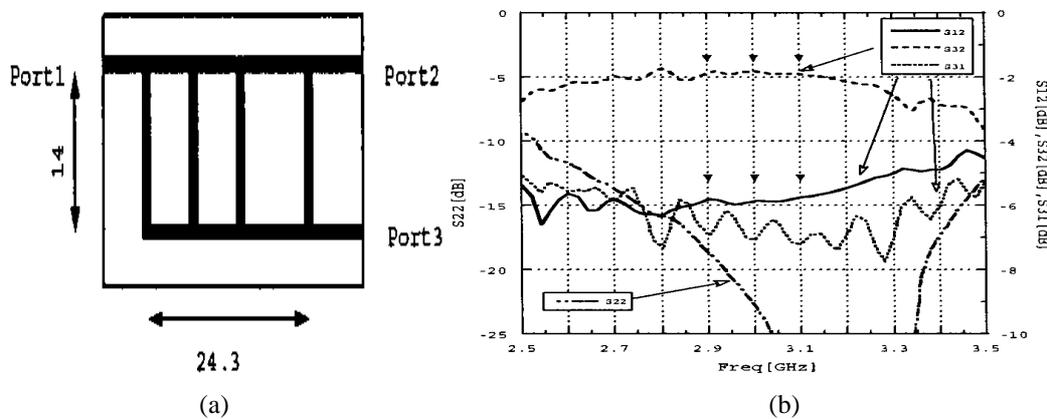


Figure II.35 Procédure d'évaluation formée de 5 étapes (a) chromosomes (b) ensemble de paramètres (c) circuit (d) réponse (e) Fitness

Sur la figure II.36, nous visualisons la conception d'un filtre (diviseur 3 voies) par l'approche proposée.



Fabricated GA power divider. Power from ports 2 to 1 is 30% and that from ports 2 to 3 is 70%. (a) Pattern. (b) Responses.

Figure II.36 Conception d'un diviseur 3 voies par AG

Ces travaux montrent que l'AG a une forte capacité à optimiser des circuits microondes en segments de lignes pour lesquels aucune approche traditionnelle n'est capable d'apporter de solution problème d'optimisation considéré.

Au sein du notre laboratoire, les premiers travaux d'optimisation topologique ont été effectués lors de la thèse d'Atousa Assadi-Haghi [31]. La technique de gradient topologique discret est

appliquée à la recherche de la métallisation optimale sur la surface d'un composant micro ruban (figure II.37).

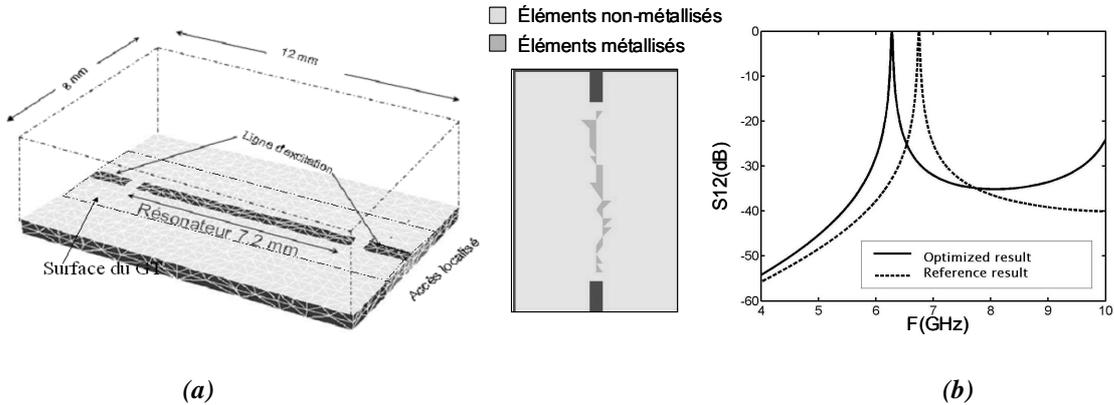


Figure II.37 (a) Résonateur demi onde (référence) (b) Résultats d'optimisation

Ces travaux ont montré que l'optimisation par utilisation directe du gradient topologique converge toujours dans un minimum local. Ce minimum local dépend fortement de la distribution de métal donnée initialement, du nombre de patches changeant d'état à chaque itération et de la discrétisation en éléments finis (maillage) et en éléments topologiques (patches). Pour la même conception Atousa Assadi-Haghi a montré l'efficacité d'une approche hybride combinant une méthode locale (gradient topologique) et une méthode globale (algorithme génétique) pour résoudre les problèmes de blocage dans un minimum local.

Dans cette dernière partie, nous pouvons de nouveau constater la diffusion des algorithmes génétiques pour l'optimisation globale des composants.

Finalement quel que soit le type de dispositif, les mêmes approches peuvent être adaptées au problème d'optimisation.

5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un certain nombre de méthodes d'optimisation structurelle pour la conception de dispositifs hyperfréquences. Nous avons choisi de présenter les approches développées par familles de dispositif : les antennes, les filtres et les composants (guides, jonctions, ...).

Nous avons pu constater que les méthodes employées restent similaires quelle que soit la fonction (i.e. la famille de dispositif). Aujourd'hui deux approches concurrentielles sont employées pour résoudre de problèmes d'optimisation structurelle (à variables discrètes ou continues, avec un seul ou plusieurs objectifs) : les approches déterministes, essentiellement de type gradient, pour l'optimisation locale d'une part et les approches stochastiques, essentiellement de type évolutionnaire, pour l'optimisation globale d'autre part.

Nous avons vu que ces deux approches peuvent être appliquées pour optimiser la géométrie d'un dispositif hyperfréquence (optimisation paramétrique, sans modification de la forme ou de la topologie), ses contours de telle sorte que la forme ne varie que par leur frontière tandis que leur topologie reste fixe ou encore plus généralement sa topologie permettant d'accéder à une très grande liberté afin de modifier la forme.

Enfin, nous avons aussi vu que pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes avec une meilleure efficacité, le couplage de méthodes complémentaires était une approche intéressante.

Cette étude bibliographique, sans être exhaustive, a montré l'effervescence de la recherche dédiée à l'optimisation structurelle des dispositifs hyperfréquences et elle va nous servir de base pour définir une bibliothèque de méthodes génériques pour l'optimisation structurelle (paramétrique, de contours ou topologique) de dispositifs hyperfréquences.

Dans le chapitre suivant, nous allons détailler les quatre techniques d'optimisation retenues et couplées avec la méthode des éléments finis pour modéliser et optimiser les performances des circuits et des composants hyperfréquences.

6 Références

- [1] **E. E. Altshuler and D. S. Linden**, « Design of a loaded monopole having hemispherical coverage using a genetic algorithm », *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*, vol. 45, n^o. 1, p. 1 -4, Jan. 1997.
- [2] **K. R. Subhashini, K. P. Kumar, and G. Lalitha**, « Genetic and TABU algorithm based array synthesis for the generation of a shaped beam antenna », in *Computer and Communication Engineering (ICCCE), 2010 International Conference on*, 2010, p. 1-6.
- [3] **U. Singh, M. Rattan, and N. Singh**, « Optimization of gain and impedance of Yagi-Uda antenna using simulated annealing », in *Applied Electromagnetics and Communications, 2007. ICE Com 2007. 19th International Conference on*, 2007, p. 1-4.
- [4] **O. Quevedo-Teruel and E. Rajo-Iglesias**, « Ant Colony Optimization in Thinned Array Synthesis With Minimum Sidelobe Level », *Antennas and Wireless Propagation Letters, IEEE*, vol. 5, n^o. 1, p. 349-352, Dec. 2006.
- [5] **N. T. Hung, H. Morishita, K. Izui, and S. Nishiwaki**, « Shape optimization of U-shaped folded dipole antenna using PSO », in *Antennas and Propagation (APSURSI), 2011 IEEE International Symposium on*, 2011, p. 2894-2897.
- [6] **Y. Rahmat-Sami and N. Jin**, « Particle Swarm Optimization (PSO) in Engineering Electromagnetics: A Nature-Inspired Evolutionary Algorithm », in *Electromagnetics in Advanced Applications, 2007. ICEAA 2007. International Conference on*, 2007, p. 177-182.
- [7] **P. J. Moosbrugger, Z. Lo, L. A. Carpenter, and R. R. Barton**, « Experimental design of a two-layer electromagnetically coupled rectangular patch with a global response surface modeling technique », *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*, vol. 45, n^o. 5, p. 781-787, May 1997.
- [8] **L. Lizzi, F. Viani, R. Azaro, et A. Massa**, « A PSO-Driven Spline-Based Shaping Approach for Ultrawideband (UWB) Antenna Synthesis », *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*, vol. 56, n^o. 8, p. 2613 -2621, August 2008.
- [9] **G. Godi, R. Sauleau, D. Thouroude**, « Conception d'antennes lentilles substrat par algorithme génétique », 14^{èmes} Journées Nationales Microondes, Nantes, Mai 2005.

- [10] **A. Rolland, R. Sauleau, L. L. Coq**, « Conception d'antennes lentilles diélectriques plates à faisceau formé dans le plan H à 60 GHz », 17^{èmes} Journées Nationales Microondes, Brest, Mai 2011.
- [11] **H. Choo, A. Hutani, L. C. Trintinalia, and H. Ling**, « Shape optimisation of broadband microstrip antennas using genetic algorithm », *Electronics Letters*, vol. 36, n°. 25, p. 2057 -2058, December 2000.
- [12] **S. Zhou, W. Li, Q. Li**, « Level-set based topology optimization for electromagnetic dipole antenna design », *Journal of Computational Physics* 229 (2010) 6915–6930, 1 June 2010.
- [13] **N. Uchida, S. Nishiwaki, K. Izui, M. Yoshimura, T. Nomura, and K. Sato**, « Simultaneous shape and topology optimization for the design of patch antennas », in *Antennas and Propagation, 2009. EuCAP 2009. 3rd European Conference on*, 2009, p. 103-107.
- [14] **T. Nomura, K. Sato, S. Nishiwaki, and M. Yoshimura**, « Topology Optimization of Multiband Dielectric Resonator Antennas Using Finite-Difference Time-Domain Method », in *Antenna Technology: Small and Smart Antennas Metamaterials and Applications, 2007. IWAT '07. International Workshop on*, 2007, p. 147-150.
- [15] **Hong-Son Chu**, « Couplage Algorithmes Génétiques et TLM pour la conception des antennes imprimées miniatures », Thèse de doctorat, Université de de Nice-Sophia Antipolis ,2 Juin 2004.
- [16] **P. Kozakowski and M. Mrozowski**, « Gradient-based optimization of filters using FDTD software », *Microwave and Wireless Components Letters, IEEE*, vol. 12, n°. 10, p. 389 -391, October, 2002.
- [17] **S. F. Peik and Y. L. Chow**, « Genetic algorithms applied to microwave circuit optimization », in *Microwave Conference Proceedings, 1997. APMC '97, 1997 Asia-Pacific*, 1997, p. 857 -860 vol.2.
- [18] **A. Takacs, A. Serbanescu, G. Leu, H. Aubert, P. Pons, T. Parra, and R. Plana**, « On layout optimization of the microwave diplexor filter using genetic algorithms », in *Proceedings of the International Semiconductor Conference, CAS 1*, pp. 133-136, 2004.
- [19] **L. Matekovits, M. Mussetta, P. Pirinoli, S. Selleri, and R. E. Zich**, « Particle swarm optimization of microwave microstrip filters », in *Antennas and Propagation Society International Symposium, 2004. IEEE, 2004*, vol. 3, p. 2731-2734 Vol.3.

- [20] **W. Wang, Y. Lu, J. S. Fu, and Y. Z. Xiong**, « Particle swarm optimization and finite-element based approach for microwave filter design », *Magnetics, IEEE Transactions on*, vol. 41, n^o. 5, p. 1800 - 1803, May 2005.
- [21] **A. Kido, H. Deguchi, M. Tsuji, and M. Ohira**, « Multi-resonator generation in arbitrarily-shaped planar-circuit filters by genetic optimization », in *Microwave Integrated Circuit Conference, 2007. EuMIC 2007. European, 2007*, p. 443-446.
- [22] **H. Khalil, S. Bila, M. Aubourg, S. Verdeyme, J. Puech, and L. Lapierre**, « Topology gradient optimization of dielectric material distribution for the design of microwave components », in *Microwave Conference, 2007. APMC 2007. Asia-Pacific, 2007*, p. 1-4.
- [23] **P. B. Kumar, G. R. Branner, G. Razmafrouz, and D. Brody**, « Optimization of microwave T junction power-divider circuits », in *Circuits and Systems, 1994., Proceedings of the 37th Midwest Symposium on, 1994*, vol. 2, p. 1235 -1237 vol.2.
- [24] **T. Lingel and F. H. Uhlmann**, « Design and optimization of power-divider networks using the finite-difference time-domain method and circuit simulation tools », in *High Frequency Simulation in Practice (Digest No. 1997/010), IEE Colloquium on, 1997*, p. 6/1 -6/3.
- [25] **R. R. Saldanha, J. A. Vasconcelos, A. N. Moreira, and G. B. Alvarenga**, « Optimization of the cross-sectional shape of a ridge waveguide using the ellipsoid and the tabu search algorithms », *Magnetics, IEEE Transactions on*, vol. 32, n^o. 3, p. 1254 - 1257, May 1996.
- [26] **J. P. Web**, « Design sensitivity of frequency response in 3-D finite-element analysis of microwave device », *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. 38, No. 2, pp. 1109-1112, March 2002.
- [27] **D. Staiculescu, N. Bushyager, A. Obatoyinbo, L. J. Martin, and M. M. Tentzeris**, « Design and optimization of 3-D compact stripline and microstrip Bluetooth/WLAN balun architectures using the design of experiments technique », *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*, vol. 53, n^o. 5, p. 1805 - 1812, May 2005.
- [28] **J. K. Byun and I. H. Park**, « Design of Dielectric Waveguide Filter Using Topology Optimization Technique », in *Electromagnetic Field Computation, 2006 12th Biennial IEEE Conference on, 2006*, p. 235.
- [29] **F. D. Barros, T. P. Vuong, P. L. Auger, V. Uchoa1 et G. Eymin**, « Création de motifs de filtrage spatial assistée par algorithme génétique », *17èmes Journées Nationales Microondes, Brest, Mai 2011*.

- [30] **T. Nishino et T. Itoh**, « Evolutionary generation of microwave line-segment circuits by genetic algorithms », *Microwave Theory and Techniques*, IEEE Transactions on, vol. 50, n°. 9, p. 2048 - 2055, September, 2002.
- [31] **A. Assadi-Haghi**, « Contribution au développement de méthodes d'optimisation structurelle pour la conception assistée par ordinateur de composants et de circuits hyperfréquences », Thèse de Doctorat, Université de Limoges, 27 Mars 2007.

Chapitre III

Développement d'une bibliothèque de techniques d'optimisation de formes pour la conception assistée par ordinateur des composants hyperfréquences

1 Introduction

Le nombre d'informations véhiculées par les systèmes de télécommunications augmente considérablement depuis quelques années et les canaux physiques sont souvent utilisés à leur capacité maximale. Pour répondre à ces besoins, les composants électroniques hyperfréquences au sein des systèmes de télécommunications par satellite doivent satisfaire à des exigences de plus en plus fortes en termes d'encombrement, de performances électriques, afin de gagner sur la capacité du satellite à place disponible donnée et à puissance consommée constante.

Le développement constant des techniques de conception assistée par ordinateur et des stratégies d'optimisation s'inscrit dans ce cadre. L'optimisation des structures soulève depuis plus de vingt ans le plus vif intérêt. Encore trop peu appliquée aux techniques classiques de bureau d'études, elle s'y intègre progressivement au fur et à mesure que s'accroît sa fiabilité. Parti des problèmes les plus simples, le champ d'application de l'optimisation structurelle s'étend aujourd'hui à de nouveaux défis toujours plus intéressants. Dans cette optique, le développement de l'art de l'ingénieur requiert des efforts considérables pour améliorer sans cesse les techniques de conception. Parmi ces techniques, la recherche de formes optimales s'appuyant sur les méthodes d'optimisation de formes permet d'envisager des ruptures technologiques pour la conception des dispositifs hyperfréquences (antennes, filtres, amplificateurs de puissance...). Des outils performants basés sur ces méthodes permettraient de déterminer de nouvelles formes de circuits hyperfréquences en fonction d'un certain nombre de contraintes imposées par l'utilisateur, formes auxquelles le concepteur n'aurait pas forcément fait appel dans le cadre d'une procédure de conception classique.

Dans ce chapitre, nous présentons une bibliothèque d'outils d'optimisation de formes développée dans le cadre de ses travaux pour la conception électromagnétique de composants électroniques hyperfréquences. Comme les dispositifs hyperfréquences présentés dans la suite de ce manuscrit sont modélisés par éléments finis, cette méthode de modélisation sera décrite au début puis nous détaillerons les quatre techniques d'optimisation structurelles appliquées à l'électromagnétisme pour la conception de composants hyperfréquences.

Nous consacrons ensuite une section pour expliquer les mécanismes de couplage entre ces techniques. Enfin nous terminons ce chapitre en exprimant deux stratégies d'application d'outils développées en fonction de la forme de l'objet de départ.

2 Cahier des charges de la bibliothèque d'optimisation de formes

L'objet de ce travail est le développement des méthodes d'optimisation de formes généralistes : il ne s'agit alors plus seulement de demander à l'outil de conception d'adapter les dimensions géométriques de l'objet à partir d'une forme imaginée par le concepteur, mais cet outil sera en plus chargé d'aider à la définition du contour et de la topologie de l'objet pour répondre à un cahier des charges donnés.

Ce travail a pour but d'évaluer et de fournir au concepteur de circuits hyperfréquences, une bibliothèque d'outils compatibles les uns avec les autres et applicables à une variété de composants et de circuits pour atteindre des performances non accessibles aujourd'hui au moyen des méthodes classiquement employées.

Cette bibliothèque doit donc être composée de méthodes d'optimisation locales et globales, suffisamment généralistes pour traiter différents problèmes d'optimisation pour la CAO des dispositifs hyperfréquences : minimiser les pertes, diminuer ou augmenter un couplage, améliorer la sensibilité à des tolérances de fabrication, réduire l'encombrement ...

Au sein du notre laboratoire, les résultats des travaux menés par A.Assadi-Haghi [24] et H.Khalil [13] montrent que les deux méthodes d'optimisation de formes développées, la méthode des courbes de niveaux s'appliquant aux frontières et la méthode du gradient topologique s'appliquant à la topologie, sont insuffisantes car, comme toutes les méthodes locales, elles se bloquent naturellement dans des minimaux locaux. Dans ce cas, il est intéressant de les coupler avec un algorithme global permettant d'une part de sortir l'algorithme d'un optimum local et d'autre part d'explorer de nouveaux espaces de recherche. D'autre part, des travaux sur des méthodes d'optimisation paramétrique ont aussi été menés au sein du laboratoire, notamment sur des techniques de plans à surfaces de réponse [7].

Afin d'élaborer cette bibliothèque, nous nous sommes appuyés sur les travaux précédents en les complétant tout d'abord par des approches globales. Une attention particulière a été portée sur la compatibilité des méthodes pour permettre leur couplage et assurer le transfert d'une solution lorsque l'utilisateur souhaite changer de méthode.

Les méthodes stochastiques sont une alternative intéressante pour résoudre des problèmes à plusieurs minima. Elles consistent dans leur principe à essayer un certain nombre de solutions, définies par des choix aléatoires des paramètres, à les évaluer, puis à les faire évoluer en privilégiant des solutions proches des meilleures, sans jamais abandonner complètement des solutions moins satisfaisantes.

Nous avons retenu pour notre étude les algorithmes génétiques. Comme nous avons vu dans le chapitre précédent, cette technique est très répandue pour la conception de dispositifs hyperfréquences (antennes, filtres et composants quelconques). Ces algorithmes s’appliquent aussi bien à des variables continues que discrètes, ils sont adaptables à une optimisation paramétrique, de contours ou topologique. Enfin, ces algorithmes bénéficient d’une relative facilité de programmation.

Pour résoudre les problèmes d’optimisation paramétrique, nous avons travaillé en collaboration avec K.Khoder [7] sur le développement de la méthode des plans à surfaces de réponses. Cette technique permet d’approcher un modèle mathématique paramétré aux dimensions du dispositif, à la fois pour exploration large de l’espace de conception ou plus localement en lui associant un optimiseur de type gradient.

Comme nous visualisons sur la figure III.1, la contribution originale de ce travail concerne l’association de différentes méthodes généralistes constituant une bibliothèque d’outils capables d’optimiser la géométrie et le contour ou la topologie d’un dispositif hyperfréquence modélisé par la méthode des éléments finis. Pour chaque type d’optimisation, deux méthodes sont adaptées, une technique globale qui favorise l’exploration de l’espace de solutions, et une technique locale qui favorise l’exploitation vers la solution optimale du problème. Ce type d’hybridation entre approches déterministes et stochastiques se montre généralement plus efficace. L’autre caractère d’efficacité qui caractérise notre bibliothèque réside dans la souplesse de passage d’une technique à une autre en échangeant les solutions de chaque approche par une simple étape de conversion des données d’entrée/sortie, ou par l’approximation de la forme comme nous allons voir au cours de ce chapitre.

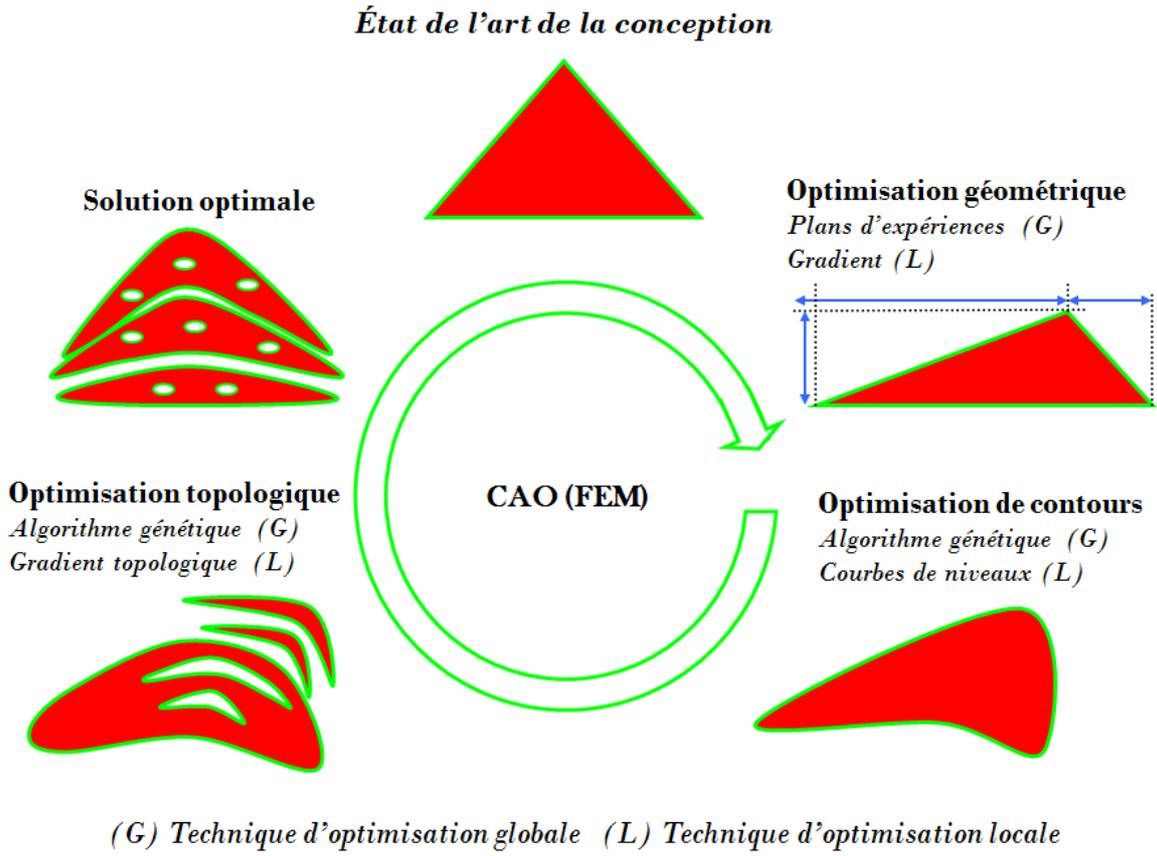


Figure III.1 Bibliothèque d'outils d'optimisation de formes

3 Modélisation numérique par la méthode des éléments finis (MEF)

Il existe plusieurs techniques permettant de modéliser un dispositif hyperfréquence. Dans le cadre de ces travaux, la méthode des éléments finis (MEF) [1] a été employée via le logiciel EMXD. Ce logiciel, conçu à XLIM par Michel Aubourg, est dédié à la résolution des équations de Maxwell dans le domaine fréquentiel.

Ce logiciel s'applique de façon générale à l'étude de circuits planaires ou volumiques actifs ou passifs, fermés, c'est à dire bornés par des murs électriques (CCE) ou magnétiques (CCM), ou ouverts en utilisant des conditions absorbantes (PML et CLA). La structure à analyser dont la géométrie est définie par un maillage en 2 ou 3 dimensions peut être composée de milieux linéaires, inhomogènes, isotropes ou anisotropes, avec ou sans pertes.

L'excitation des dispositifs microondes est réalisée par accès distribués définis par des plans, dans lesquels est effectué une décomposition modale ou par accès linéiques représentés par des segments sur lesquels sont définis des relations de type tension-courant.

Une analyse à l'aide du logiciel EMXD se déroule comme suit :

- La première étape consiste, au moyen d'un logiciel de maillage (Flux Hyper ,GMSH ou Modulef), à décrire la géométrie de la structure, puis à la discrétiser en éléments simples, soit par des segments en une dimension, soit par des triangles en deux dimensions, soit par des tétraèdres en trois dimensions. Il est important de noter qu'il est possible de diminuer la taille du dispositif étudié en considérant des plans de symétrie, ce qui permet de réduire considérablement les temps de calcul.
- Une fois la structure maillée, la seconde étape consiste à résoudre l'équation d'ondes décrivant les équations de Maxwell, en prenant en compte les conditions aux limites et les conditions d'excitation du dispositif.

Par la MEF, les équations de Maxwell sont résolues pour chaque élément afin de déterminer le champ électrique (formulation électrique) ou le champ magnétique (formulation magnétique).

En formulation électrique et en se limitant à des accès distribués pour simplifier la notation, l'équation à résoudre est :

$$\begin{aligned}
 & \iiint_V (\mu^{-1} \vec{\nabla} \times \vec{E}) \cdot (\vec{\nabla} \times \vec{\phi}) dV - \omega^2 \iiint_V \varepsilon \vec{E} \cdot \vec{\phi} dV \\
 &= -j\omega \sum_{k=1}^m (a_k - b_k) \iint_{S_k} \vec{J}_0^k \cdot \vec{\phi} ds \\
 & \vec{E}_{|S_l} = (a_l + b_l) \vec{E}_0^l \text{ sur } S_l
 \end{aligned} \tag{III-1}$$

avec :

V : volume de la structure

\vec{E} : champ électrique,

m : nombre d'accès,

S_k : surface définie comme plan d'accès distribué,

$(\vec{E}_0^k, \vec{J}_0^k)$: champ et courant de référence à l'accès $k = 1, \dots, m$, correspondant à l'onde entrante et normés à une puissance unitaire,

a_l, b_l : coefficients des ondes entrante et sortante à l'accès $l = 1, \dots, m$.

La résolution du système matriciel peut être envisagée de deux manières différentes:

- En oscillations libres, le second membre de l'équation (III-1) est inexistant, il n'y a pas d'accès. La résolution de ce système aux valeurs et vecteurs propres permet d'aboutir aux fréquences de résonance et à la répartition des champs électromagnétiques dans le dispositif, et permet de déterminer le facteur de qualité à vide Q_0 .
- En oscillations forcées, le second membre est conservé. La fréquence est alors imposée et une décomposition modale dans les accès distribués du dispositif permet d'établir les modes propagatifs et évanescents. La résolution du système permet d'aboutir à la matrice de répartition $[S]$ entre les plans d'accès du dispositif. Il est important de préciser qu'il est possible de visualiser la répartition des champs électromagnétiques.

Nous allons maintenant présenter différentes méthodes d'optimisation structurelle développées dans la bibliothèque et adaptées à ce type de modélisation.

4 Optimisation paramétrique par la méthode des plans à surfaces de réponses

4.1 Principe général

La méthode des surfaces de réponses s'appuie sur l'hypothèse suivante : les valeurs de la fonction d'adaptation en des points rapprochés ont un certain degré de corrélation spatiale alors qu'en des points éloignés, les valeurs de la fonction d'adaptation sont statiquement indépendantes. De manière plus générale, les méthodes basées sur les surfaces de réponses supposent que la fonction d'adaptation peut être modélisée par la réalisation d'un processus stochastique gaussien. En conséquence, on suppose que la valeur, $f(x)$, de la fonction d'adaptation en un point non encore échantillonnée (non encore évaluée) peut être interprétée comme une variable aléatoire $Y(x)$ ayant une certaine distribution.

Avant tout, on évalue la fonction objectif en un ensemble q de points initiaux x_i , $i = 1, \dots, q$. On interpole ensuite les données $(x_i, f(x_i))$ avec une combinaison linéaire de fonctions de base (fonction de régression), afin d'obtenir un modèle pour f , c'est-à-dire une fonction approchant la fonction d'adaptation.

Les fonctions de base comportent des paramètres à ajuster. Une fonction d'erreur reflète l'incertitude du modèle qui, en n'importe quel point x du domaine de f , peut être interprétée comme étant la variance de $Y(x)$.

Dans ce chapitre, nous allons donc nous attacher à présenter la technique des plans à surfaces de réponses ou plus précisément des plans d'optimisation, et à montrer quelle peut être leur application dans le domaine de la conception électromagnétique.

Les méthodes des surfaces de réponses sont des méthodes basées sur les plans d'expériences. Ces plans permettent de déterminer à quelles valeurs les facteurs d'entrée d'un dispositif doivent être ajustés pour obtenir une ou plusieurs réponses souhaitées, ils s'appuient sur l'usage de modèles de nature polynomiale.

Le nombre d'essais d'un plan d'expériences pour l'étude des surfaces de réponses croît rapidement en fonction du nombre de facteurs. Pour qu'un plan d'expériences constitue une stratégie efficace et économique, il convient donc de limiter le nombre de facteurs mis en œuvre. C'est pourquoi, les plans pour l'étude des surfaces de réponses succèdent

généralement à une première étape de criblage des facteurs, sauf si les paramètres influents du dispositif à optimiser sont connus.

4.2 Facteurs d'entrée

La construction d'un plan pour l'étude de surfaces de réponses nécessite la connaissance des facteurs d'entrée qui sont influents sur les réponses que l'on souhaite optimiser. Ils doivent être quantitatifs et continus. Les niveaux de ces facteurs sont fixés par la méthode de construction du plan, au sein d'un intervalle de variation dont les limites sont précisées par l'utilisateur. Les facteurs d'entrée d'un processus traduisent le plus souvent des grandeurs différentes et/ou s'expriment dans des unités différentes. Il convient donc de standardiser les variations de ces variables pour les rendre comparables et sans unité. Il s'agit d'une relation de codage (centrage et réduction) des facteurs, donnée par la formule suivante :

$$X_i = \frac{u_i - \left(\frac{u_{\max} + u_{\min}}{2}\right)}{\left(\frac{u_{\max} - u_{\min}}{2}\right)} \quad (\text{III-2})$$

Dans la relation (III.2), u_i est un facteur quantitatif continu et X_i est sa valeur codée (centrée et réduite), u_{\min} et u_{\max} représentent les limites du facteur qui sont précisées par l'utilisateur.

Les bornes de variations des facteurs u_{\min} et u_{\max} doivent être définies en tenant compte, si nécessaire, de l'existence de contraintes (contraintes de simulation ou de fabrication).

Les valeurs des facteurs X_i (sans unité) appartiennent en général à l'intervalle borné $[-1, +1]$. Les valeurs codées des facteurs X_i sont utilisées pour construire la matrice d'expériences qui permet, après recodage à l'aide de la relation (III-3), d'obtenir un plan d'expérimentations à réaliser :

$$u_i = X_i \left(\frac{u_{\max} - u_{\min}}{2}\right) + \left(\frac{u_{\max} + u_{\min}}{2}\right) \quad (\text{III-3})$$

Nous allons illustrer ci-dessous la notion de matrice d'expériences avec un exemple simple.

Prenons deux facteurs quantitatifs u_1 et u_2 tel que $0,5 \leq u_1 \leq 2$, $100 \leq u_2 \leq 200$. Supposons que la matrice d'expériences choisie soit celle reportée dans le tableau III.1. Ainsi on recode le tableau III.1 (matrice d'expériences) à l'aide de la relation (III-3) pour obtenir le plan d'expériences à réaliser (tableau III.2).

Numéro d'essai	X_1	X_2
1	-1	-1
2	-1	1
3	1	-1
4	1	1

Tableau III.1 Matrice d'expériences

Numéro d'essai	u_1	u_2
1	0,5	100
2	0,5	200
3	2	100
4	2	200

Tableau III.2 Plan d'expériences

4.3 Définition d’une réponse

Une réponse Y correspond à un paramètre de sortie du système étudié. Elle doit être représentative et le moins dispersée possible pour des variables d’entrées constantes. La réponse Y peut être exprimée sous la forme $Y = f(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$ où f est la relation fonctionnelle qui lie la réponse aux n facteurs $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$. Dans le cadre des processus d’optimisation, la grandeur étudiée dont on recherche les meilleures valeurs est généralement appelée fonction objectif. Les fonctions objectif peuvent être une réponse particulière ou une combinaison de plusieurs réponses du système étudié [2].

4.4 Définition du domaine expérimental

Un domaine expérimental continu est délimité par des facteurs quantitatifs. La figure III.2 illustre le domaine expérimental de deux facteurs u_1 et u_2 . En utilisant la relation de codage (III-2), les facteurs u_1 et u_2 sont transformés en facteurs codés X_1 et X_2 qui varient entre -1 et +1.

Lorsqu’il n’existe pas de contraintes relationnelles définies entre tout ou partie des k facteurs indépendants, le domaine expérimental est limité par un hyper-cube, chacun des facteurs variant dans l’intervalle $[-1, +1]$ d’après la relation de codage. On parle alors d’un domaine expérimental isotrope.

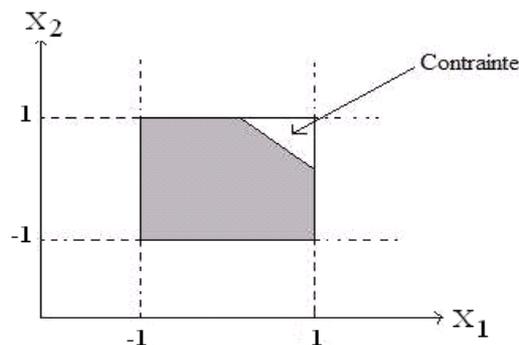


Figure III.2 Domaine expérimental continu avec contraintes

4.5 Modèle empirique

Le modèle sous-jacent à la construction de tout plan pour l’étude des surfaces de réponses est un modèle polynomial (modèle continu, à dérivées continues). Plus le degré de ce polynôme est élevé, plus on approche finement le phénomène observé, mais le nombre d’expériences devient plus important, ce qui nous a conduit à adopter un compromis dans le cadre de la recherche expérimentale. Dans notre cas, il s’agit d’un polynôme de degré 2 qui s’écrit sous la forme suivante :

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i X_i + \sum_{i=1}^k b_{ii} X_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k b_{ij} X_i X_j \quad (\text{III-4})$$

Dans cette expression, Y représente la réponse à modéliser, b_0 représente la constante du modèle qui sert à estimer la réponse Y lorsque les valeurs de tous les facteurs sont fixées à zéro en variable codée (centre du domaine). De même les termes b_i et b_{ij} sont les coefficients du polynôme à estimer. Le signe et l’amplitude des coefficients b_{ij} traduisent l’orientation des axes principaux de la surface de réponse par rapport aux axes du repère initial. Le nombre d’inconnues d’un modèle de second degré est donné par la formule suivante :

$$p = \frac{(k+2)!}{k!2!} = \frac{(k+2)(k+1)}{2} \quad (\text{III-5})$$

Il sera nécessaire de réaliser un nombre d’expériences supérieur ou égal au nombre p d’inconnues pour les estimer. Il apparaît aussi qu’il va falloir limiter le nombre de facteurs étudiés, le nombre d’essais nécessaires augmentant de façon factorielle avec celui-ci.

L’écriture du modèle permet de définir le nombre d’inconnues à estimer à partir de l’analyse des résultats d’essais, suite aux résultats du plan d’expérimentation.

Il existe dans la littérature différents types de plans d’expériences qui font appel à la méthodologie des surfaces de réponses [3]. Le choix d’un plan nécessite une connaissance des facteurs étudiés et du type d’expériences. Dans le cas d’expériences longues, on s’intéressera plutôt à des plans économiques qui présentent un nombre d’expériences peu élevé. Dans le cas où les expériences sont moins coûteuses en temps, on travaillera avec des plans assez “gourmands” en termes de nombre d’expériences mais plus précis au niveau des résultats.

Parmi les nombreux types de plans permettant de construire des surfaces de réponses, nous ne présenterons ici que les plans composites centrés.

4.6 Plans composites centrés

Les plans composites centrés [4] font appel à la méthodologie des surfaces de réponses, leur construction consiste à ajouter des points en étoile à partir d’un plan factoriel complet [5]. Ils sont cependant assez “gourmands” en termes de nombre d’essais par rapport à d’autres types de plans [20] mais ce nombre reste raisonnable lorsque le nombre de facteurs étudiés est faible (entre 2 et 4). Le nombre d’expériences dans un plan composite centré est donné par la relation suivante :

$$N = 2^k + 2k + n_0 \quad (\text{III-6})$$

où k est le nombre de facteurs d’entrée. Un plan composite centré se décompose en la somme de trois quantités [6] :

- un plan factoriel complet 2^k ,
- deux points en étoile par facteur qui sont positionnés sur les axes de chacun de ceux-ci à une distance α du centre du domaine $\alpha = \sqrt[4]{2^k}$. Ces points contribuent à l’évaluation des termes quadratiques du modèle polynomial, c’est-à-dire qu’ils donnent des informations sur la courbure de la surface de réponse,
- n_0 répétitions au centre du domaine expérimental, dédiées à l’analyse statistique. Dans le cas où les expériences sont des simulations numériques, le nombre de répétitions au centre du domaine expérimental est égal à 1 (pas d’erreur expérimentale).

Trois types de plans composites centrés existent dans la littérature, Une description détaillée des plans est décrite dans l’ouvrage [7] dans le cadre de l’optimisation de composants hyperfréquences par la technique des plans à surfaces de réponses.

Plan composite centré ordinaire (*circumscribed central composite CCC*) : dans ce type de plan, chaque facteur prend 5 niveaux et le domaine expérimental est un domaine sphérique. Dans ce cas, le domaine expérimental est donc inscrit dans un cercle de rayon α (voir figure III.3).

Plan composite centré inscrit (*central composite inscribed CCI*) : le domaine expérimental occupé par un plan composite centré inscrit est un domaine sphérique la valeur de α est égale à 1, les valeurs codées extrêmes sont alors -1 et 1. Les plans CCI ont le même fonctionnement que les plans CCC, l’avantage ici provient du fait que les valeurs extrêmes des facteurs codés sont -1 et +1, ce qui facilite le passage de la matrice d’expériences au plan d’expériences.

Plan composite à faces centrées (central composite face-centered CCF) : Dans ce type de plans, le domaine expérimental est un domaine cubique, chaque facteur nécessite 3 niveaux qui sont -1, 0, et 1 (voir figure III.4). Ces plans sont utilisés dans le cas où l'on ne connaît aucun point de fonctionnement du dispositif. Le domaine expérimental est limité par un carré, ce qui donne la possibilité de trouver les optima qui se situent à côté des valeurs extrêmes des facteurs (ce qui n'est pas possible dans un domaine sphérique). La valeur de α est égale à 1, les sommets du domaine sont des combinaisons avec les valeurs -1 et 1 des facteurs d'entrée, ce qui explique le nombre de niveaux de chaque facteur qui est limité à 3.

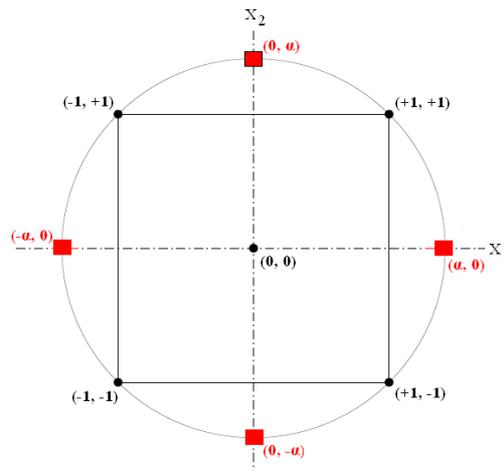


Figure III.3 points expérimentaux d'un plan CCC pour $k = 2$ facteurs

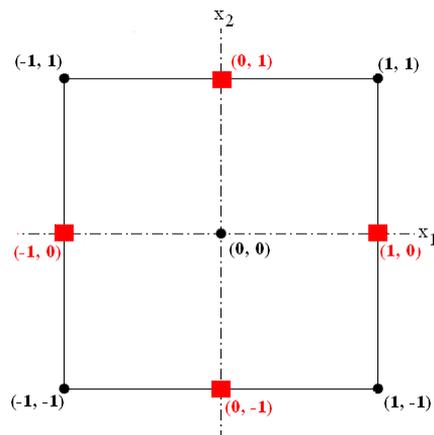


Figure III.4 points expérimentaux d'un plan CCF pour $k = 2$ facteurs

4.7 Analyse des résultats

La première phase de l’analyse des résultats est l’analyse mathématique qui consiste à estimer, grâce à la méthode des moindres carrés, les p coefficients du modèle et les N résidus, à savoir les écarts entre les valeurs mesurées (ou simulées) et les valeurs prévues par le modèle pour chacun des traitements du plan d’expériences.

Afin de comparer les réponses mesurées et les réponses estimées par le modèle, il est nécessaire de tracer le graphe d’adéquation du modèle. La figure III.5 donne un exemple de graphe d’adéquation, le nuage de points représente les valeurs d’une réponse Y pour chaque ligne du plan d’expériences.

Si le nuage de points est aligné sur la droite d’équation $y = x$, la qualité descriptive du modèle sera excellente (on considère que les valeurs calculées par le modèle sont très proches des valeurs mesurées).

Cette représentation graphique permet de conclure à une bonne qualité descriptive du modèle.

Après l’analyse mathématique une série de tests statistiques sera appliquée pour juger de la qualité du modèle décomposée en trois étapes :

- l’analyse globale du modèle,
- l’analyse statistique des coefficients du modèle,
- l’analyse statistique des résidus.

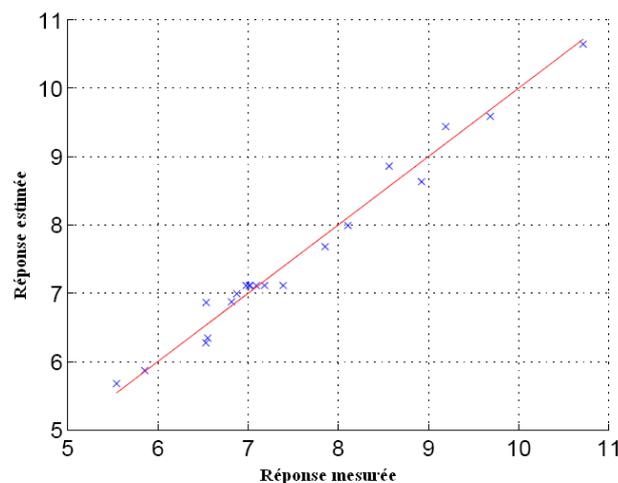


Figure III.5 Exemple de graphe d’adéquation du modèle

La dernière est l'analyse graphique ou la présentation des résultats sous forme graphique. De nombreux graphiques sont disponibles pour interpréter l'équation du modèle empirique. Sur la figure III.6, nous présentons la surface d'une réponse Y en fonction de deux variables X_1 et X_2 . La représentation graphique de l'équation du modèle permet d'illustrer les variations de la réponse et d'identifier une zone du domaine expérimental dans laquelle la réponse est intéressante.

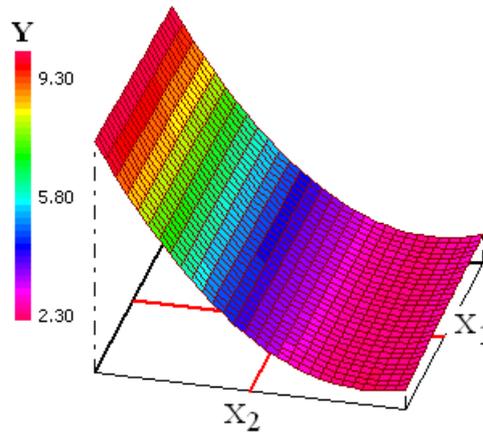


Figure III.6 Surface de réponse

Sur l'exemple de la figure III.6, si on cherche à avoir une valeur maximale de la réponse Y , il suffit de prendre la valeur minimale du facteur X_2 , le facteur X_1 n'a aucune influence sur la réponse Y .

4.8 Désirabilité et optimisation

Lorsque plusieurs réponses sont évaluées par un plan d'expériences, il n'est pas acquis que les coordonnées des optima obtenues pour chaque réponse soient identiques. Dans cette situation, il est nécessaire de trouver un compromis afin que toutes les réponses expérimentales valident le cahier des charges ou les restrictions imposées par l'utilisateur, afin de répondre aux objectifs fixés.

Quand il y a plusieurs réponses à évaluer, la notion de désirabilité qui permet d'agrèger en un unique critère composite plusieurs autres critères, va être utilisée. Cette notion est basée sur la transformation de toutes les réponses obtenues à partir de différentes échelles de mesure en une échelle identique de désirabilité sans dimension (désirabilité individuelle). Les valeurs des fonctions de désirabilité (d_i) sont comprises entre 0 et 1. Des exemples de fonction de désirabilité individuelle (d_i) dans le cas d'une réponse à minimiser et d'une réponse à cibler,

sont représentés sur les figures III.7 et III.8. Dans le cas de minimisation, la fonction de désirabilité est nulle quand la réponse dépasse la valeur limite ($Y_{i,max}$), elle vaut 1 lorsque la réponse est inférieure ou égale à la valeur cible ($Y_{i,min}$), dans le deuxième cas, la fonction de désirabilité vaut 1 lorsque la réponse est égale à la valeur cible cherchée. Elle vaut zéro si la réponse est en dessous ou au-dessus des valeurs $Y_{i,min}$ et $Y_{i,max}$ précisées.

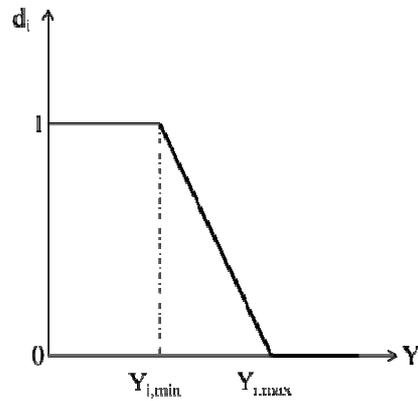


Figure III.7 Fonction de désirabilité d'une réponse à minimiser

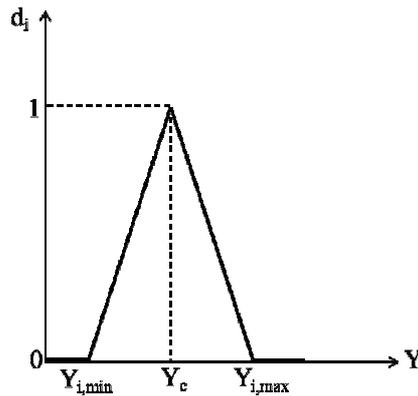


Figure III.8 Fonction de désirabilité d'une réponse à cibler

Après transformation des réponses en fonctions de désirabilité individuelle, l'étape suivante consiste à rassembler ces fonctions en une seule désirabilité globale D obtenue à partir de la moyenne géométrique des fonctions de désirabilité individuelle [8, 9] :

$$D = \left[\prod d_i^{w_i} \right]^{1/\sum w_i} \quad (\text{III-7})$$

Les paramètres w_i permettent de pondérer l'importance relative des différentes désirabilités élémentaires dans le critère global, c'est-à-dire de moduler l'importance que l'on accorde à chacune des réponses.

La particularité de la moyenne géométrique est que la nullité de l'une au moins des désirabilités individuelles entraîne celle de la désirabilité globale. Par suite, la moyenne

géométrique conduit à rejeter un produit pour lequel l'un des objectifs n'est pas du tout réalisé, même si tous les autres le sont parfaitement.

La valeur de D la plus élevée est obtenue dans les conditions où la combinaison des différentes réponses est globalement optimale.

Après avoir défini les fonctions de désirabilité individuelle et la fonction de désirabilité globale, l'étape suivante consiste à rechercher un optimum multicritère, c'est-à-dire à rechercher les valeurs des facteurs d'entrée qui conduisent aux réponses souhaitées.

4.9 Recherche d'un optimum

Le but est de maximiser la fonction de désirabilité globale D , autrement dit de rechercher l'optimum qui consiste à déterminer les valeurs des facteurs dans le domaine expérimental étudié.

Au cours de ce travail, deux logiciels de plans d'expériences *MODDE* et *Nemrodw* ont été utilisés. Chaque logiciel utilise son propre algorithme pour rechercher le maximum de la fonction de désirabilité globale.

L'optimiseur du logiciel *MODDE* [10] utilise la méthode du simplexe de Nelder et Mead [11] pour déterminer le maximum de la fonction de désirabilité globale. Il commence la recherche à partir de 8 simplexes donc 8 points de départ, choisis de la façon suivante :

- quatre sont situés aux coins de la région expérimentale,
- un au centre du domaine,
- les 3 derniers correspondent aux meilleurs points du plan d'expériences (points pour lesquels la fonction de désirabilité globale est la meilleure).

Après le calcul, le logiciel donne les 8 optima trouvés et sélectionne le meilleur.

Le logiciel *Nemrodw* utilise la méthode du recuit simulé pour la recherche de l'optimum. Il affiche les coordonnées du point de départ de la recherche. Par défaut, ce point se situe au centre du domaine lors de la première recherche. En relançant le calcul, on obtient (s'il existe) les coordonnées du meilleur point trouvé par le logiciel.

Comme le résultat final dépend du point initial, il est possible d'affiner le résultat en recommençant une recherche à partir de ce meilleur point.

Dans nos travaux, la méthode des plans à surfaces de réponses est adaptée avec le logiciel *EMXD* pour optimiser les dimensions géométriques des composants hyperfréquences

paramétrés par un nombre réduit de variables (par exemple, une épaisseur, un diamètre, une hauteur) ce qui limite considérablement la variété des formes possibles (ou admissibles). Donc une expérience est une simulation qui se fait à l'aide du logiciel *EMXD*.

Dans la bibliothèque d'optimisation de forme proposée, la méthode des plans à surfaces de réponses est utilisée comme un support ou une étape préliminaire de la conception. Grâce à elle, nous pouvons explorer le domaine d'optimisation en identifiant les limites de formes géométriques admissibles qu'on peut atteindre en évitant les simulations numériques inutiles et en économisant le temps de résolution du problème puisqu'elle consiste à remplacer la résolution du problème d'optimisation réel (électromagnétique) par celle de problèmes approchés (modèle polynomial empirique). Le schéma général de la résolution du problème d'optimisation par les méthodes de surface de réponse est présenté sur la figure III.9.

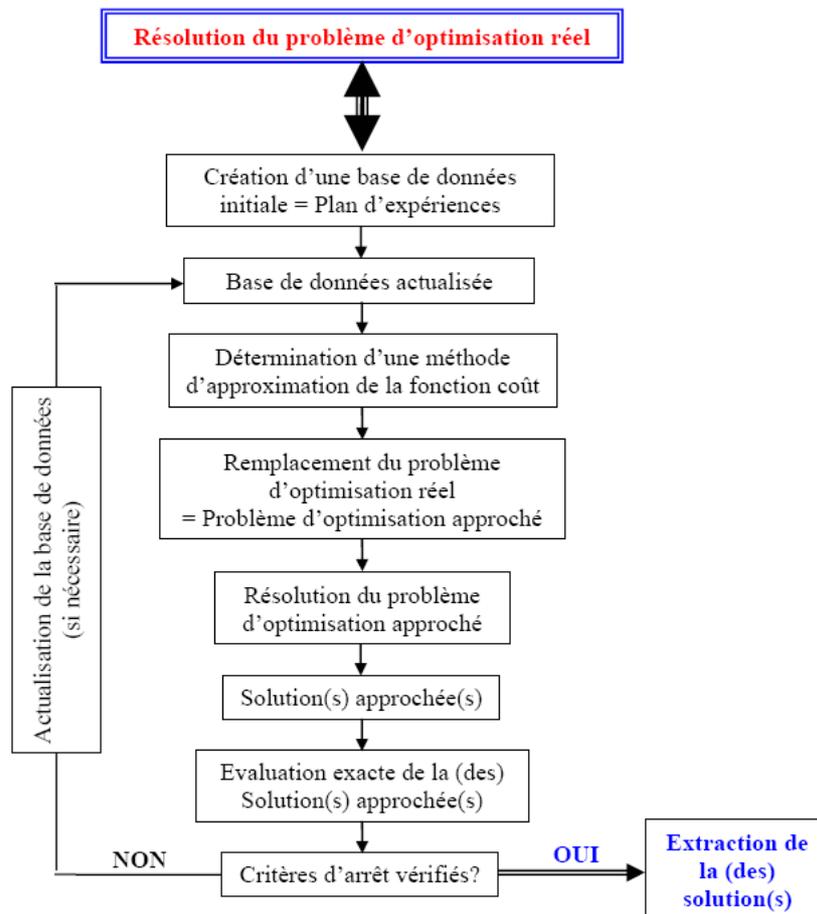


Figure III.9 Résolution d'un problème d'optimisation par la méthode des surfaces de réponse

5 Optimisation de forme par la méthode des courbes de niveaux

5.1 Problème

On note X_{ad} un ensemble d'ouverts de \mathfrak{R}^N appelé ensemble des *formes admissibles* et $J : X_{ad} \rightarrow \mathfrak{R}$ une application à valeurs réelles, le problème consistant à trouver un ouvert $\Omega \in X_{ad}$ rendant $J(\Omega)$ minimum, au moins dans un sens local.

On peut définir la différentielle de J par son action sur les champs de déformation :

$$\langle dJ, \Theta \rangle = \frac{dJ_{\Theta}(t)}{dt}(0) = \partial_{\Theta} J(\Omega) \quad (\text{III-8})$$

Soit $n(x)$ représente la normale au bord $\partial\Omega$ orientée vers l'extérieur de Ω et $f \in W^{1,1}(\mathfrak{R}^N)$.

$$J(\Omega) = \int_{\Omega} f(x) dx \Rightarrow \langle dJ, \Theta \rangle = \int_{\partial\Omega} \Theta(x) \cdot n(x) f(x) ds \quad (\text{III-9})$$

$$J(\Omega) = \int_{\partial\Omega} f(x) dx \Rightarrow \langle dJ, \Theta \rangle = \int_{\partial\Omega} \Theta(x) \cdot n(x) (\nabla f(x) \cdot n(x) + H(x) f(x)) ds \quad (\text{III-10})$$

où $H(x)$ est la courbure moyenne du bord $\partial\Omega$.

Si on peut prolonger cette normale dans un voisinage de $\partial\Omega$ on a $H(x) = \text{div } n(x)$.

5.2 Dérivation de la fonction coût J

Un cas très important est celui où le critère dépend du domaine par l'intermédiaire d'un champ, solution d'un problème physique :

$$J(\Omega) = K(u) \quad (\text{III-11})$$

$u(x)$ étant un champ, solution d'une équation aux dérivées partielles posée sur un domaine contenant Ω puisque le critère dépend du domaine par l'intermédiaire d'un champ.

La figure III.10 montre un exemple de Ω dans un domaine fixe D .

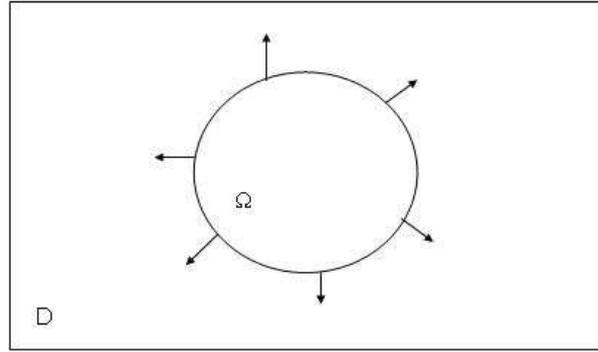


Figure III.10 Représentation géométrique du domaine Ω .

Pour le cas qui nous intéresse, le problème de Maxwell dans \mathfrak{R}^3 , le domaine Ω est une partie du domaine de calcul D caractérisé par un matériau donné : Ω est la partie de D formée du matériau de permittivité ε_1 et de perméabilité μ_1 , le reste étant affecté de la permittivité ε_2 et de la perméabilité μ_2 .

Ce problème peut s'écrire, en simplifiant, chercher $u \in H(\text{rot}, D)$ tel que , $\forall v \in H(\text{rot}, D)$:

$$\begin{aligned} \int_{\Omega} (\mu_1^{-1} \text{rot } u \cdot \text{rot } v - \omega^2 \varepsilon_1 u \cdot v) dx + \int_{D \setminus \Omega} (\mu_2^{-1} \text{rot } u \cdot \text{rot } v - \omega^2 \varepsilon_2 u \cdot v) dx \\ = -i\omega \int_{\partial D} J_s \cdot v ds, \forall v \in H(\text{rot}, D) \end{aligned} \quad (\text{III-12})$$

où J_s , qui est une densité surfacique de courant localisée sur la frontière de D , représente les sources du champ lesquelles, pour simplifier, sont rendues indépendantes de Ω en imposant à ce dernier d'être strictement dans D : $\overline{\Omega} \cap \partial D = \emptyset$.

Cette équation peut s'écrire:

$$a_{\Omega}(u, v) + a_{D \setminus \Omega}(u, v) - b(v) = 0, \forall v \in H(\text{rot}, D) \quad (\text{III-13})$$

Le calcul de la dérivée de la forme de (III-13) peut se développer en $\langle dJ, \Theta \rangle = \nabla K \cdot \partial_{\Theta} u$ en utilisant la dérivation rapide de Céa. Cela nécessite la connaissance de $\partial_{\Theta} u$ qu'il est hors de question d'évaluer.

Le problème est alors reformulé comme une minimisation, sous contrainte des égalités (III-13), par la méthode de Lagrange.

On construit donc le lagrangien suivant, avec w et p dans $H(\text{rot}, D)$:

$$L(\Omega, w, p) = K(w) + a_{\Omega}(w, p) + a_{D \setminus \Omega}(w, p) - b(p) \quad (\text{III-14})$$

u étant la solution de (III-13), on a :

$$J(\Omega) = K(u) = L(\Omega, u, p), \quad \forall p \in H(\text{rot}, D) \quad (\text{III-15})$$

Donc,

$$L(\Omega, u, p) = K(u) + a_{\Omega}(u, p) + a_{D \setminus \Omega}(u, p) - b(p)$$

Θ dépend de Ω et u mais p étant complètement indépendant du champ de déformation Θ , ceci nous donne :

$$\begin{aligned} \langle dJ, \Theta \rangle &= \langle dL(\Omega, u, p), \Theta \rangle + \langle dL(\Omega, u, p), d_{\Theta}u \rangle, \quad \forall p \in H(\text{rot}, D) \\ &= \langle dL(\Omega, u, p), \Theta \rangle + \nabla_u L(\Omega, u, p) \cdot \partial_{\Theta}u \end{aligned} \quad (\text{III-16})$$

où la différentielle du lagrangien doit être comprise dans un sens partiel, c'est-à-dire qu'elle s'applique à la partie explicitement dépendante de Ω .

On développe :

$$\nabla_u L(\Omega, u, p) \cdot \partial_{\Theta}u = \nabla K(u) \cdot \partial_{\Theta}u + a_{\Omega}(\partial_{\Theta}u, p) + a_{D \setminus \Omega}(\partial_{\Theta}u, p) \quad (\text{III-17})$$

Cette grandeur s'annule en choisissant p solution du problème adjoint :

$$a_{\Omega}(\partial_{\Theta}u, p) + a_{D \setminus \Omega}(\partial_{\Theta}u, p) = -\nabla K(u) \cdot \partial_{\Theta}u \quad (\text{III-18})$$

Il reste alors :

$$\langle dJ, \Theta \rangle = \langle dL(\Omega, u, p), \Theta \rangle \quad \forall p \in H(\text{rot}, D) \quad (\text{III-19})$$

$a_{\Omega}(u, p)$ et $a_{D \setminus \Omega}(u, p)$ dépend explicitement de Ω , donc :

$$\langle dJ, \Theta \rangle = \langle d a_{\Omega}(u, p), \Theta \rangle + \langle d a_{D \setminus \Omega}(u, p), \Theta \rangle \quad (\text{III-20})$$

soit encore, en appliquant (III-9) pour les intégrales sur Ω et $D \setminus \Omega$:

$$\begin{aligned} \langle dJ, \Theta \rangle &= \int_{\partial\Omega} (\mu_1^{-1} \text{rot } u \cdot \text{rot } v - \omega^2 \varepsilon_1 u \cdot v) \Theta(x) n(x) ds \\ &\quad - \int_{\partial\Omega} (\mu_2^{-1} \text{rot } u \cdot \text{rot } v - \omega^2 \varepsilon_2 u \cdot v) \Theta(x) n(x) ds \end{aligned} \quad (\text{III-21})$$

$n(x)$ étant la normale au point courant de $\partial\Omega$ orientée vers l'extérieur de Ω . Sur le bord $D \setminus \Omega$, $n(x)$ est orientée vers l'intérieur donnant un signe (-) entre les deux intégrales.

Donc l'équation (III-21) peut s'écrire :

$$\langle dJ, \Theta \rangle = \int_{\partial\Omega} f(x) \Theta(x) n(x) ds \quad (\text{III-22})$$

avec $f(x) = (\mu_1^{-1} \text{rot } u(x) \cdot \text{rot } p(x) - \omega^2 \varepsilon_1 u(x) \cdot p(x)) - (\mu_2^{-1} \text{rot } u(x) \cdot \text{rot } p(x) - \omega^2 \varepsilon_2 u(x) \cdot p(x))$

Dans la méthode des courbes de niveaux [12],[13], les variables d'optimisation sont définies sur le contour du domaine Ω . La fonction J est dérivable par rapport au champ de

déformation Θ . La méthode des courbes de niveaux nécessite de mailler ce domaine et de le déformer suivant la direction de descente Θ . On cherche ensuite la meilleure forme admissible dans un domaine fixe D ($D \subset \mathfrak{R}^d$, $d=2$ ou 3).

Nous paramétrons la frontière de Ω par la fonction courbe de niveaux définie sur D par :

$$\begin{cases} \psi(x) = 0 & \Leftrightarrow x \in \partial\Omega \cup D, \\ \psi(x) < 0 & \Leftrightarrow x \in \Omega, \\ \psi(x) > 0 & \Leftrightarrow x \in (D \setminus \bar{\Omega}). \end{cases} \quad (\text{III-23})$$

La normale à $\partial\Omega$, qui est définie par $n(x) = \frac{\nabla\psi(x)}{|\nabla\psi(x)|}$, peut ainsi être prolongée à D tout entier.

L'expression (III-22) montre que la dérivée du critère par rapport à la déformation $\Theta(x)$ est négative, et que donc le critère décroît au premier ordre, si $\Theta(x) = -f(x)n(x)$ sur $\partial\Omega$, ce champ de déformation pouvant être prolongé sur D d'après ce qui précède.

On assure donc une décroissance du critère en agissant suffisamment faiblement selon le champ de déformation défini sur D par :

$$\Theta(x) = \left(\begin{array}{l} (\mu_1^{-1} \text{rot } u(x) \cdot \text{rot } p(x) - w^2 \varepsilon_1 u(x) \cdot p(x)) \\ - (\mu_2^{-1} \text{rot } u(x) \cdot \text{rot } p(x) - w^2 \varepsilon_2 u(x) \cdot p(x)) \end{array} \right) \frac{\nabla\psi(x)}{|\nabla\psi(x)|} \quad (\text{III-24})$$

Au cours de la procédure d'optimisation, la forme évolue suivant un pseudo-temps qui correspond à un pas de descente. Si la forme évolue en temps, alors la courbe des niveaux suit une équation de type Hamilton-Jacobi :

$$\frac{\partial\psi}{\partial t} - f|\nabla\psi| = 0 \quad (\text{III-25})$$

et $\theta \cdot n = -f$ sera la vitesse d'advection dans l'équation d'Hamilton Jacobi. L'advection est le transport d'une quantité scalaire conservée par un champ vectoriel.

Transporter ψ par (III-25) est équivalent à bouger la frontière de Ω (la courbe de niveau 0 de ψ) suivant la direction de descente Θ .

Nous proposons un algorithme itératif structuré de la façon suivante :

- Initialisation de la fonction level-set ψ_0 correspondant à une forme initiale Ω_0 .
- Itération jusqu'à convergence, pour $k \geq 0$:
 - Calcul de l'état u_k (calcul direct), p_k (état adjoint) pour la forme ψ_k .
 - Calcul de gradient de forme (vitesse) f_k .

- Transport de la forme par la vitesse fk (résolution de l’équation III-25) pour obtenir une nouvelle forme Ω_{k+1} caractérisée par la fonction Ψ_{k+1} .

La méthode des courbes de niveaux est une méthode locale. Comme nous l’avons précisé précédemment, l’optimisation globale de la forme est effectuée grâce à un algorithme génétique. L’algorithme génétique est développé initialement pour l’optimisation topologique, il est donc présenté dans la partie suivante. Pour appliquer l’algorithme génétique développé aux contours de la structure, des contraintes de connectivité sont imposées, mais le cœur de l’algorithme reste le même.

6 Optimisation topologique

Pour l’optimisation topologique, 2 méthodes sont développées. La méthode du gradient topologique est une méthode locale, tandis que l’algorithme génétique est utilisé comme approche globale.

6.1 Optimisation topologique par la méthode du gradient topologique

Le logiciel d’analyse électromagnétique *EMXD*, développé à XLIM par Michel AUBOURG, est utilisé pour construire un nouvel outil permettant de réaliser la synthèse de forme. La forme recherchée est composée de différents éléments topologiques ou patches. Chaque patch est composé d’un ou plusieurs éléments de maillage (triangle en 2D, tétraèdres en 3D).

Au cours de la construction itérative de la structure, l’état de certains patches est modifié, en affectant ou en supprimant une impédance de surface en 2D, ou en changeant les caractéristiques diélectriques en 3D (d’une permittivité ε_{r1} à une permittivité ε_{r2}). Les variables du problème correspondent à l’état des patches et possèdent donc des valeurs booléennes (0 ou 1).

Les patches dont l’état change sont choisis en fonction de la valeur d’un gradient. Ce gradient est exprimé par la variation d’un critère lors du changement d’état du patch.

La fonctionnalité du dispositif linéaire est définie dans notre cas par un critère dépendant des éléments de la matrice S . Cette matrice S s’obtient après analyse électromagnétique comme une fonction régulière du champ. Cette analyse peut se résumer à la résolution de L systèmes

linéaires, où L est le nombre d'accès indépendants, et donc de sources pour le champ interne, ce qui revient à calculer des champs X_l correspondant à des excitations B_l :

$$A(\eta)X_l(\eta) = B_l \quad \forall \vec{\phi} \in H(\text{rot}, \Omega), l=1, \dots, L \quad (\text{III-26})$$

A est l'opérateur de Maxwell, Ω est le domaine de calcul et B_l sont les sources d'excitation. A et B dépendent de η , un paramètre qui désigne l'amplitude de la perturbation de domaine. Pour faciliter l'écriture, on suppose pour la suite qu'il n'y qu'une seule source ($L=1$).

La forme d'un objet est donc synthétisée par la création ou l'élimination d'une métallisation ou par la modification d'un milieu au voisinage d'un point. L'équivalent mécanique est la création d'un trou ou d'une inclusion arbitrairement petite, ce qui nous permet de changer la topologie de la structure.

On note η la perturbation de référence, centrée à l'origine de forme géométrique quelconque (cercle, triangle,.... en 2D, sphère, cylindre, tétraèdre,.... en 3D) et avec des conditions aux limites particulières. La perturbation de domaine correspondante centré au point x et de taille caractéristique h est alors:

$$\eta_{x,h} = x + h\eta \quad (\text{III-27})$$

Le nouveau domaine de calcul est noté $\Omega_{\eta_{x,h}}$.

En notant $c(\Omega_{\eta_{x,h}})$ le critère à minimiser, lequel n'est pas nécessairement dérivable en $h=0$, le problème consiste à trouver deux fonctions $f(h)$ et $g(x)$ qui vérifient:

$$c(\Omega_{\eta_{x,h}}) - c(\Omega) = f(h)g(x) + o(f(h)), \quad \begin{cases} f(h) \geq 0 \\ \lim_{h \rightarrow 0} f(h) = 0 \end{cases} \quad (\text{III-28})$$

Cette expression est appelée asymptotique topologique de c .

Un développement de M. Masmoudi [14] permet d'obtenir une expression correcte de ce gradient dans le cas général.

L'étude portant sur une perturbation infinitésimale $\eta_{x,h}$, localisée en un point x , l'idée est d'isoler cette perturbation dans un voisinage fixe D (figure III.11). Cette idée nous permet d'exprimer linéairement le courant sur Γ en fonction de la trace tangentielle du champ $X_{\Omega}^{x,h}$ dans $\Omega' = \Omega \setminus D$. Cela définit un opérateur surfacique sur Γ pour le problème posé dans Ω' . On note A^0 et $A^{x,h}$ l'opérateur de Maxwell respectivement sans et avec perturbation et on utilise une notation analogue pour les champs.

Sous l'hypothèse que la perturbation n'affecte pas le support des sources, le problème (III-26) se décompose en deux parties:

$$\begin{aligned} A_{\Omega}^0 X_{\Omega}^{x,h} &= B^0 - B_{\Gamma}^{x,h} \\ A_D^{x,h} X_D^{x,h} &= B_{\Gamma}^{x,h} \end{aligned} \quad (\text{III-29})$$

On impose la condition de continuité de la trace tangentielle des solutions élémentaires sur Γ

$$X_{D \setminus \Gamma}^{x,h} = X_{\Omega' \setminus \Gamma}^{x,h} \quad (\text{III-30})$$

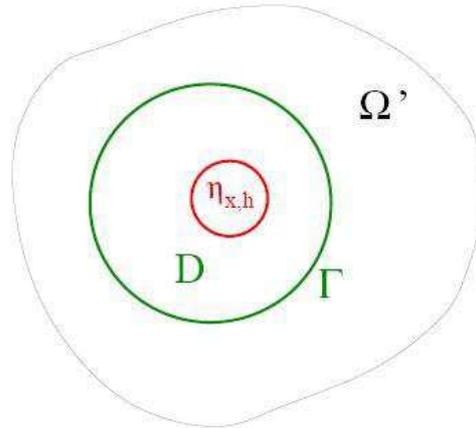


Figure III.11 Domaine de calcul.

Lorsque la perturbation tend vers 0 ($h \rightarrow 0$), le champ sur le bord Γ tend vers le champ qui existe sans perturbation, ce qui est vrai pour les perturbations envisagées : inclusions métalliques ou diélectriques. Autrement dit lorsque h est suffisamment petit, on ne fait pas trop d'erreur en remplaçant dans (III-30) la trace $X_{\Omega'}^{x,h}$ par X_{Ω}^0 (trace du champ sans perturbation) :

$$\begin{aligned} A_D^{x,h} X_D^{x,h} &= B_{\Gamma}^{x,h} \\ X_{\Omega' \setminus \Gamma}^{x,h} &= X_{\Omega}^0 \end{aligned} \quad (\text{III-31})$$

Pour calculer la variation du critère après application d'une perturbation finie, on utilise la technique du lagrangien généralisé avec un critère qui est une fonction explicite du champ :

$$L(Y, \eta_{x,h}, P) = c(\Omega_{\eta_{x,h}}) + \text{Re Tr}(P^*(A^{x,h}Y - B)) \quad (\text{III-32})$$

où $L(Y, \eta_{x,h}, P)$ est le lagrangien, $c(\Omega_{\eta_{x,h}})$ est le critère et P , les multiplicateurs de Lagrange sont des variables supplémentaires, introduites pour relaxer le problème sous contrainte.

On peut réécrire le critère :

$$c(\Omega_{\eta_{x,h}}) = C(X^{x,h}) = L(X, \eta_{x,h}, P) \quad \forall P \quad (\text{III-33})$$

On obtient donc une expression du gradient:

$$g_{x,h} = c(\Omega_{\eta_{x,h}}) - c(\Omega) = C(X^{x,h}) - C(X^0) + \text{Re Tr} \left(P^* (A^{x,h} X^{x,h} - A^0 X^0) \right) \quad (\text{III-34})$$

Si le critère C est une fonction linéaire du champ X , on peut écrire :

$$g_{x,h} = \text{Re} \left(\left(\partial_X C(X^0) \right)^T + P^* A^0 \right) (X^{x,h} - X^0) + \text{Re Tr} \left(P^* (A^{x,h} - A^0) X^{x,h} \right) \quad (\text{III-35})$$

En choisissant P solution de problème adjoint tel que :

$$(A^0)^* P = -\partial_E (C(X^0))^* \quad (\text{III-36})$$

Le premier terme s'annule et il reste :

$$g_{x,h} = \text{Re Tr} \left(P^* (A^{x,h} - A^0) X^{x,h} \right) \quad (\text{III-37})$$

Comme les deux opérateurs de Maxwell ne diffèrent que sur le domaine D , on arrive à l'équation suivante :

$$g_{x,h} = \text{Re Tr} \left(P^* (A_D^{x,h} - A_D^{x0}) X_D^{x,h} \right) \quad (\text{III-38})$$

L'algorithme du gradient topologique est construit de la manière suivante :

1. Calcul des excitations (secondes membres) B et de l'opérateur de Maxwell non perturbé A^0 .
2. Factorisation de la matrice A^0 en vue de résoudre les problèmes directs et adjoints.
3. Calcul des champs X^0 sans perturbation (problèmes directs) par résolution des équations (III-26).
4. Calcul des dérivées du critère par rapport aux champs et des solutions P des problèmes adjoints par résolution des équations (III-36).
5. Pour chaque patch :
 - a. Calcul des opérateurs perturbés $A_D^{x,h}$ sur le voisinage D du patch et résolution des problèmes de Dirichlet locaux (III-31) avec des fonctions-test Ψ à traces tangentielles nulles sur Γ .
 - b. Calcul de la composante du gradient topologique discret correspondante à l'aide de l'équation (III-38).

A chaque itération, les éléments possèdent les gradients les plus négatifs changent d'état, en passant de 0 à 1 ou de 1 à 0.

6.2 Optimisation topologique par algorithme génétique

Le gradient topologique est une méthode d'optimisation locale. Pour une recherche globale, l'approche choisie est le développement d'un algorithme génétique. Un algorithme génétique [15,16] recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. Dans les algorithmes génétiques, on essaie de simuler le processus d'évolution d'une population des solutions. On part d'une population de N solutions du problème représentées par des individus. Cette population est appelée population *parent*. Le degré d'adaptation d'un individu à l'environnement est exprimé par la valeur de la fonction coût $f(x)$, où x est la solution que l'individu représente. Au sein de cette population, intervient alors la sélection au hasard d'un ou deux parents, qui produisent une nouvelle solution, à travers les opérateurs génétiques, tels que le *croisement* et la *mutation*. La nouvelle population, obtenue par le choix de N individus parmi les populations *parent* et *enfant*, est appelée *génération* suivante. En itérant ce processus, on produit une population plus riche en individus mieux adaptés.

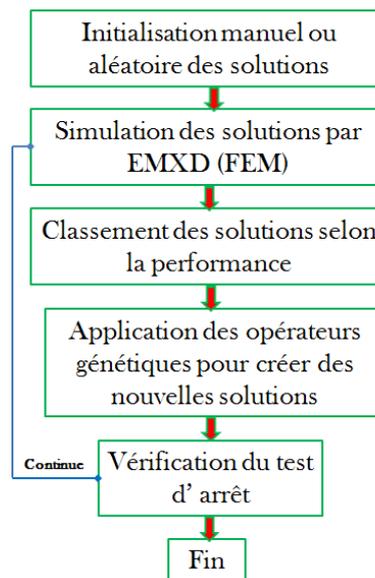
Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants :

1. Un principe de codage de l'élément de population. Cette étape associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modélisation mathématique du problème traité. La qualité du codage des données conditionne le succès des algorithmes génétiques. Les codages binaires ont été très utilisés à l'origine.
2. Un mécanisme de génération de la population initiale. Ce mécanisme doit être capable de produire une population d'individus non homogène qui servira de base pour les générations futures. Le choix de la population initiale est important car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global. Dans le cas où l'on ne connaît rien du problème à résoudre, il est essentiel que la population initiale soit répartie sur tout le domaine de recherche.
3. Une fonction à optimiser. Celle-ci retourne une valeur de \mathbb{R}^+ appelée *fitness* ou fonction d'évaluation de l'individu.
4. Des opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace d'état. L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population, l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace d'états.

5. Des paramètres de dimensionnement : taille de la population, nombre total de générations ou critère d’arrêt, probabilités d’application des opérateurs de croisement et de mutation.

Dans le cadre de nos travaux, un micro algorithme génétique discret est programmé en C++ puis couplé avec la méthode des éléments finis (logiciel *EMXD*) pour optimiser la topologie des composants hyperfréquences. Les paramètres de conception (variables) sont les éléments discrétisant le domaine d’optimisation. Un codage binaire est utilisé, avec un gène correspondant à un élément de maillage qui peut prendre deux valeurs discrètes : 0 correspond à une absence de matériau en 3D ou en 2D ; 1 correspond à sa présence.

Une population de formes topologiques évolue selon le principe darwinien (les plus adaptés survivent), la fonction d’adaptation poussant les formes de cette population vers les topologies optimales de composants. La figure III.12 présente l’organigramme de l’approche génétique discrète utilisée durant ces travaux.



III.12 Approche génétique discrète couplée avec la méthode des éléments finis

Nous allons maintenant détailler les points concernant le processus d'optimisation par algorithme génétique (AG)

6.2.1 Représentation des individus : codage binaire

La première étape dans le processus d'un AG nécessite une représentation des individus qui sont les solutions du problème que l'on cherche à résoudre.

Une représentation d’un système est une description de ce système exprimée en fonction d’attributs. Dans la plupart des représentations, chaque gène correspond à un attribut qui représente une variable dans l’espace de recherche. Chaque variable associée à une des caractéristiques de l’espace, peut prendre certaines valeurs (discrètes ou continues). Une représentation simple, souvent utilisée en algorithmes génétiques, adopte le principe de gènes binaires exprimant la présence ou l’absence de la caractéristique associée. Dans de telles représentations, chaque individu est représenté par une chaîne de longueur généralement fixe. Aujourd’hui, il est unanimement admis qu’il faut considérer deux espaces : l’espace où est posé le problème, sur lequel on peut calculer la fonction objectif, ou espace phénotypique, et l’espace où travaillent les opérateurs génétiques, ou espace génotypique (voir figure III.13). Le codage est le passage du phénotype au génotype. Un bon codage est celui qui favorise la formation des briques élémentaires qui seront recombinaisonnées par l’opérateur de croisement.

Dans le domaine de l’optimisation topologique des composants hyperfréquences, nous cherchons à modifier la configuration topologique d’un composant modélisé par la méthode d’éléments finis, plus précisément la distribution de matériau diélectrique en 3D ou la distribution de la métallisation en 2D. Nous nous sommes donc intéressés au type de codage binaire.

Un AG utilise un codage des éléments de l’espace de recherche et non pas les éléments eux-mêmes. Malgré toutes les critiques qui lui ont été adressées, le codage le plus utilisé reste le codage binaire. L’idée est de partir d’un maillage donné pour définir une représentation binaire appelée tableau de bits (*bit-array*). Elle est associée au maillage du modèle qui est utilisé pour calculer le comportement électrique de la structure à concevoir. A chaque élément du maillage on attribue une valeur 0 ou 1 pour l’absence ou la présence de métal en 2D ou de matériau diélectrique en 3D (figure III.13).

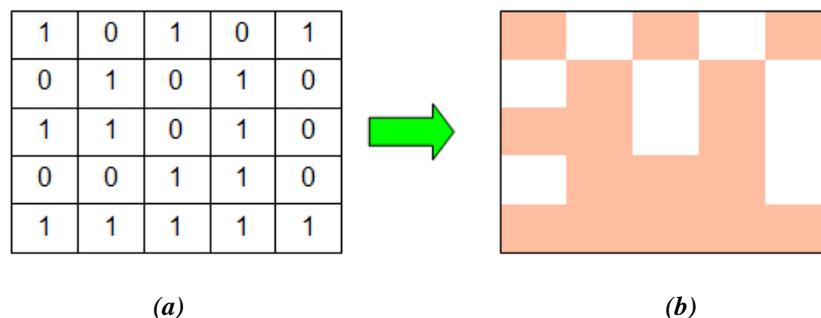


Figure III.13 Représentation en tableau binaire (a) génotype (b) phénotype

A priori, il existe une équivalence formelle entre le génotype, représenté par un tableau de bits et une chaîne de bits. Mais, il a été montré par C.Kane [17], en utilisant le théorème des schémas et l’expérimentation, que ces deux types de représentations sont loin d’être équivalentes quand on utilise les opérateurs de croisement standard de la théorie des algorithmes génétiques (figure III.14).

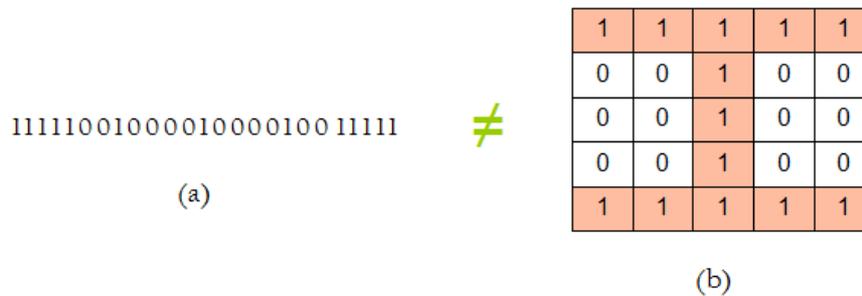


Figure III.14 (a) Représentation en une chaîne de bits, (b) Représentation en tableau de bits.

Dans notre travail, nous avons adopté les deux représentations. Le choix d’une présentation sera lié à la géométrie du domaine d’optimisation ou à l’existence des contraintes physiques (distribution symétrique des variables de conception dans la région de conception).

6.2.2 Initialisation

L’initialisation sert à constituer la population initiale. C’est une étape à ne pas négliger car si la population n’est pas uniformément répartie au départ, l’évolution risque de se concentrer sur un optimum local duquel il peut être difficile de sortir. On essaie de créer une population initiale aussi diversifiée que possible. Classiquement, pour chaque individu de la population, le mécanisme d’initialisation consiste à effectuer un tirage aléatoire de chacun de bits dans une chaîne ou dans un tableau. Dans le cas d’une représentation binaire, le tirage s’effectue dans l’ensemble $\{0,1\}$.

Pour le micro algorithme discret que nous avons développé, l’initialisation est réalisée par un tirage aléatoire des individus dans le domaine de conception. Cependant, certains d’entre eux peuvent être fixés directement par l’utilisateur dans le cas où nous voulons appliquer l’optimisation en partant d’une population qui intègre des solutions disponibles (bons candidats) avec des solutions générées aléatoirement.

La taille de la population N doit être choisie de façon à avoir un bon compromis entre temps de calcul et qualité de la solution. Si N est trop grand le temps de calcul de l’algorithme peut s’avérer très important. Si N est trop petit, il peut converger trop rapidement vers une mauvaise solution.

6.2.3 Evaluation

A chaque solution, on associe une fonction performance dite *fitness*. Cette fonction décrit le mérite de l'individu qui est représenté par un chromosome. Dans notre cas, l'évaluation des individus se fait numériquement par la méthode des éléments finis. Donc, à chaque individu de population on lui associe une fonction performance qui est égale à la valeur de la fonction objectif (d'adaptation) calculée numériquement par FEM.

La fonction performance est très importante pour un algorithme génétique au même titre que le codage. En effet, pour que les algorithmes génétiques se comportent bien, nous devons trouver une manière de formuler des fonctions performance qui ne comportent pas trop de solutions locales isolées.

6.2.4 Sélection

La sélection, comme son nom l'indique, permet d'identifier les meilleurs individus d'une population pour les conserver et d'éliminer les plus mauvais. C'est une opération dans le but de la reproduction. La sélection est donc un processus selon lequel les individus de la population globale sont choisis sur la base de leur fonction d'adaptation. Certains individus peuvent être choisis plusieurs fois tandis que d'autres ne le seront jamais. Donc, cet opérateur est chargé de définir quels seront les individus d'une population P qui vont être dupliqués dans la nouvelle population P' et vont servir de parents (application de l'opérateur de croisement). Soit n le nombre d'individus de P , on doit en sélectionner $n/2$ (l'opérateur de croisement nous permet de repasser à n individus).

Cependant, il n'est pas nécessaire que la sélection soit basée uniquement sur le choix du meilleur individu car le meilleur individu n'est pas forcément proche de la solution optimale. Dans ce cas, les individus malchanceux doivent avoir la possibilité d'être sélectionnés pour assurer que les gènes portés par ces individus ne soient pas perdus. Cette perte d'information peut entraîner une solution prématurée et non-convenable.

Plusieurs opérateurs de sélection existent parmi lesquels la sélection par probabilité, par rang ou par tournoi. Des études comparatives entre les différentes méthodes de sélection ont montré que la sélection par rang et la sélection par tournoi [18] sont les meilleures. Ces méthodes ont été comparées sur des critères concernant la qualité des résultats obtenus et la vitesse de convergence.

6.2.5 Elitisme

A la création d’une nouvelle population, il y a de grandes chances que les meilleurs chromosomes soient modifiés, et donc perdus après les opérations d’hybridation et de mutation. Pour éviter cela, on utilise la méthode élitiste. Elle consiste à copier un ou plusieurs des meilleurs chromosomes dans la nouvelle génération. Ensuite, on génère le reste de la population selon un algorithme de reproduction usuel. Cette méthode améliore considérablement les algorithmes génétiques, car elle permet de ne pas perdre les meilleures solutions.

6.2.6 Croisement

Le croisement a pour objectif d’enrichir la diversité de la population en manipulant les gènes des individus. Classiquement, les croisements sont envisagés avec un couple d’individus parents et génèrent deux enfants [19]. Cet opérateur favorise l’exploration de l’espace de recherche. Il existe différents types de croisement pour un algorithme génétique classique [20]. Sur la figure III.15 nous présentons les trois principaux types de croisement (à un point, à deux points et croisement uniforme).

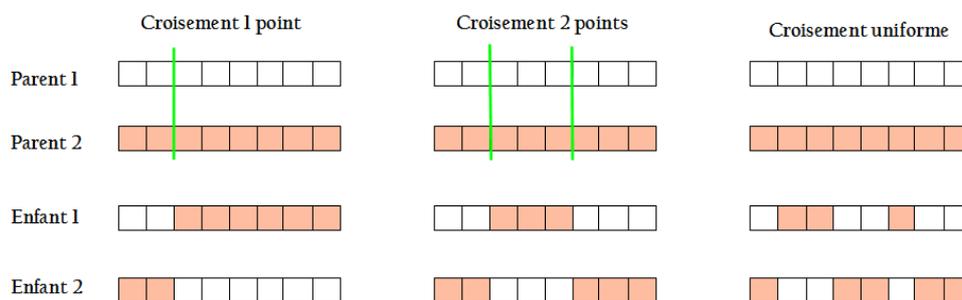


Figure III.15 Exemples d’opérations de croisement

Généralement, ces types de croisement sont appliqués dans le cas d’une représentation en chaîne binaire unidimensionnelle. Dans le cas d’une représentation en tableau de bits, d’autres opérateurs de croisements bidimensionnels seront adaptés. La figure III.16 présente les trois types d’opérateurs de croisement bidimensionnels que nous avons adoptés.

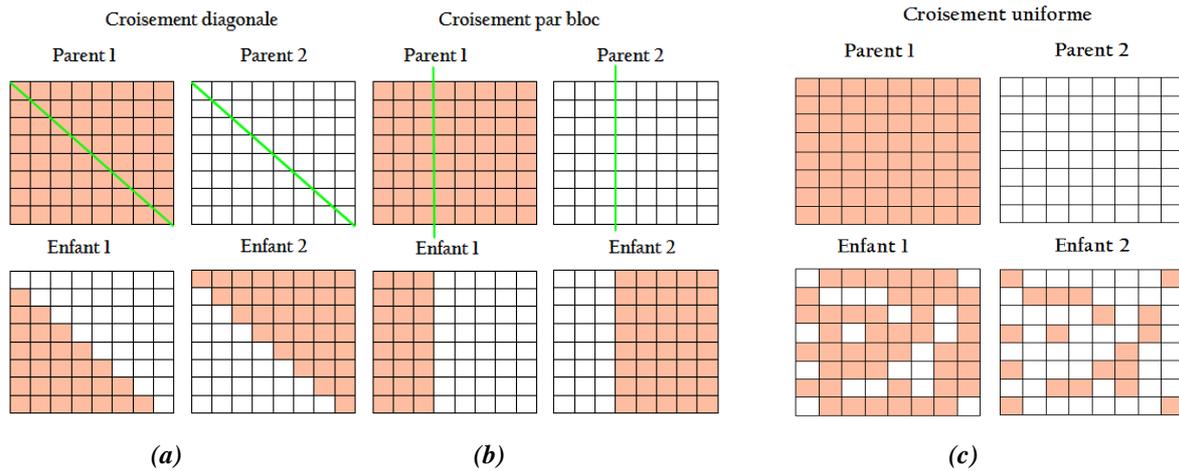


Figure III.16 Opérateurs de croisement : (a) diagonale, (b) par bloc, (c) uniforme

Une question qui se pose toujours est : quel type de croisement est le plus performant ? Certains chercheurs argumentent en faveur du croisement uniforme, d’autres pour celui à deux sites [21,22].

Plusieurs constatations conduisent à la création d’un croisement adaptatif, dont le mécanisme est le suivant : un bit de décision est ajouté en dernière position du chromosome, le croisement à appliquer est fixé en fonction de la valeur des bits de décision des deux parents reproducteurs.

- Si les bits de décision des deux parents valent 0, ceux-ci sont recombines à l’aide d’un croisement uniforme.
- Si les bits de décision des deux parents valent 1, ceux-ci sont recombines à l’aide d’un croisement à deux points.
- Si les bits de décision des parents diffèrent, ceux-ci sont recombines à l’aide d’un croisement à un seul point.

Cette procédure est totalement adaptative dans la mesure où c’est l’algorithme lui-même qui décide du croisement à effectuer. Ce mécanisme couplé à la sélection, favorise l’opérateur qui produit les enfants les mieux adaptés.

Dans le cadre de notre travail, nous avons adopté le croisement adaptatif, le choix de type de croisement est effectué automatiquement par l’algorithme lui-même. En effet, l’application du croisement adaptatif a pour objectif d’enrichir la diversité de la population et d’éviter une convergence prématurée (l’algorithme restant bloqué dans un optimum local).

6.2.7 Mutation

Une mutation est définie comme étant l’inversion d’un bit dans un chromosome (figure III.17). Cela revient à modifier aléatoirement la valeur d’un paramètre d’optimisation. Les mutations jouent le rôle de bruit et empêchent l’évolution de se figer. Elles permettent d’assurer une recherche aussi bien globale que locale, selon le poids et le nombre des bits mutés. De plus, elles garantissent mathématiquement que l’optimum global peut être atteint. Il existe plusieurs variantes de mutation qui ont été adaptées aux problèmes d’optimisation topologique telle que la mutation uniforme ou la mutation générale. La mutation peut être aussi spécifique selon la représentation utilisée [23].



Figure III.17 Exemple d’opération de mutation

6.2.8 Critère d’arrêt

Plusieurs critères d’arrêt de l’algorithme sont possibles, on peut arrêter l’algorithme après un nombre de générations suffisant pour que l’espace de recherche soit convenablement exploré. Ce critère peut s’avérer coûteux en temps de calcul si le nombre d’individus à traiter dans chaque population est important.

L’algorithme peut aussi être arrêté lorsque la population n’évolue plus suffisamment rapidement. On peut aussi envisager d’arrêter l’algorithme lorsque la fonction d’adaptation d’un individu dépasse un seuil fixé au départ.

Comme les opérateurs génétiques utilisent des facteurs aléatoires, un AG peut se comporter différemment pour des paramètres et des populations identiques. Afin d’évaluer correctement l’algorithme, il faut l’exécuter plusieurs fois et analyser les résultats.

6.2.9 Adaptation à l’optimisation des contours

Comme nous l’avons mentionné précédemment cet algorithme peut être utilisé pour optimiser les frontières en imposant des contraintes de connectivité. Ces contraintes consistent à optimiser les contours de telle sorte que la forme ne varie que par leur frontière tandis que leur topologie reste fixe. Nous illustrons par un exemple les modifications nécessaires pour appliquer l’algorithme développé à l’optimisation des frontières.

La première étape consiste à préciser la zone ou la topologie demeure fixe pendant l’optimisation, par l’intermédiaire d’un chromosome binaire comme illustré sur la figure III.18.a.

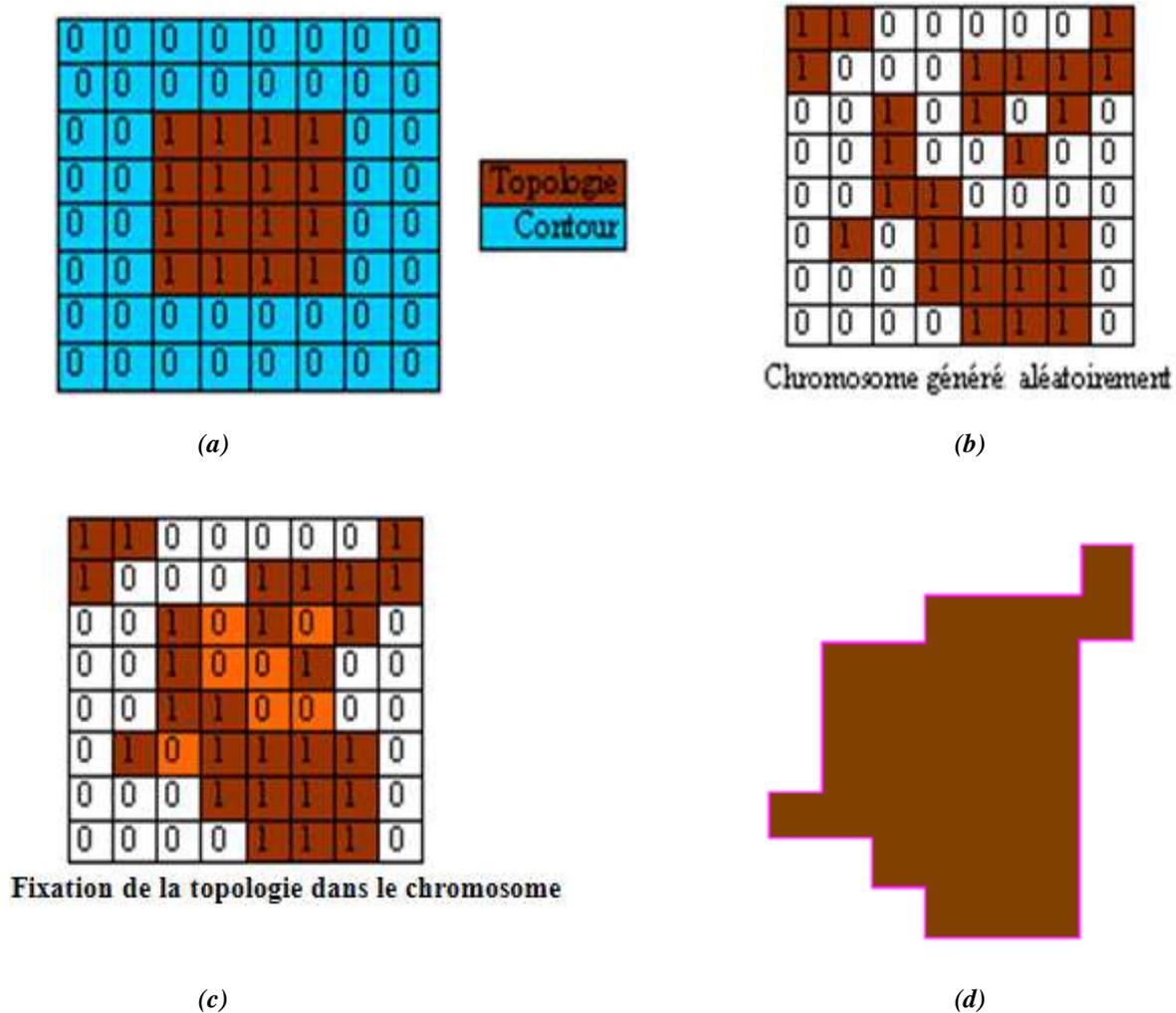


Figure III.18 Optimisation des frontières par algorithme génétique

Après la génération des individus, nous appliquons une contrainte de connectivité à chaque solution dans l’objectif d’avoir des solutions à topologie fixe comme montré sur les figures III.18.b. et III.18.c.

Finalement, une dernière étape consiste à éliminer des éléments isolés pour conserver un seul objet qui regroupe le plus grand nombre d’éléments définissant la forme à évaluer (cf figure III.18.d).

Ces démarches seront appliquées avant l’évaluation de chaque solution. Il est important de noter aussi que les opérateurs génétiques (croisement, mutation) s’appliquent sur les individus avant l’imposition des contraintes ce qui augmente le coût d’optimisation.

7 Couplage des méthodes

Les méthodes précédentes ont pour vocation à être utilisées de manière couplée.

Ce couplage implique qu’une solution optimisée à l’aide d’une première méthode puisse être considérée comme une solution initiale à optimiser avec une seconde méthode.

Le couplage des méthodes revient donc à rendre compatibles les données d’entrée-sortie de chaque algorithme.

Les données d’entrée-sortie pour le gradient topologique sont les éléments topologiques (repérés par un numéro) à l’état $\eta = 1$, c’est-à-dire, dans notre cas, contenant le matériau. Par défaut, les autres éléments topologiques du domaine sont à l’état $\eta = 0$.

Pour l’algorithme génétique, les gènes correspondent aux éléments topologiques et les données d’entrée-sortie sont également les gènes binaires (donc les éléments topologiques) à l’état $\eta = 1$.

Les algorithmes utilisent les mêmes données d’entrée-sortie, le couplage entre ces 2 méthodes est donc direct.

Pour les courbes de niveau, les données d’entrée-sortie correspondent à une liste d’éléments cubiques avec une densité de remplissage du matériau (η) comprise entre 0 et 1 pour chaque élément. Par rapport aux données d’entrée-sortie du gradient topologique (GT) et de l’algorithme génétique (AG), une conversion est nécessaire. Pour faciliter le couplage, il peut être judicieux de faire correspondre les éléments cubiques et les éléments topologiques (AG et GT).

Dans le sens AG ou GT vers courbes de niveau (LS :level-sets), les densités sont strictement égales à 0 ou 1. Dans le sens inverse, les densités sont transformées en variables binaires (éléments topologiques ou gènes) égales à 0 si la densité (η) est inférieure à 0,5 ou à 1 dans le cas contraire.

Pour les plans à surfaces de réponses, les variables sont de natures très différentes. L’objet est paramétré par rapport à des grandeurs géométriques (hauteur, longueur, largeur ...) et ces paramètres ne sont pas fournis dans un format particulier mais décrits directement dans le modèle (pas de fichier d’entrée/sortie).

Avec la nature des variables, l’autre différence fondamentale est que les plans à surfaces de réponses nécessitent *a minima* une déformation du maillage, voire un nouveau maillage, contrairement aux autres méthodes qui travaillent sur un maillage fixe.

Le couplage passe donc par une approximation de la forme, quel que soit le sens de transmission de la solution. Le couplage entre une des 3 techniques précédentes (GT, AG, LS) et la technique des plans à surfaces de réponses se résume à donner en entrée une solution initiale approchant la solution optimisée précédemment en adaptant *a priori* la discrétisation de la structure.

Dans le sens inverse, les variables (binaires ou comprises entre 0 et 1) doivent être définies sur la géométrie discrétisée et transformées, par l’utilisateur, en données d’entrée compatibles avec la méthode à utiliser. La discrétisation restera inchangée car les 3 autres techniques utilisent un maillage fixe.

Le couplage entre chaque méthode développée est résumé sur la figure III.19.

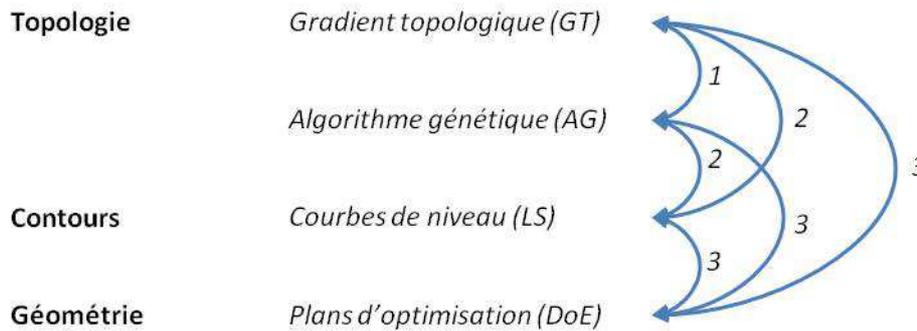


Figure III.19 Couplage entre les méthodes d’optimisation développées. 1 : couplage direct (mêmes données d’entrée-sortie). 2 : transformation entre variables binaires et densité de remplissage. 3 : approximation de la forme précédente pour définir la solution initiale

8 Méthodologies d’application

Les différentes techniques développées consistent à modifier la géométrie, les contours de l’objet ou sa topologie, dans un domaine d’optimisation surfacique (problème 2D) ou volumique (problème 3D).

Ces techniques locales ou globales peuvent être couplées, de manière plus ou moins directe, pour optimiser la conception d’un composant hyperfréquence modélisé par éléments finis.

Suivant la nature du problème d’optimisation, le nombre de paramètres est très changeant, de quelques paramètres (< 10 typiquement) pour l’optimisation géométrique, à plusieurs centaines voire plusieurs milliers de variables pour l’optimisation topologique.

Toujours suivant la nature du problème, l’espace des solutions admissibles est très différents : en effet, par rapport à l’optimisation géométrique, de nouvelles formes sont accessibles avec une optimisation de contours et, de la même façon, l’optimisation topologique donne encore accès à de nouvelles formes.

Pour résumer, au fur et à mesure que l’on généralise le problème en passant successivement de la paramétrisation géométrique, puis aux contours de l’objet et enfin à sa topologie, l’espace des solutions devient de plus en plus grand mais avec de plus en plus de variables donc de plus en plus de difficulté à garantir l’optimalité de la solution.

Les techniques d’optimisation développées peuvent donc naturellement être organisées de manière hiérarchique, suivant le niveau de paramétrage de la forme. A chaque niveau hiérarchique, les approches appliquées peuvent être locales ou globales.

Au premier niveau de paramétrage, la méthodologie consiste à optimiser les dimensions géométriques en utilisant la méthode des plans à surfaces de réponses. Elle permet généralement une exploration globale du domaine d’optimisation, mais elle peut être utilisée pour explorer localement une solution ou complétée par une approche classique de type gradient.

A un niveau hiérarchique inférieur, l’optimisation de frontière est effectuée à l’aide d’un algorithme génétique pour l’approche globale en fixant la topologie, les variables sont définies sur le contour du domaine d’optimisation et par la méthode des courbes de niveaux pour l’approche locale.

Finalement, le dernier niveau est consacré à l’optimisation topologique par un algorithme génétique pour l’aspect global et par la technique du gradient topologique pour l’aspect local.

Plusieurs méthodologies (stratégies) d’application de ces méthodes peuvent être envisagées. Nous proposons ici 2 approches en fonction de la forme initiale de l’objet.

Si la forme initiale de l’objet est totalement libre (domaine vide, plein ou forme générée aléatoirement), une stratégie ascendante comme présentée sur la figure III.20 peut être adoptée. Dans ce cas, la méthodologie doit être la plus générale possible et une technique globale agissant sur la topologie, comme un algorithme génétique, peut être employée en première intention et combinée à la technique du gradient topologique (solution topologique locale).

Pour obtenir une solution plus lisse, la forme peut ensuite être approchée et simplifiée avant d’être optimisée par la méthode des courbes de niveaux (contours) ou par la méthode des plans à surfaces de réponses (paramètres géométriques).

Si une forme initiale est acceptée (forme satisfaisante), une stratégie descendante, telle que présentée sur la figure III.21, est préférable. La méthode des plans à surfaces de réponses permet d’optimiser les paramètres géométriques de l’objet par rapport au comportement souhaité puis la forme peut être optimisée progressivement au niveau de ses contours (LS) puis de sa topologie (GT). Pour cette stratégie, l’optimisation est essentiellement locale et les méthodes globales (AG notamment) ne servent qu’à explorer plus largement le domaine d’optimisation.

De même, une solution plus lisse peut finalement être approchée par la méthode des courbes de niveaux ou par la méthode des plans à surfaces de réponses (plans d’optimisation).

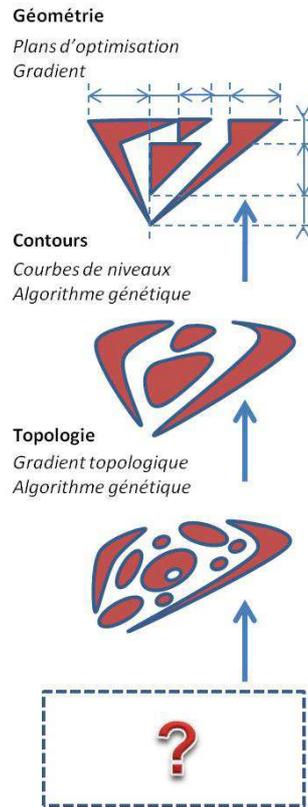


Figure III.20 Méthodologie de conception ascendante (forme initiale libre).

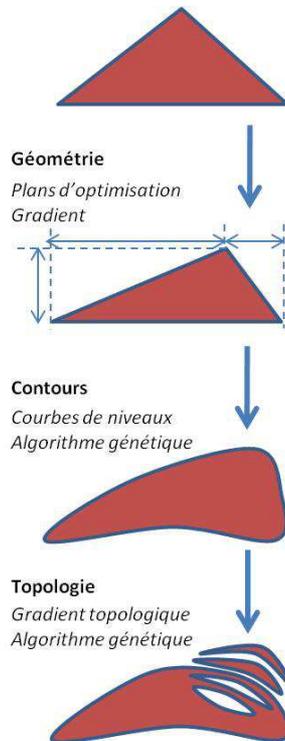


Figure III.21 Méthodologie de conception descendante (forme initiale satisfaisante).

9 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une bibliothèque d’outils d’optimisation de formes développée pour la synthèse de forme de dispositifs hyperfréquences en 2 ou 3 dimensions.

Cette bibliothèque comporte des méthodes locales et globales permettant différents niveaux d’optimisation structurelle :

- Pour l’optimisation paramétrique, les dimensions des objets sont optimisées à l’aide d’une méthode de plans à surfaces de réponses et d’une méthode de gradient,
- Pour l’optimisation de frontières, les contours sont optimisés par une méthode des courbes de niveaux et un algorithme génétique,
- Pour l’optimisation topologique, la distribution de matériaux est optimisée par une méthode de gradient topologique et l’algorithme génétique

La méthode des éléments finis (MEF) permettant de modéliser le dispositif à optimiser et chacune de ces approches ont été exposées en détail au début de ce chapitre.

Nous avons ensuite évoqué le mécanisme de couplage entre les différentes approches structurelles et proposé deux stratégies de conception dépendantes de la connaissance d’une forme initiale convenable pour l’objet de départ.

En réalité, nous ne pouvons pas généraliser l’ordre d’utilisation de chaque approche durant le processus de conception. La simplicité du couplage entre les différentes approches nous permet d’appliquer différentes stratégies suivant les contraintes imposées pour la conception du dispositif.

Nous allons voir dans les chapitres suivants de ce manuscrit, les démonstrations effectuées pour valider les différentes techniques développées et l’application de cette bibliothèque pour la conception de dispositifs hyperfréquences originaux.

10 Références

- [1] **M. Aubourg, P. Guillon, S. Verdeyme, V. Madrangeas**, “Modelling microwave boxed structures by 2D and 3D finite element method”, *International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, No. 13, pp. 335-340, 1994.
- [2] **S. Vivier**, “Stratégies d’optimisation par la méthode des plans d’expériences et application aux dispositifs électrotechniques modélisés par éléments finis”, Thèse de doctorat, Génie électrique, Ecole Centrale de Lille et Université des Sciences et Technologies de Lille, 11 juillet 2002 (n° 3151).
- [3] **R. Myers and D. Montgomery**, “Response Surface Methodology, Process and Product Optimization Using Designed Experiments”, n° ISBN: 0471581003, Wiley, 303 - 429, 1995.
- [4] **G. E. P. Box, J. S. Hunter**, *Annals of Mathematical Statistics* 28, 195 - 241, 1957.
- [5] **T. Lundstedt, E. Seifert, L. Abramo, B. Thelin, A. Nystrom, J. Pettersen, R. Bergman**, “Experimental Design and Optimization”, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol. 42, 3 - 40, 1998.
- [6] **F. Louvet et L. Delplanque**, *Les Plans d’Expériences par la méthode Taguchi*, Ouvrage collectif de l’association Expérimentique, 2005.
- [7] **K. Khoder**, “Optimisation de composants hyperfréquences par la technique des plans à surfaces de réponses”, Thèse de l’Université de Limoges, 16 décembre 2011.
- [8] **G. Derringer and R. Suich**, “Simultaneous optimization of several response variables”, *Journal of Quality Technology*, vol. 12, 214 - 219, 1980.
- [9] **Z. He, P. F. Zhu**, “A Note on Multi-response Robust Parameter Optimization Based on RSM. Management of Innovation and Technology”, *IEEE International Conference*. 1120 - 1123, 2008.
- [10] **Logiciel MODDE**. Société UMETRICS, www.umetrics.com.
- [11] **J. Nelder and R. Mead**, “A simplex method for function minimization”, *Computer Journal*, vol 7, n° 4, 308 - 313, 1965.
- [12] **G. Allaire, F. De Gournay, F. Jouve** “Optimisation de forme de micro-mécanismes compliant par la méthode des courbes de niveau” , *Actes des 5ème Journées Nationales de Recherche en Robotique (JNRR’05)*, Guidel, pp. 111-116, (octobre 2005).

- [13] **H. Khalil**, “Développement des techniques d’optimisation de forme pour la conception de composants hyperfréquences”, Thèse de l’Université de Limoges, 2009 (n° 26-2009).
- [14] **M. Masmoudi**, “Une nouvelle approche numérique de la technique du lagrangien” ,Communication privée, Projet OTOP, Institut de Mathématiques de Toulouse, Juin 2007.
- [15] **D. E. Goldberg**, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley Reading (1989) Massachusetts.
- [16] **Y. Rahmat-Samii and E. Michielssen**, Electromagnetic optimization of genetic algorithm, NewYork:Wiely ,1999
- [17] **C. Kane**, “Algorithmes génétiques et optimisation topologique”, Ph D.Thesis, Université de Paris VI,1996.
- [18] **D. E. Goldberg**, A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms.In Gregory Rawlins,editor. Foundations of Genetic Algorithms, pages 69-93,San Mateo,CA :Morgan Kaufmann Publishers,(1991) .
- [19] **H. hamda, F. Jouve,E. Lutton,M. Schoenauer et M. Sebag**, “Représentation non structurée en optimisation topologique de forme par Algorithmes Evolutionnaires”, ESAIM Proceedings actes du 32^{ème} Congrès d’analyse Numérique CNUM 2000 Vol.8,s eptmenbre 200,1-3.
- [20] **W. M. Spears**, Adapting crossover in a genetic algorithm .Technical Report AIC-92-025, DC : Novel Research Laboratory, Navy Center for applied Research in Artificial Intelligence, Washington,1992.
- [21] **W. M. Spears, K.A. De Jong**, “An analysis of multi-point crossover”, G. Rawlings (Ed.), Proceedings of the Foundations of Genetic Algorithms Workshop, Morgan Kaufmann Publishers, pp. 221-241, 1990.
- [22] **G. Syswerda**, “Uniform crossover in genetic algorithms”, J.D. Schaffer (Ed.), Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, San Mateo, CA, Morgan Kaufmann Publishers, pp. 2-8, 1989.
- [23] **M. Srinivas and L. M. Patnaik** , “Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm”, IEEE Tansaction son System , Man and Cybernetics, 24(4)(1994) 656-667.
- [24] **A. Assadi-Haghi**, “Contribution au développement de méthodes d’optimisation structurelle pour la conception assistée par ordinateur de composants et de circuits hyperfréquences”, Thèse de Doctorat, Université de Limoges, 27 Mars 2007.

Chapitre IV

Application à la conception de filtres en
technologie planaire – Optimisation de
formes en 2 dimensions

1 Introduction

Les filtres hyperfréquences sont des éléments clés dans les charges utiles des satellites de télécommunications. Leur conception doit satisfaire à des spécifications électriques et d'encombrement relativement sévères. Les contraintes électriques sont notamment la sélectivité hors bande et l'ondulation de la transmission ou platitude dans la bande passante.

Les technologies à fort facteur de qualité (technologies volumiques, filtres supraconducteurs,...) permettent de répondre à des spécifications électriques sévères mais leur usage entraîne souvent une augmentation de l'encombrement (taille du filtre) et engendre un coût plus important. A l'inverse, un relâchement des contraintes électriques permet l'utilisation de technologies plus compactes, possédant généralement un facteur de qualité plus faible, ce qui entraîne une dégradation des performances en termes de pertes d'insertion, de réjection et de platitude par rapport aux technologies précédentes.

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté la bibliothèque d'outils d'optimisation de formes dédiée à la conception des composants hyperfréquences. Dans ce chapitre, nous allons appliquer ces outils à la conception d'un résonateur planaire en technologie microruban en forme de U (ou en épingle à cheveux, dite *hairpin* en anglais), afin d'améliorer ses caractéristiques électriques (facteur de qualité et isolation fréquentielle) en conservant le même encombrement.

Ce chapitre commence par une présentation rapide des résonateurs planaires couramment utilisés pour la conception de filtres hyperfréquences et de leurs paramètres caractéristiques que nous considérerons pour l'optimisation, en l'occurrence les fréquences de leurs modes de résonance et leurs facteurs de qualité. Nous appliquons ensuite les différentes techniques d'optimisation à la conception d'un résonateur unitaire. L'objectif est d'améliorer le facteur de qualité à vide et, dans un second exemple, l'isolation hors bande d'un résonateur de référence. Dans chaque cas, la forme optimisée du résonateur est utilisée pour concevoir des filtres multipôles originaux. Nous présentons finalement la caractérisation des circuits fabriqués avant de donner quelques conclusions sur cette étude.

2 Filtres planaires

2.1 Résonateurs planaires

Les dispositifs hyperfréquences basés sur les structures planaires ont connu ces dernières années une forte demande et de grands progrès technologiques. Le domaine d'application touche aujourd'hui différents domaines allant des applications professionnelles de haute précision comme les systèmes de navigation et de positionnement, la télédétection, les radars (civils et militaires) et la radiométrie, à des applications grand public comme la télévision, le téléphone mobile, la radiodiffusion, l'internet ou les systèmes d'alarmes et de sécurité [1]. Les structures planaires sont très bien adaptées pour la production à bas coût et en grand volume de dispositifs intégrant des fonctions passives et actives utilisant les procédés de fabrication de circuits imprimés à des fréquences pouvant aller jusqu'aux bandes millimétriques.

La technique des circuits imprimés a révolutionné les domaines de l'électronique et plus récemment, celui des hyperfréquences, où elle se prête particulièrement bien à la réalisation des lignes et des résonateurs. Ces évolutions se sont naturellement confrontées à différentes contraintes, à savoir :

- La miniaturisation des circuits électroniques qui se traduit par la conception de circuits les plus compacts possibles avec les problèmes de compatibilité électromagnétique associés,
- L'optimisation des bandes de fréquences pour éviter tout problème d'interférence,
- La minimisation des coûts de production, d'autant plus lorsque ces produits sont destinés à une large diffusion, ce qui impose l'utilisation de matériaux et de procédés de fabrication les moins coûteux possibles.

L'utilisation de technologies planaires répond aussi favorablement par rapport à d'autres technologies à des contraintes en termes de poids, d'encombrement et de coût.

Les filtres planaires [2, 3, 4] sont principalement conçus en technologie microruban ou coplanaire, et utilisent différents types de résonateurs : les résonateurs linéiques, les résonateurs non linéiques (type patch) et les résonateurs à éléments localisés. Quelques exemples de circuits en technologie microruban sont illustrés sur la figure IV.1.

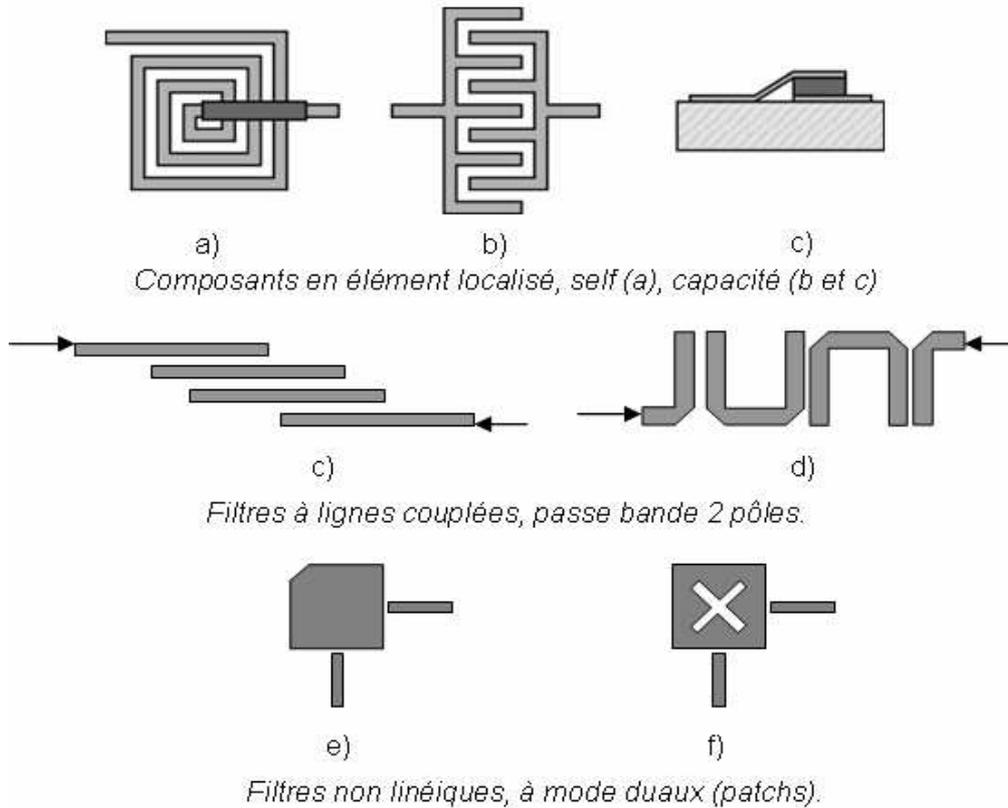


Figure IV.1 Exemples de circuits réalisés en technologie planaire.

Les filtres planaires présentent l'avantage d'un faible encombrement, d'une grande simplicité de réalisation, d'une intégration totale à l'environnement électronique, d'un faible coût de production et d'une grande reproductibilité. Leur inconvénient majeur est leur faible facteur de qualité à vide qui réduit leur sélectivité et engendre des pertes importantes. Ces pertes se décomposent en pertes ohmiques sur les conducteurs, en pertes diélectriques dans le substrat et en pertes liées au rayonnement d'énergie. La figure IV.2 montre la variation des pertes d'insertion en fonction de différentes valeurs du facteur de qualité à vide Q_0 .

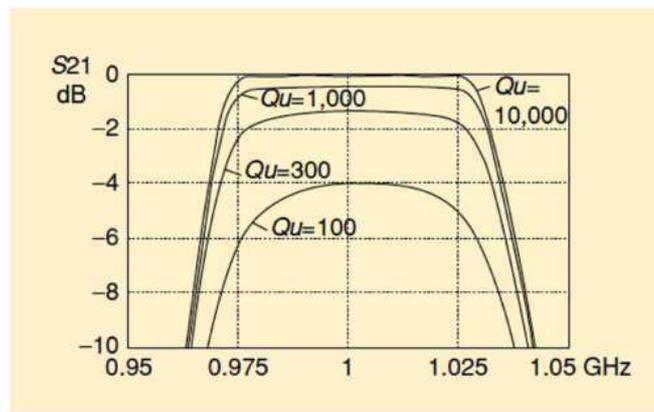


Figure IV.2 Évolution des pertes d'insertion en fonction de différentes valeurs Q [5]

Nous pouvons noter que la platitude et la sélectivité se dégradent lorsque le facteur de qualité diminue. La dégradation de la platitude se traduit en effet par un arrondissement au bord de la bande passante du filtre. Pour augmenter significativement le facteur de qualité, une solution qui peut être utilisée est l'utilisation de matériaux supraconducteurs, mais cette solution nécessite un système de refroidissement qui augmente la masse et l'encombrement du système [6].

Ces filtres planaires sont donc généralement utilisés pour des bandes passantes modérées ou larges et lorsque le système reste peu exigeants en terme de tenue en puissance.

Enfin, on peut apparenter aux filtres planaires, les structures réalisées en technologies multicouches, de type LTCC (low-temperature co-fired ceramic) ou LCP (liquid crystal polymer) [7].

2.2 Caractérisation des résonateurs : fréquence de résonance et facteur de qualité

2.2.1 Fréquence de résonance

D'une manière générale, un résonateur hyperfréquence fonctionne sur différents modes. Ces modes correspondent à une distribution de champ électromagnétique satisfaisant des conditions limites imposées par la structure (par exemple un plan métallique) à une fréquence particulière. D'un point de vue mathématique, les modes et les fréquences de résonance, dits propres, sont les solutions (vecteurs et valeurs propres) du problème de Maxwell lorsque la structure ne possède d'excitation. L'énergie est alors stockée dans la structure à la fréquence de résonance suivant la distribution de champ correspondant au mode de résonance. La structure peut être utilisée comme un résonateur hyperfréquence en couplant le mode de résonance (à la fréquence de résonance correspondante) avec des systèmes d'excitation et assemblée à d'autres composants pour réaliser un circuit tel qu'un filtre à résonateurs couplés ou un oscillateur.

Le résonateur est dimensionné pour fonctionner sur un mode de résonance particulier, les autres modes de résonance qui peuvent être aussi couplés par les systèmes d'excitation sont alors considérés comme parasites. On définit alors l'isolation fréquentielle comme l'écart entre la fréquence de résonance du mode de fonctionnement et la fréquence de résonance du mode parasite le plus proche (fréquence de résonance supérieure ou inférieure).

2.2.2 Facteur de qualité

Comme nous l'avons expliqué précédemment, le facteur de qualité à vide Q_0 d'un résonateur caractérise ses performances électriques. Il a une incidence directe sur les pertes d'insertion d'un filtre ainsi que sur la réjection hors bande. Autrement dit, il a une influence directe sur la sélectivité du filtre.

Le facteur de qualité à vide d'un résonateur peut être défini comme suit :

$$Q_0 = \omega_0 \times \frac{\text{Energie totale dans le résonateur}}{\text{Puissance moyenne dissipée}} \quad (\text{IV-1})$$

où ω_0 est la pulsation de résonance du résonateur. A la résonance, cette expression devient :

$$Q_0 = \omega_0 \times \frac{\overline{W_m} + \overline{W_e}}{\overline{P}} = \omega_0 \times \frac{2\overline{W_m}}{\overline{P}} = \omega_0 \times \frac{2\overline{W_e}}{\overline{P}} \quad (\text{IV-2})$$

$\overline{W_m}$ et $\overline{W_e}$ sont respectivement l'énergie magnétique moyenne et l'énergie électrique moyenne emmagasinées dans le résonateur, elles sont égales à la résonance.

\overline{P} représente les pertes (ohmiques, diélectriques et par rayonnement).

Le facteur de qualité à vide d'un résonateur peut aussi être déterminé à partir d'un circuit équivalent en éléments localisés. Deux modélisations en basse fréquence sont possibles : la configuration série et la configuration parallèle (figure IV.3).

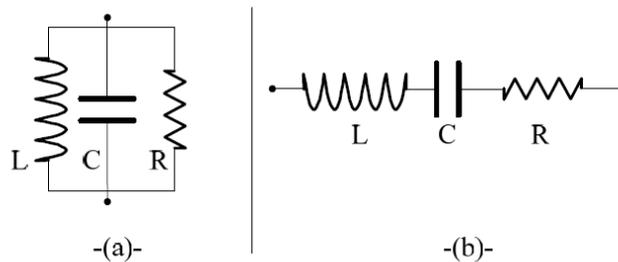


Figure IV.3 Modélisation basse fréquence d'un résonateur
(a) Configuration parallèle (b) Configuration série

Le facteur de qualité est donné par :

$$Q_0 = \frac{L\omega}{R} \quad (\text{IV-3})$$

pour le circuit en série ou

$$Q_0 = \frac{R}{L\omega} \quad (\text{IV-4})$$

pour le circuit en parallèle, avec $\omega = \frac{1}{\sqrt{LC}}$

2.2.3 Evaluation des caractéristiques

Un simulateur électromagnétique tel que le logiciel EMXD (développé par Michel Aubourg à XLIM et basé sur la méthode des éléments finis) permet de modéliser un résonateur planaire dans une cavité métallique (figure IV.4). En considérant des pertes diélectriques dans le substrat et métalliques pour la métallisation du résonateur, le logiciel EMXD permet de calculer, en oscillations libres, la fréquence complexe du mode propre sous la forme :

$$f = f' + jf'' \quad (\text{IV-5})$$

La partie réelle correspond à la fréquence de résonance et le facteur de qualité à vide est calculé grâce à la formule :

$$Q_0 = \frac{f'}{2f''} \quad (\text{IV-6})$$

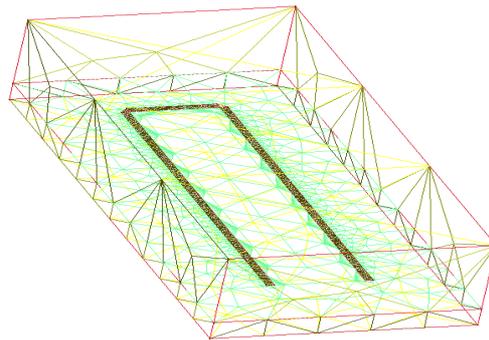


Figure IV.4 Résonateur planaire dans une cavité métallique

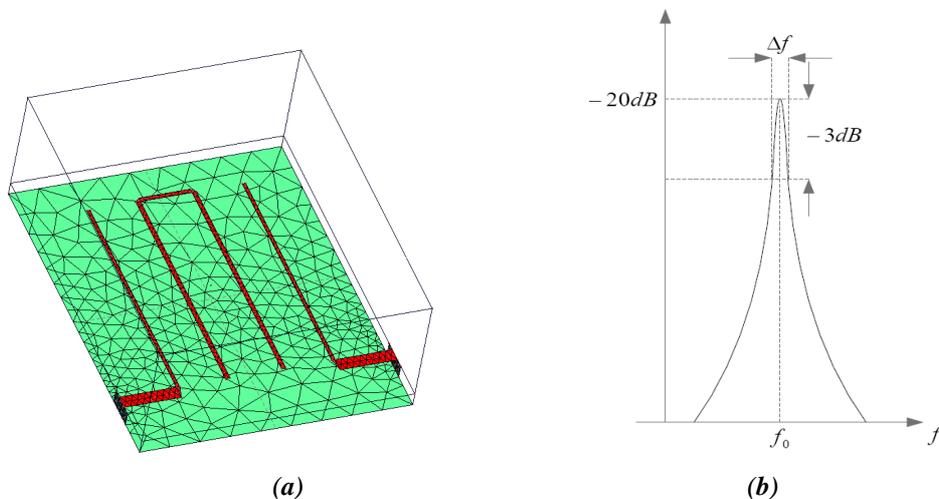


Figure IV.5 Calcul du facteur de qualité à vide d'un résonateur
 (a) Topologie du résonateur faiblement couplé (b) Calcul de Q_0 à partir de S_{21}

Le facteur de qualité à vide Q_0 peut être aussi déterminé en oscillations forcées, grâce à la réponse en transmission (S_{21} en dB) d'un résonateur faiblement couplé afin que les couplages d'entrée/sortie n'influent pas sur la résonance propre du résonateur. On considère que les couplages d'entrée/sortie sont négligeables lorsqu'on a au moins 20 dB d'atténuation dans la bande passante du résonateur (Figure IV.5)

Le facteur de qualité du résonateur chargé s'écrit :

$$Q_l = \frac{f_0}{\Delta f} \quad (\text{IV-7})$$

où f_0 est la fréquence de résonance du résonateur et Δf est la bande passante à -3 dB.

Le facteur de qualité à vide est extrapolé à partir de Q_l selon la relation suivante:

$$Q_0 = \frac{Q_l}{1 - |S_{21}(f_0)|} \quad (\text{IV-8})$$

où $S_{21}(f_0)$ est le paramètre S_{21} (transmission) du résonateur à sa fréquence de résonance.

3 Conception d'un filtre à résonateurs en U optimisés en pertes

3.1 Résonateur de référence

La structure de référence, décrite sur la figure IV.6, est constituée d'une ligne microruban de longueur $\lambda_g/2$ (λ_g est la longueur d'onde guidée) en forme de U [8,9] et des lignes d'accès à l'entrée et à la sortie, déposées sur un substrat en alumine d'épaisseur $254\ \mu\text{m}$, de permittivité relative $\epsilon_r=9.9$ et d'une tangente de pertes $\text{tang}\delta = 2.10^{-4}$ avec une métallisation d'épaisseur $5\ \mu\text{m}$.

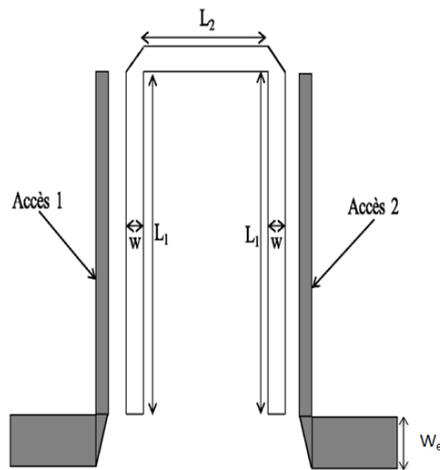


Figure IV.6 Résonateur de référence

Ce résonateur est utilisé couramment par Thales Alenia Space pour réaliser des filtres planaires à bandes passantes relativement larges (typiquement une dizaine de pourcents). Les longueurs L_1 et L_2 de la ligne sont respectivement égales à $4280\ \mu\text{m}$ et $900\ \mu\text{m}$, sa largeur W est de $80\ \mu\text{m}$. Les deux lignes d'accès ont une impédance caractéristique $Z_0 = 50\ \Omega$, avec une largeur correspondante W_e de $238\ \mu\text{m}$. La réponse en fréquence de ce résonateur est donnée sur la figure IV.7.

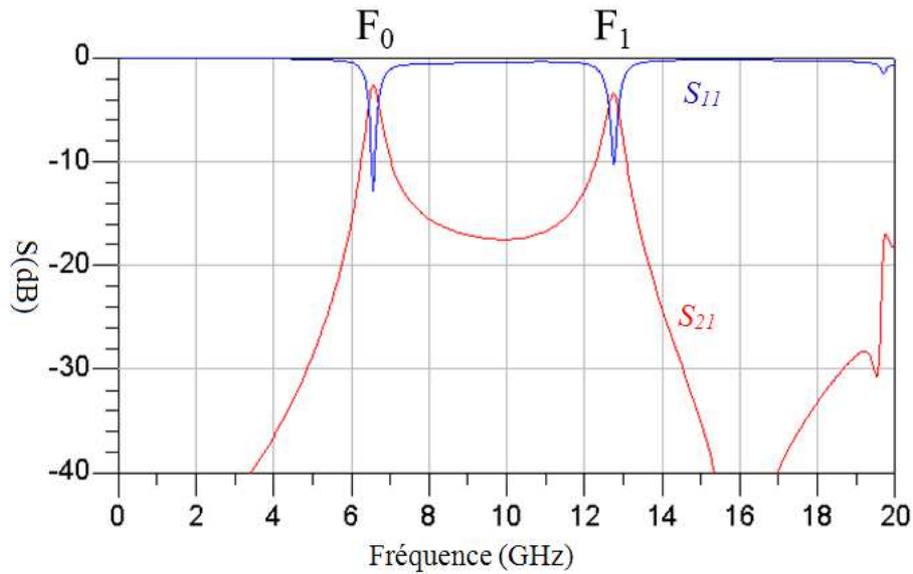


Figure IV.7 Réponse en fréquence du résonateur de référence

La simulation électromagnétique de la structure sous EMXD (épaisseur de métallisation négligée) en oscillations libres, nous permet de calculer le facteur de qualité à vide Q_0 , la fréquence de résonance F_0 et l'isolation fréquentielle $F_1 - F_0$ où F_1 est la fréquence du premier harmonique. L'analyse de cette structure de référence conduit à une fréquence de résonance F_0 de 6,27 GHz, un deuxième mode à la fréquence F_1 égale à 12 GHz et un facteur de qualité à vide Q_0 de 42. Les répartitions du champ électrique pour ces modes sont illustrées sur la figure IV.8.

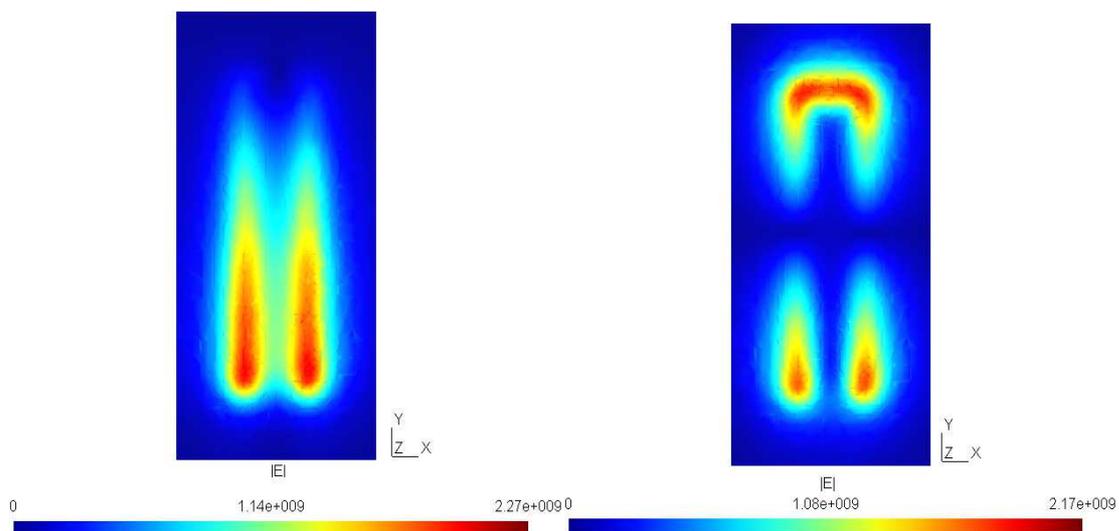


Figure IV.8 (a) Répartition du champ E (a) à la fréquence F_0 (b) à la fréquence F_1

3.2 Spécifications pour l'optimisation du résonateur

Le but est maintenant d'optimiser les performances de ce résonateur de référence et notamment de maximiser le facteur de qualité pour réduire les pertes, tout en conservant le même encombrement et en maintenant l'isolation fréquentielle.

Pour atteindre ce but, les 4 méthodes développées dans la bibliothèque d'optimisation de formes vont être appliquées indépendamment puis couplées. Le résonateur ainsi obtenu sera utilisé pour la conception d'un filtre afin d'évaluer le gain en termes de pertes par rapport au filtre de référence.

3.3 Optimisation de formes du résonateur

3.3.1 Plans à surfaces de réponses

La méthode des plans d'expériences (plans à surfaces de réponses) permet d'optimiser les dimensions géométriques de la structure. Cette optimisation comporte quatre facteurs d'entrée (les paramètres géométriques) liés par des contraintes. Dans cette étude, on cherche à maximiser le facteur de qualité tout en maintenant la fréquence de résonance du premier mode à 6,27 GHz et en conservant la fréquence de résonance du deuxième mode au-delà de 12 GHz, ceci sans augmenter l'encombrement du résonateur. Ces travaux ont été menés en collaboration avec K.Khoder [10], doctorant au sein du département MINACOM d'XLIM.

Les quatre facteurs d'entrée choisis pour cette étude, donnés dans la figure IV.9, sont :

- la longueur des lignes verticales L_1 qui varie entre 2500 et 4280 μm ,
- la largeur des lignes verticales W_1 qui varie entre 60 et 280 μm ,
- la longueur de la ligne horizontale L_2 qui varie entre 500 et 900 μm ,
- la largeur de la ligne horizontale W_2 qui varie entre 60 et 300 μm .

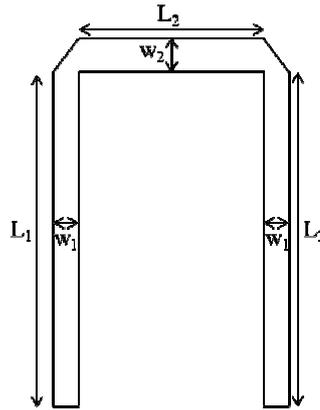


Figure IV.9 Facteurs d'entrée utilisés

Pour garder l'encombrement occupé par le résonateur nous avons appliqué des contraintes qui se traduisent par les inégalités suivantes :

- $L_1 + W_2 \leq 4360 \mu\text{m}$ pour limiter verticalement la longueur du résonateur à $4360 \mu\text{m}$.
- $2 \times W_1 + L_2 \leq 1060 \mu\text{m}$ pour limiter horizontalement la largeur du résonateur à $1060 \mu\text{m}$.

Les facteurs de sortie (réponses) à optimiser sont définies par :

- le facteur de qualité à vide (Q_0)
- la fréquence de résonance du résonateur (F_0)
- la fréquence de résonance du premier mode excité (F_1).

Le modèle polynomial choisi est un modèle de degré 2 comportant 15 coefficients à estimer. Le plan d'expériences choisi pour cette étude est un plan D-optimal. Ce type de plan est utilisé lorsqu'il est impossible d'appliquer un plan classique pour résoudre un problème d'optimisation à cause de l'existence d'une ou plusieurs contraintes relationnelles définies entre tout ou partie des facteurs d'entrée. Dans ce cas, la géométrie du domaine expérimental perd sa régularité où il n'est plus possible d'établir une méthode généraliste produisant une distribution uniforme des expériences au sein du domaine.

La figure IV.10 présente la distribution des expériences au sein du domaine expérimental dans le cas où l'on cherche à optimiser un dispositif possédant deux paramètres d'entrée (X_1 et X_2) liées par des contraintes. Dans le cas du résonateur planaire, les contraintes sont dues à une limitation d'encombrement.

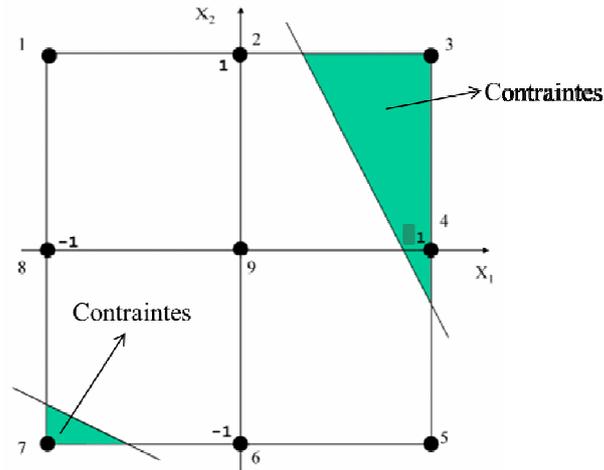


Figure IV.10 Contraintes entre les deux facteurs d'entrée

Dans l'exemple de la figure IV.10, 3 expériences n'étant pas réalisables, le plan ne contient plus que six expériences pour estimer six paramètres (aucun degré de liberté). La qualité du plan est dégradée. Il faut donc trouver d'autres expériences dans ce domaine sous contrainte pour améliorer la qualité du plan d'expériences.

Dans, cette situation les plans optimaux sont préférés. Ils permettent à l'expérimentateur d'avoir le plan sur mesure qui s'adapte parfaitement aux contraintes de l'étude et permettent également de traiter des situations difficiles et sont parfois la seule solution aux problèmes posés.

Afin de générer un plan optimal capable de donner le maximum d'informations et d'obtenir un nombre réaliste d'expériences, en tenant compte des contraintes qui peuvent exister entre les facteurs d'entrée, plusieurs critères de qualité sont testés. La génération du plan, l'analyse mathématique du modèle correspondant à chaque sortie et l'optimisation multicritère sont présentées en détail dans la thèse de K.Khoder [10].

Le plan optimal est formé de 23 simulations. A partir de ces simulations, nous avons appliqué une série d'analyses pour étudier les effets des facteurs d'entrée sur les réponses (surfaces de réponses).

A partir de l'analyse graphique des réponses (surfaces de réponses) nous avons tiré les conclusions suivantes :

- la fréquence de résonance F_0 du résonateur augmente quand L_1 , W_1 et L_2 diminuent. Il n'y a pas d'effet (effet faible) de la largeur W_2 sur la fréquence F_0 .
- la fréquence du deuxième mode F_1 augmente quand la longueur L_1 , la largeur W_2 et la longueur L_2 diminuent. L'effet de la largeur W_1 reste faible sur la fréquence F_1 .

- le facteur de qualité à vide Q_0 augmente quand la largeur W_1 et la largeur W_2 augmentent. L'effet est faible lorsque la longueur L_1 diminue, on n'observe pas d'effet de L_2 sur le facteur de qualité à vide.

Après la phase d'analyse, les réponses modélisées ont été transformées en fonctions de désirabilité individuelle pour former une fonction de désirabilité globale afin d'appliquer une optimisation multicritère.

Comme nous verrons plus loin, nous avons étudié la convergence vers une solution à des fréquences légèrement différentes de la référence (6.22 GHz). Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau IV.1.

	F_0 (GHz)	W_1 (μm)	W_2 (μm)	L_1 (μm)	Q_0	F_1 (GHz)
Référence	6.226	106	80	4280	49	12.03
PE (6.22 GHz)	6.268	273	120	4238	69	12.14
PE (6.1 GHz)	6.128	280	60	4280	61.6	12.19
PE (6.3 GHz)	6.302	244	126	4231	69	12.14

Tableau IV.1 Facteurs d'entrée optimaux et réponses obtenues- La convergence est étudiée pour la fréquence de référence (6.22 GHz) et pour des fréquences cibles voisines de la fréquence de référence (6.1 GHz et 6.3 GHz).

L'application de la technique des plans à surfaces de réponses, nous permet d'atteindre l'objectif désiré en gardant la géométrie de la structure et le même encombrement. Le facteur de qualité est amélioré en moyenne de 60 % et l'isolation fréquentielle n'est pas changée.

L'écart maximal obtenu (e_{max}) entre les valeurs données par les modèles et les valeurs obtenues par simulations pour les réponses de sortie est de l'ordre de 3.9 % pour F_0 , 1.2 % pour F_1 et 7.6 % pour Q_0 .

La figure IV.11 représente la géométrie optimisée pour chacune de solutions.

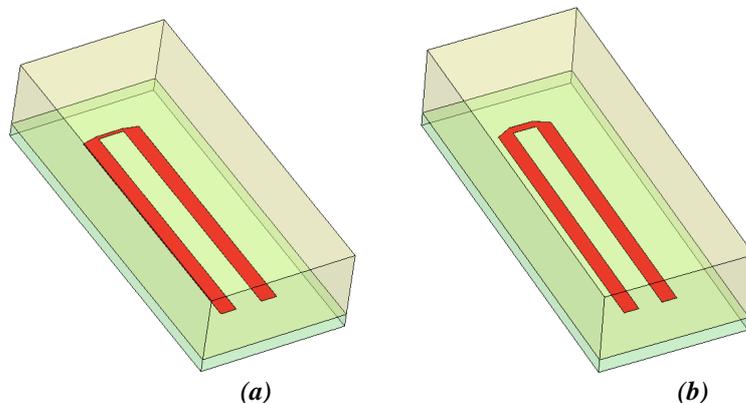


Figure IV.11 Géométrie de la structure à 6.128 GHz (a) et à 6.3017 GHz (b)

Les résultats obtenus par la technique des plans à surfaces de réponses montrent l'efficacité de cette méthode pour l'optimisation géométrique des composants hyperfréquences. Par rapport à la théorie, l'élargissement de la ligne contribue à augmenter le facteur de qualité, tandis que d'autre part cet élargissement peut conduire à une dégradation de l'isolation fréquentielle. Les résultats obtenus sont donc en accord avec la théorie et l'intérêt de cette approche est qu'elle permet de trouver facilement un compromis. Enfin, il faut noter que la technique conduit à des résultats similaires quelle que soit la fréquence.

3.3.2 Courbes de niveaux

Dans la partie précédente, nous avons appliqué la technique des plans à surfaces de réponses pour optimiser les paramètres géométriques du résonateur. La structure est définie par rapport à ses grandeurs géométriques (longueur ou largeur de la ligne).

Dans cette partie, nous allons appliquer la méthode des courbes de niveaux pour optimiser les contours du résonateur planaire. Afin d'appliquer la technique des courbes de niveaux, il faut définir un domaine d'optimisation borné, puis le discrétiser en éléments réguliers (carré en 2D, cubes en 3D). Les paramètres d'optimisation seront définis par la frontière du domaine, paramétrée par une fonction (courbe de niveau) définie sur ce maillage régulier. L'optimisation consiste à transporter la courbe de niveau à une vitesse donnée pour faire décroître une fonction de coût J qui traduit l'objectif de conception désirée.

Dans notre cas, le domaine d'optimisation est défini par la surface occupée par le résonateur, et ce domaine est discrétisé en éléments carrés s'appuyant sur le maillage en éléments finis (un élément correspond à l'assemblage de deux triangles du maillage). A chaque élément, on l'associe une valeur comprise entre 0 et 1 qui représente la densité de métallisation occupée.

La figure IV.12 montre le domaine d'optimisation défini par la surface occupée par le résonateur. Cette surface est discrétisée en 410 éléments carrés (10×41) définissant la grille sur laquelle la courbe de niveau va se déplacer au cours de l'optimisation.

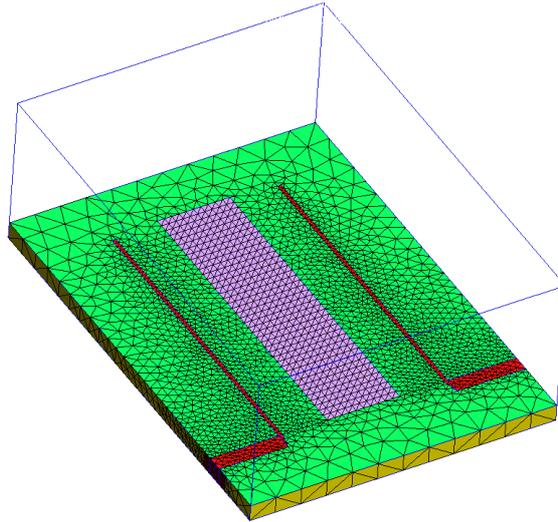


Figure IV.12 Domaine d'optimisation (couleur rose)

La fonction d'optimisation $J(S)$ est formulée par rapport à l'amplitude du paramètre d'insertion S_{21} en minimisant la distance à la réponse correspondant à un résonateur possédant un facteur de qualité amélioré :

$$J(S) = \sum_{i=1}^{N_b} p_i \left| -20 \log_{10}(|S_{21}^r(f_i)|) + 20 \log_{10}(|S_{21}^c(f_i)|) \right|^2 \quad (\text{IV-9})$$

f_i et p_i sont respectivement les N_b fréquences d'évaluation de la fonction coût et les poids associés à ces fréquences, S_{21}^c représente la valeur du paramètre S_{21} courant et S_{21}^r la valeur du paramètre S_{21} pour un résonateur avec un facteur de qualité amélioré.

Dans notre cas, le facteur de qualité cible a été fixé à 150. Pour le résonateur de référence présentant un facteur de qualité de 49, la fonction de coût vaut alors 43,98.

La même fonction de coût sera utilisée pour les trois techniques d'optimisation de formes (courbe de niveau, gradient topologique et algorithme génétique). L'utilisation d'une fonction de coût commune permet de comparer des solutions obtenues par ces différentes méthodes et d'échanger les solutions pour continuer l'optimisation en alternant les méthodes.

Les démonstrations sont effectuées en fixant comme point de départ le résonateur de référence dont la distribution de métal dans le domaine d'optimisation est illustrée sur la figure IV.13.

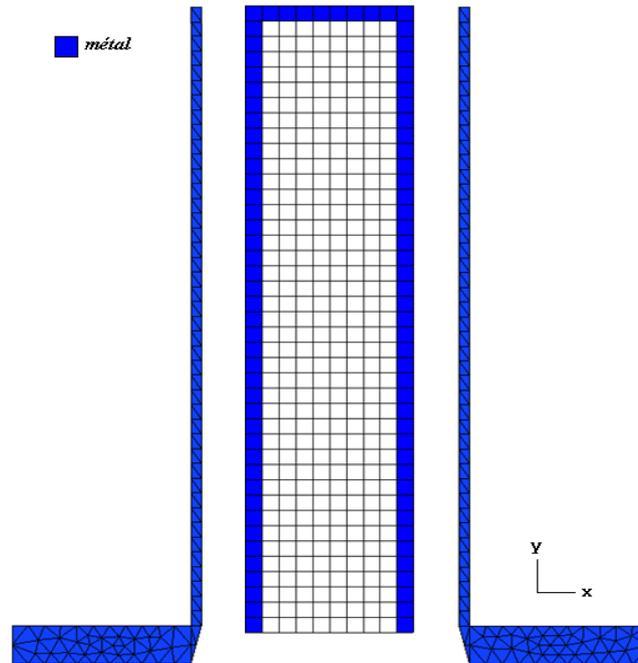


Figure IV.13 Structure de départ

Le point de départ est donc défini par 90 éléments métallisés avec une densité de remplissage $\eta=1$ et 320 éléments démétallisés dans la densité de remplissage $\eta=0$.

La simulation électromagnétique de la structure de départ sous EMXD (épaisseur de métallisation négligée) en oscillations forcées (résonateur fortement découplé $S_{21} = -25$ dB) conduit à une fréquence centrale (F_0) de 6.226 GHz, un facteur de qualité (Q_0) égal à 49 et une fréquence de résonance de 12.03 GHz pour le premier mode excité (F_1). Par rapport à la structure de référence proposée par TAS, la largeur W est sensiblement augmentée (26 μ m) pour obtenir une discrétisation régulière dans le domaine d'optimisation.

De nouveau, nous avons appliqué l'optimisation en partant de la structure de départ décrite ci-dessus, ainsi qu'en décalant la fréquence d'optimisation à 6.1 GHz et 6.3 GHz.

La méthode des courbes de niveaux tente de déplacer les frontières du résonateur mais, à chaque itération, le déplacement engendre une augmentation de la fonction de coût (critère d'optimisation) et l'optimisation se termine sans aucune modification de la forme.

Cette technique présente une grande dépendance aux conditions initiales (taille des éléments, domaine d'optimisation, distribution de départ) et l'optimisation sous contrainte d'un même encombrement reste sévère.

Cette technique a été déjà validée sur des autres cas en 2D et couplée avec la technique de gradient topologique [11], mais la dépendance de la fonction de coût à la fréquence est très forte dans cet exemple.

3.3.3 Gradient topologique

Nous avons appliqué la méthode de gradient topologique pour optimiser la topologie du résonateur en utilisant la structure et la fonction de coût précédentes.

Les variables de conception sont des éléments topologiques (un élément topologique est défini comme précédemment par l'assemblage de deux éléments de maillage). Donc, comme précédemment, la structure de départ est formée de 90 éléments topologiques à l'état $\eta=1$ dans le domaine d'optimisation.

Dans un premier temps, nous avons appliqué l'optimisation à partir du résonateur de référence pour améliorer le facteur de qualité à la fréquence de 6.226 GHz mais l'algorithme n'a pas permis d'améliorer la solution initiale.

Nous avons alors choisi d'appliquer la procédure à deux fréquences d'optimisation (6.1 GHz, 6.3 GHz) réparties autour la fréquence de résonance de la structure de départ (6.226 GHz) pour appréhender la sensibilité de l'approche à la fréquence de résonance.

Dans ces cas, l'algorithme trouve une autre solution et les résultats obtenus sont présentés dans le tableau IV.2.

Fréquence d'optimisation (GHz)	Critère avant optimisation	Critère après optimisation	Nombre d'évaluation de J(S)	Fréquence optimisée (GHz)	Q_0	F_1 (GHz)
Référence	43.94	----	---	6.226	49	12.03
6.1	202.269	40.9573	20	6.096	49.51	11.34
6.3	87.8758	44.4458	7	6.299	49.323	11.86

Tableau IV.2 Résultats d'optimisation du résonateur en U par la méthode du gradient topologique

La figure IV.14 montre la distribution optimisée des patchs métalliques aux deux fréquences d'optimisation.

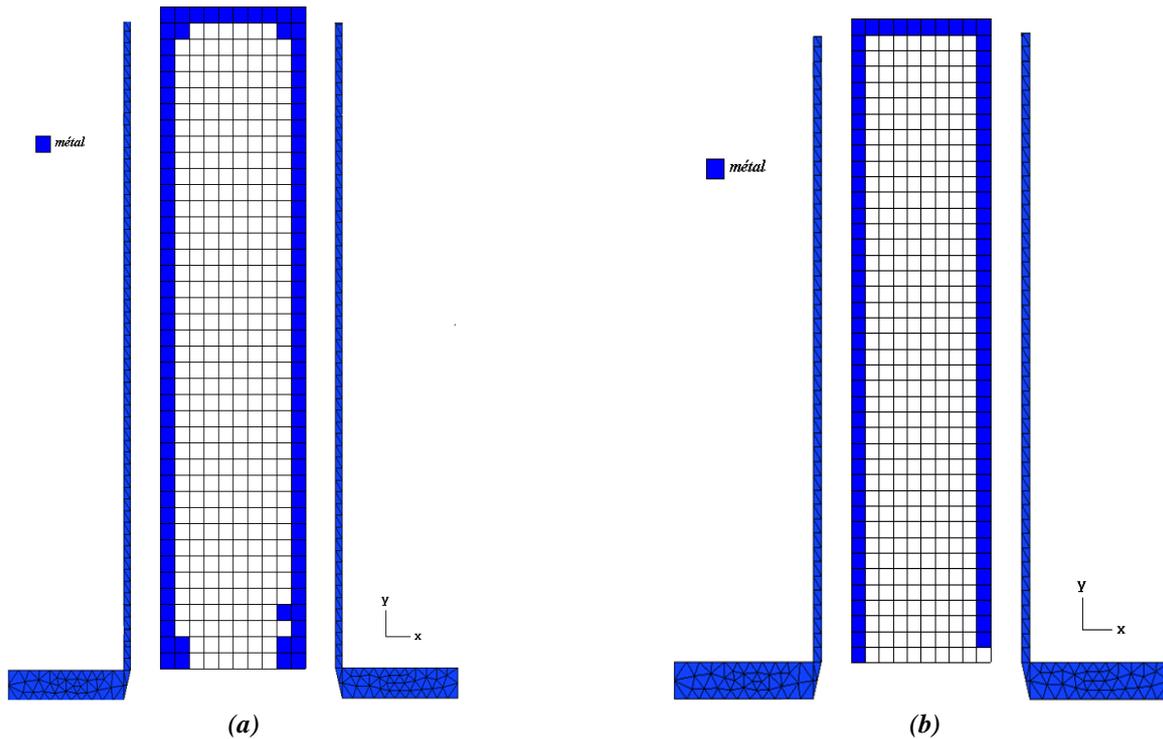


Figure IV.14 Distribution optimisée à 6.096 GHz (a) et 6.299 GHz (b)

Malgré la forte variation du critère d'optimisation entre l'état initial et l'état final pour les fréquences 6,1 GHz et 6,3 GHz (voir tableau IV.2), nous ne constatons qu'une légère augmentation du facteur de qualité. A partir des résultats obtenus, on déduit que la construction ou la destruction des éléments métallisés par le gradient topologique sert prioritairement à ramener la résonance à la fréquence ciblée et dans une mesure moindre à minimiser les pertes.

A la fréquence 6.1 GHz, le gradient topologique a ajouté quelques éléments alors qu'à la fréquence 6.3 GHz il en détruit. Ce résultat est en accord avec la théorie qui consiste à raccourcir la longueur du résonateur pour augmenter la fréquence de résonance et inversement.

Comme toutes les techniques d'optimisation locale, le gradient topologique converge vers l'optimum local le plus proche de la solution de départ, et ce qui explique la faible amélioration du facteur de qualité pour les deux solutions optimisées.

3.3.4 Algorithme génétique

Suite à une étude approfondie des différents paramètres de l'algorithme au cours de son développement, nous allons appliquer cette technique pour optimiser la distribution de métallisation en choisissant des paramètres (taille de population, stratégie de sélection, ...) qui

permettent un bon compromis entre coût d'optimisation et convergence vers une solution satisfaisante.

En conservant la même discrétisation du domaine d'optimisation (figure IV.12), les éléments topologiques définis précédemment sont pris comme variables de conception, en utilisant un codage binaire. Un élément topologique correspond donc à un gène codé par 1 en présence de métallisation ou par 0 en l'absence de métallisation. L'ensemble des gènes forme un chromosome (ou individu) qui représente la distribution de métal dans le domaine d'optimisation. Dans cette étude nous avons adopté une représentation en tableau de bits pour optimiser la topologie de la structure. La topologie sera codée par une matrice binaire de 410 (10×41) éléments.

Comme nous avons expliqué dans le chapitre III, la première étape consiste à générer une population initiale. R.Cerf [12] et D.E.Goldberg [13] ont montré que pour atteindre la convergence, il est nécessaire que la taille de la population soit égale au moins la taille des chromosomes (le nombre de gènes). De plus, les populations de grandes tailles nécessitent un grand nombre de générations pour converger.

Afin d'avoir un bon compromis entre coût d'optimisation et convergence vers une solution satisfaisante, nous avons décidé de réduire le nombre de variables (taille du chromosome) par regroupement de variables en prenant en compte une symétrie dans la structure, ce qui est aussi une favorable à la réalisation de la structure. Notre chromosome est alors constitué de 205 ($410/2$) bits correspondant aux éléments de la première moitié de la structure. Les éléments de l'autre partie seront modifiés automatiquement par symétrie lors du calcul de la valeur du critère.

La figure IV.15 illustre le mécanisme de regroupement des variables dans la matrice binaire, ainsi que la distribution des éléments topologiques équivalents.

Comme précédemment, nous avons alors choisi d’appliquer la procédure à deux fréquences d’optimisation différentes (6,1 GHz, 6,3 GHz) réparties autour la fréquence de résonance de la structure de référence (6,226 GHz).

A la fréquence d’optimisation 6,1 GHz, l’algorithme démarre avec 160 individus et s’arrête après 29 générations vers la solution présentée sur la figure IV.16.a. La forme optimisée résonne à la fréquence 6,099 GHz avec une amélioration de 20 % du facteur de qualité ($Q_0 = 58.5$), et le nombre d’évaluations de la fonction de coût est 4669.

De même, à la fréquence d’optimisation 6,3 GHz, l’algorithme démarre avec 160 individus et s’arrête après 39 générations vers la solution présentée sur la figure IV.16.b. La forme optimisée résonne à la fréquence 6,302 GHz avec une amélioration de 18.5 % du facteur de qualité ($Q_0 = 57.9$), et le nombre d’évaluations de la fonction de coût est 6279.

Les résultats obtenus à 6,1 et 6,3 GHz sont résumés dans le tableau IV.3.

Fréquence d’optimisation (GHz)	Critère avant optimisation	Critère après optimisation	Fréquence optimisée (GHz)	Q_0	F_1 (GHz)
Référence	43.94	----	6.226	49	12.03
6.1	202.269	40.8191	6.099	58.5	11.8
6.3	87.8758	25.8797	6.302	57.9	11

Tableau IV.3 Résultats d’optimisation du résonateur en U par algorithme génétique

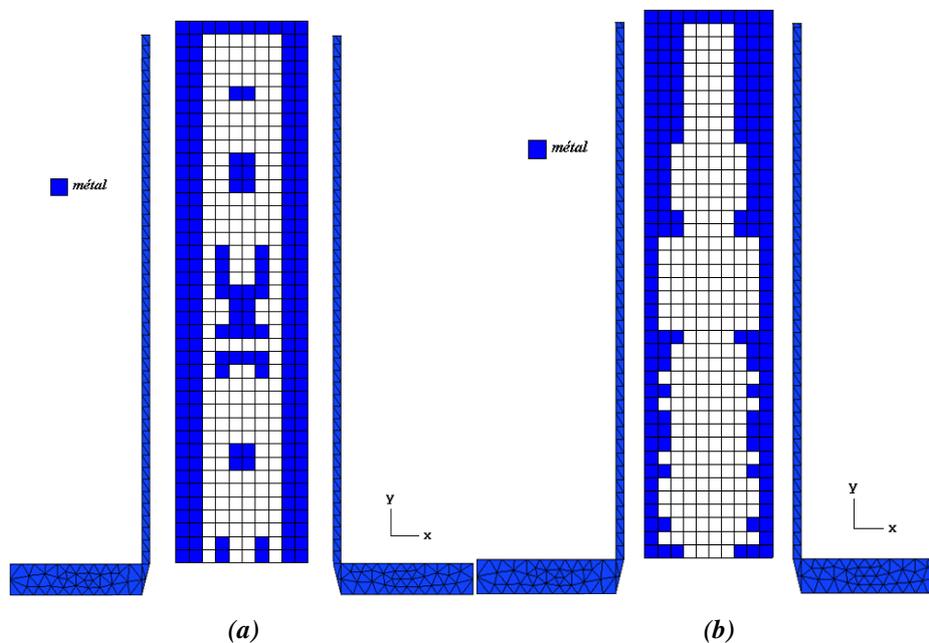


Figure IV.16 Distribution optimisée à 6.099 GHz (a) et 6.302 GHz (b)

Le facteur de qualité des deux solutions augmente d'environ 20 % par rapport à leur valeur initiale. Cette augmentation est due à l'insertion d'éléments métalliques à l'intérieur de la structure, ce qui a pour effet d'élargir la ligne et donc augmenter le facteur de qualité.

Les autres éléments de métallisation placés au milieu du domaine servent à décaler la fréquence vers la valeur ciblée sans dégrader le facteur de qualité. Par exemple, en supprimant ces éléments dans la solution à 6,1 GHz, un décalage de +80 MHz est observé et le facteur de qualité passe de 58.5 à 57.6.

On constate donc que l'algorithme évolutionnaire est capable de sortir des pièges (minimums locaux) où se bloquent les méthodes locales, mais avec un prix à payer sur le coût d'optimisation qui peut atteindre quelques jours dans notre cas.

3.4 Couplage de méthodes

Sur cet exemple, nous avons effectué plusieurs tests de couplage des méthodes. Nous avons pris par exemple une solution obtenue avec l'algorithme génétique puis démarré l'optimisation avec le gradient topologique. Techniquement, le couplage est possible en insérant les données de sortie de l'algorithme génétique directement à l'entrée du gradient topologique. Le gradient topologique tente de minimiser la valeur du critère par modification des caractéristiques des éléments topologiques ($\eta=0 \rightarrow \eta=1$ ou inversement) mais, dans ce cas précis, le gradient topologique s'arrête sans changer de solution.

Le test effectué en utilisant comme point de départ la solution optimisée par un plan d'optimisation n'a pas non plus montré d'amélioration lors de l'application du gradient topologique.

En conclusion, la convergence vers une nouvelle solution est très limitée avec les contraintes imposées pour l'optimisation du résonateur 2D car la moindre modification de la distribution de métal implique une très grande variation de la fonction de coût, dont la valeur dépend fortement de la fréquence de résonance. Cette sensibilité, déjà importante en 3D lorsqu'un élément diélectrique change de valeur de permittivité, est exacerbée avec le changement d'état métallique.

Dans tous les cas, l'optimisation converge vers un résonateur avec une largeur de ligne plus importante, ce qui reste conforme à ce que font les concepteurs de filtres planaires. Nous allons donc appliquer ce résultat à la conception d'un filtre multipôles et comparer les performances avec un filtre de référence.

3.5 Conception d'un filtre multipôles

La procédure de conception des filtres multipôles est décrite d'une manière générale en annexe 3. Elle est appliquée ici à la conception du filtre de référence puis à celle du filtre à résonateurs optimisés en pertes (lignes élargies).

3.5.1 Gabarit de filtrage en bande C

Dans ce paragraphe, nous donnons le gabarit de filtrage du filtre hairpin cinq pôles en bande C utilisé couramment par Thales Alenia Space, pour la conception du filtre de référence.

Les spécifications du filtre sont les suivantes :

- Fréquence centrale $f_0 = 6,4$ GHz,
- Bande passante $\Delta f = 1.4$ GHz,
- Ondulation dans la bande $\delta = 0,1$ dB,
- Pertes d'insertions dans la bande $IL < 3$ à 5 dB,
- Réflexion dans la bande $S_{11} \leq -17$ dB,

Ces caractéristiques permettent de calculer la fonction de transfert et la matrice de couplage (i.e. le modèle électrique idéal) satisfaisant les spécifications électriques demandées (logiciel FElO). La fonction de transfert obtenue correspond à une fonction de type Chebyshev à 5 pôles. La fonction de transfert et la matrice de couplage équivalente sont affichées sur la figure IV.17.

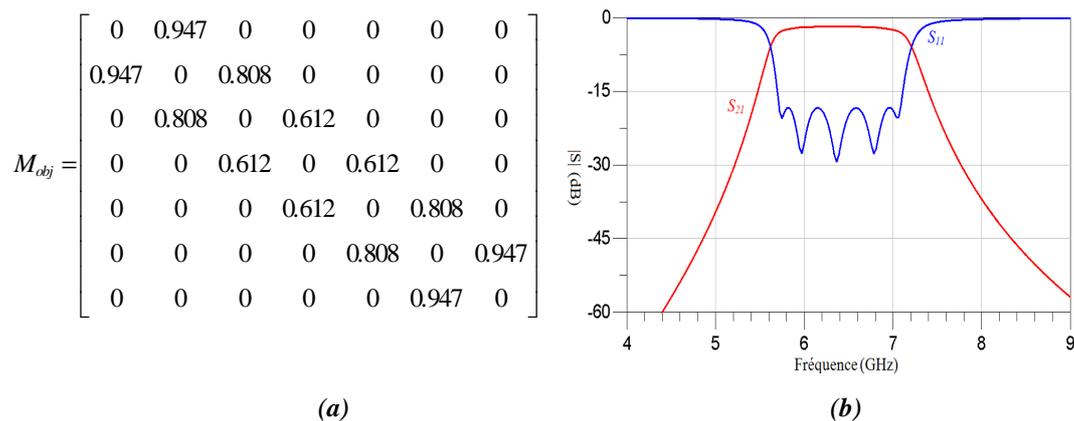


Figure IV.17 Matrice de couplage objectif (a) et fonction de transfert du filtre 5 pôles (b)

Dans l'objectif de valider la performance du résonateur optimisé en pertes, nous avons décidé de concevoir deux filtres dont les réponses entrent dans le gabarit décrit ci-dessus. Le premier filtre sera conçu sur la base du résonateur de référence ($Q_0 = 42$) et le deuxième sur la base du résonateur optimisé ($Q_0 = 75$).

La première étape consiste à déterminer les valeurs des paramètres électromagnétiques (K_{ij} les couplages inter-résonateurs et Q_e le coefficient de qualité extérieur) qui nous permettent de réaliser le filtre. Ces paramètres sont calculés directement à partir des éléments de la matrice de couplage (cf annexe 3).

Les valeurs obtenues sont respectivement :

$$Q_e=5 \quad \text{(IV-10-a)}$$

$$K_{12}=K_{45}=0.1767 \quad \text{(IV-10-b)}$$

$$K_{23}=K_{34}=0.133. \quad \text{(IV-10-c)}$$

L'étape suivante consiste à estimer les dimensions initiales des gaps qui permettront d'obtenir les valeurs désirées des coefficients de couplage K_{ij} et du coefficient de qualité Q_e .

3.5.2 Couplage d'entrée/sortie

Le couplage entrée/sortie caractérise l'excitation du résonateur d'entrée/sortie du filtre. Il est quantifié par le coefficient de couplage externe Q_e . Ce coefficient est réglé et contrôlé en jouant sur la distance entre la ligne d'accès et le résonateur.

La structure à étudier pour estimer la valeur initiale du gap entrée/sortie ($g_{e,s}$) comprend un seul résonateur excité par deux lignes (figure IV.18.a).

Le facteur de qualité en charge Q_L est défini par l'équation :

$$\frac{1}{Q_L} = \frac{2}{Q_e} + \frac{1}{Q_0} \quad \text{(IV-11)}$$

dans le cas où les deux accès sont symétriques.

Si la structure est considérée sans pertes, le facteur de qualité à vide Q_0 tend vers l'infini et $Q_e=2Q_L$

Donc, pour une dimension de gap donnée, on calcule le paramètre de transmission S_{21} autour de la fréquence de résonance, puis on évalue le facteur de qualité Q_L plutôt Q_e .

La figure IV.18.b montre l'évolution du facteur de qualité extérieur Q_e en fonction du paramètre $g_{e,s}$.

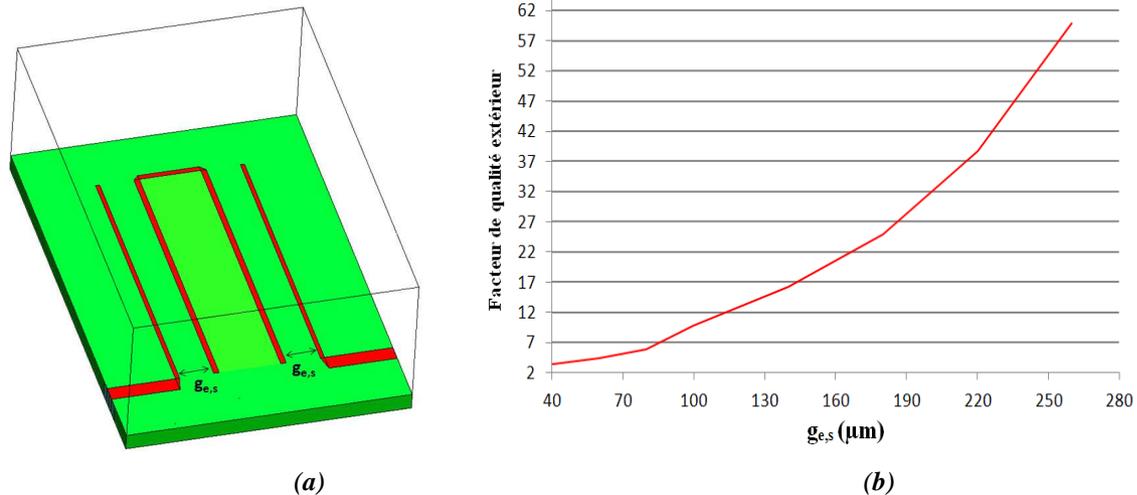


Figure IV.18 Structure de dimensionnement du couplage d'entrée/sortie (a) et évolution du facteur de qualité extérieur en fonction de $g_{e,s}$ (b)

À partir de cet abaque, nous pouvons observer que le gap nécessaire pour obtenir un facteur de qualité extérieur Q_e proche de 5 a une dimension égale à 70 μm .

3.5.3 Couplage inter-résonateurs

Pour dimensionner le filtre multipôles, des couplages inter-résonateurs donnés par les différents coefficients K_{ij} doivent être réalisés en ajustant les gaps inter résonateurs.

La structure à étudier pour estimer les valeurs initiales des gaps inter résonateurs est décrite sur la figure IV.19.a. La méthode consiste à analyser, en oscillations libres, les fréquences de résonance de cette structure composée de deux résonateurs couplés.

Suivant la nature du plan de symétrie (P), on obtient, pour :

- Un plan de symétrie de type court circuit électrique (cce), la fréquence de résonance du mode pair (f_{ce}),
- Un plan de symétrie de type court circuit magnétique (ccm), la fréquence de résonance du mode impair (f_{co}).

On en déduit la valeur du coefficient de couplage K_{ij} grâce à l'équation :

$$k = \frac{M}{L} = \frac{f_{cc}^2 - f_{co}^2}{f_{cc}^2 + f_{co}^2} \quad (\text{IV-12})$$

La figure IV.19.b montre l'évolution du coefficient de couplage entre deux résonateurs en fonction de la dimension du gap (g_{itr}).

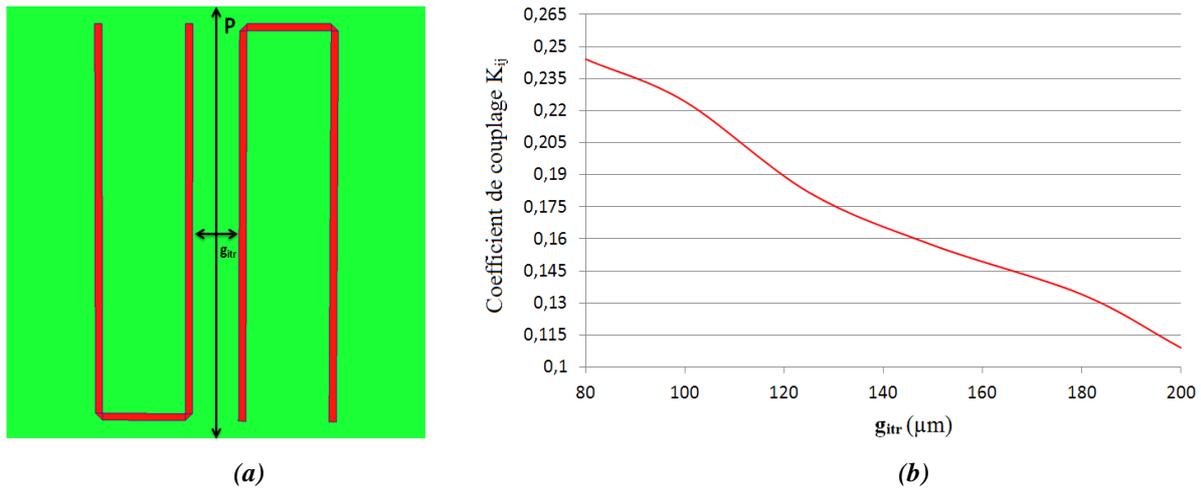


Figure IV.19 Structure de dimensionnement du couplage inter-résonateurs (a) et évolution du coefficient de couplage en fonction de g_{itr} (b).

On peut observer que le couplage entre deux résonateurs augmente si le gap diminue. L'utilisation de cet abaque nous sert à estimer les valeurs initiales des gaps entre les 5 résonateurs constituant le filtre.

Les valeurs extraites de l'abaque sont les suivantes,

$$g_{12}=g_{45}=120\mu m \quad (IV-12-a)$$

$$g_{23}=g_{34}=180\mu m \quad (IV-12-b)$$

3.5.4 Conception globale du filtre

Après avoir estimé les dimensions initiales, nous devons optimiser la réponse globale du filtre. Le filtre présenté sur la figure IV.20.a est constitué par l'association de cinq résonateurs. L'optimisation est réalisée sur un modèle conçu sous EMXD en suivant la procédure d'optimisation décrite dans l'annexe 3. La réponse en fréquence après optimisation est présentée sur la figure IV.20.b.

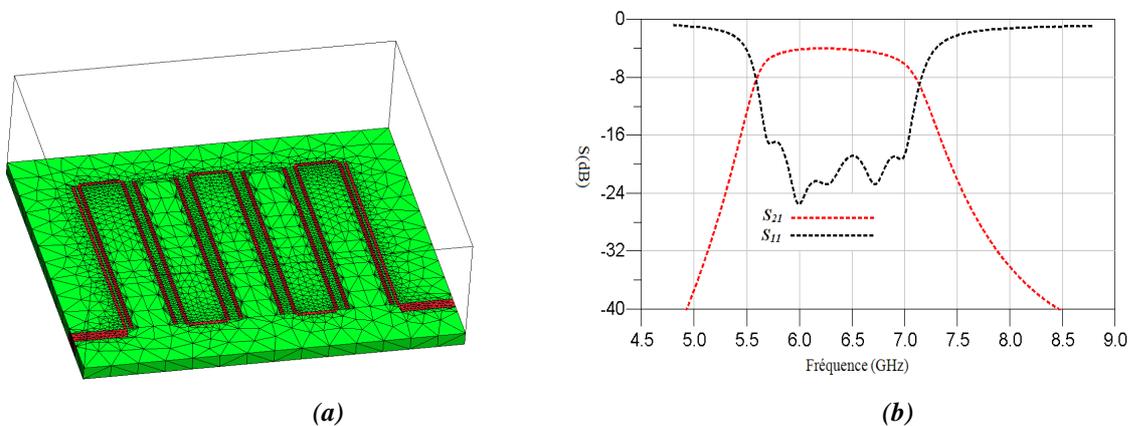


Figure IV.20 Structure globale du filtre 5 pôles (a) et sa réponse en fréquence (b)

La fréquence centrale est de 6,4 GHz, la bande passante est de 1,4 GHz, soit 25 % et la réflexion dans la bande passante est inférieure à -17 dB. Les pertes d'insertion sont de 3.93 dB.

Le facteur de qualité moyen du filtre ($Q_0 = 42$) est évalué d'après l'approximation polynomiale effectuée avec Presto. Comme nous pouvons le constater, les performances théoriques satisfont le gabarit fixé pour ce filtre.

En suivant la même démarche de conception, nous avons réglé le filtre sur la base du résonateur optimisé en pertes.

Le résonateur optimisé en pertes a les mêmes caractéristiques que le résonateur de référence mais avec une ligne plus large ($W = 300 \mu\text{m}$). Cette augmentation de la largeur de ligne conduit à une amélioration du facteur de qualité à vide ($Q_0 = 75$).

Le filtre optimisé en pertes a été réglé en respectant la matrice de couplage précédente.

La géométrie globale du filtre ainsi que sa réponse en fréquence après optimisation sont présentées sur la figure IV.21.

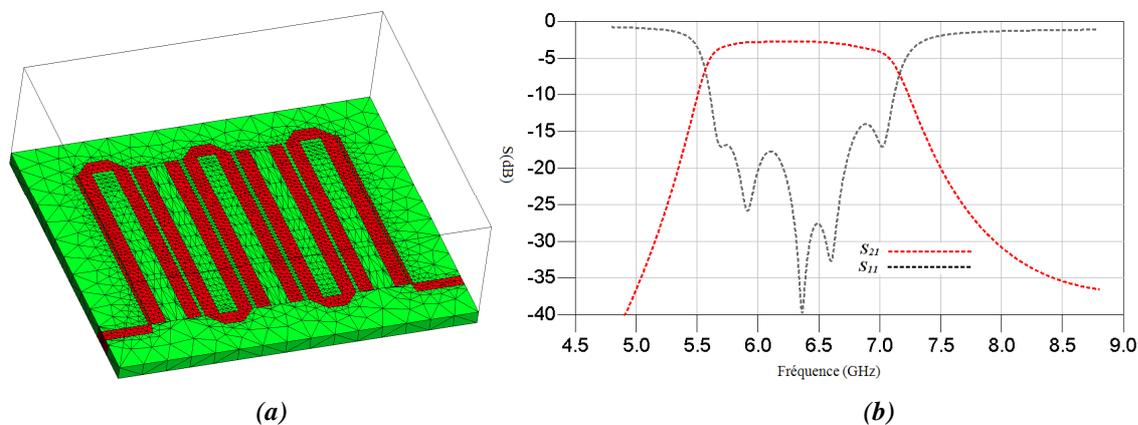


Figure IV.21 Structure globale du filtre optimisé en pertes (a) et sa réponse en fréquence (b)

D'après la réponse électromagnétique du filtre, nous observons que le coefficient de réflexion S_{11} présente une valeur proche de -15 dB. En réalité, pendant le réglage, nous avons remarqué l'existence des couplages supplémentaires dans la matrice de couplage (M_{14} , M_{25} , M_{13}). Ces couplages parasites compliquent la phase de réglage et il est nécessaire de les prendre en compte et de les compenser avec des couplages ou des fréquences des résonateurs que l'on peut ajuster grâce aux paramètres d'optimisation du filtre (gaps, longueurs ...).

La fréquence centrale est également de 6,4 GHz et la bande passante de 1,4 GHz. Les pertes d'insertion sont maintenant de 2.64 dB. Le facteur de qualité du filtre est évalué à $Q_0 = 75$.

Si on considère que les deux filtres ne sont pas adaptés exactement au même niveau, et qu'on ne peut pas dans ce cas tirer de conclusion en comparant les niveaux des pertes d'insertion, on peut toutefois comparer les performances en pertes en comparant les puissances dissipées. La puissance dissipée dans un quadripôle passif (un filtre par exemple) est obtenue en faisant le bilan de puissance (conservation de l'énergie). Dans notre cas, la puissance dissipée P_{diss} dans le filtre est calculée par la formule suivante :

$$P_{diss} = P_{IN} (1 - |S_{11}|^2 - |S_{21}|^2) \quad (IV-13)$$

avec P_{IN} la puissance disponible à l'entrée du filtre.

Nous avons donc évalué la puissance dissipée pour chacun des filtres (référence et optimisé). Le rapport entre puissance dissipée et puissance introduite dans le filtre est illustrée pour chaque cas sur la figure IV.22.

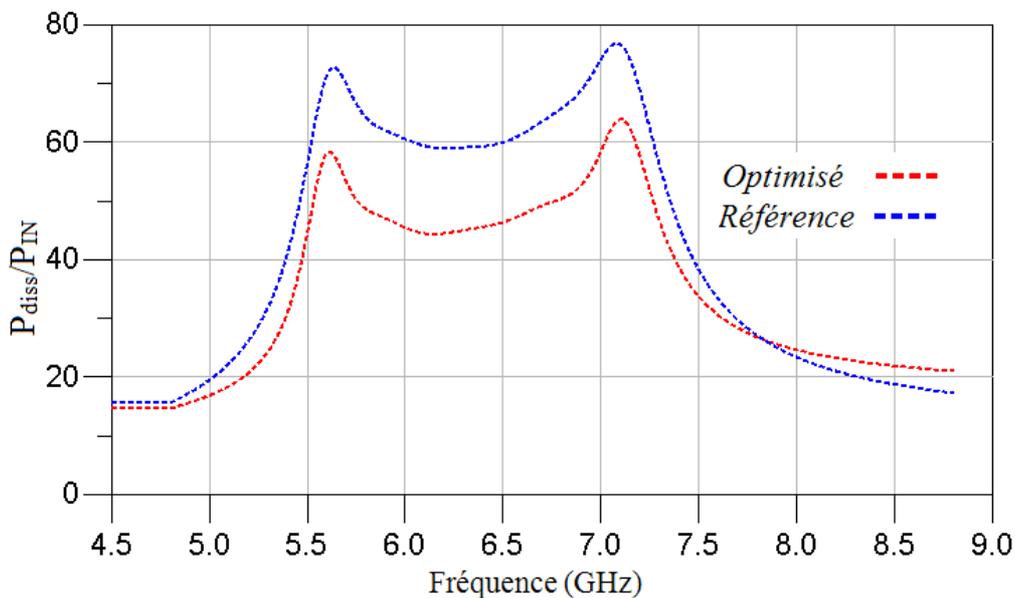


Figure IV.22 Pourcentage de puissance dissipée pour $P_{IN}=10W$

Nous constatons donc que le filtre optimisé en pertes dissipe moins de puissance que le filtre de référence, ce qui confirme le meilleur comportement en pertes.

4 Conception d'un filtre à résonateurs en U optimisés en performances hors bande

Dans cette partie, le but est d'améliorer le comportement hors bande du résonateur de référence. Le comportement hors bande, dans notre cas, est caractérisé par l'isolation en fréquence ou plus précisément par la largeur de la bande stoppée de part et d'autre de la bande passante. En analysant la structure sur une large bande, une seconde résonance apparaît à la fréquence 11,8 GHz. Cette résonance correspond au premier harmonique à $2f_0$. L'objectif consiste à conserver le même comportement fréquentiel autour de la résonance fondamentale à f_0 et à éliminer ou atténuer fortement l'harmonique à $2f_0$. Pour satisfaire cet objectif, nous avons reformulé la fonction de coût pour qu'elle puisse répondre au nouvel objectif.

4.1 Formulation de la fonction de coût

La nouvelle fonction est formée de deux expressions J_1 et J_2 (figure IV.23). La première a pour rôle de conserver le comportement du résonateur autour de f_0 , tandis que la deuxième est définie en dehors de la bande (autour de $2f_0$) pour contraindre la transmission à un niveau inférieur à une valeur spécifiée α .

La nouvelle fonction d'optimisation devient :

$$J_T(S) = J_1(S) + J_2(S) \quad (\text{IV-14-a})$$

avec

$$J_1(S) = \sum_{i=1}^{N_b} p_i \left| -20 \log_{10}(|S_{21}^r(f_i)|) + 20 \log_{10}(|S_{21}^c(f_i)|) \right|^2 \quad (\text{IV-14-b})$$

f_i et p_i sont respectivement les N_b fréquences d'évaluation de la fonction coût (pris autour de f_0) et les poids associés à ces fréquences, S_{21}^c et S_{21}^r sont les paramètres de répartition S_{21} (la transmission) du résonateur, respectivement en cours d'optimisation et de référence, et

$$J_2(S) = \sum_{j=1}^{N_h} p_j \left[\text{Re} \left(\sqrt{20 \log_{10}(|S_{21}^c(f_j)|) + \alpha_j} \right) \right]^4 \quad (\text{IV-14-c})$$

où N_h est le nombre de points de fréquence pris autour de $2f_0$ et α_j , un paramètre réel positif, qui contrôle l'amplitude maximale du paramètre de répartition S_{21} (valeur en dB) à la fréquence f_j . Dans notre cas, $\alpha_j = 25$ dB.

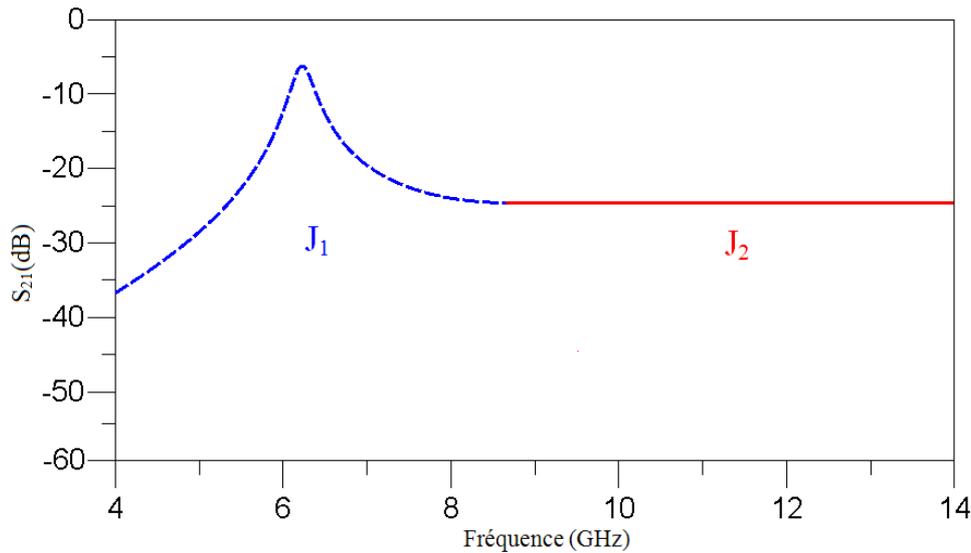


Figure IV.23 Fonction d'optimisation des performances hors bande : J_1 tend à conserver le comportement de référence autour de f_0 et J_2 tend à contraindre la transmission inférieure à une valeur spécifiée autour de $2f_0$

4.2 Optimisation de formes du résonateur

Nous avons tout d'abord appliqué les techniques d'optimisation individuellement en partant de la métallisation de référence (décrite sur la figure IV.13). Pour toutes les méthodes prises individuellement, aucune solution n'est trouvée.

Nous avons effectué plusieurs tests en modifiant la métallisation initiale et le poids attribué à chaque point de fréquence dans les deux bandes (J_1 et J_2), mais aucune solution qui repousse le mode à $2f_0$ n'a pu être atteinte. L'optimisation sous contrainte d'un même encombrement reste donc sévère.

En suivant la démarche de conception décrite dans le chapitre I, nous avons décidé de relâcher la contrainte d'encombrement en augmentant légèrement la surface du domaine d'optimisation comme illustré sur la figure IV.24.

Avec cette nouvelle configuration, le nombre de variables (éléments topologiques) s'élève à 602 (14×43). Nous avons appliqué de nouveau les techniques d'optimisation pour repousser ou d'atténuer le mode supérieur à $2f_0$.

En ajustant les poids attribués aux points des fréquences dans le critère de minimisation J_T , nous obtenons finalement deux solutions : la première avec la méthode du gradient topologique et la deuxième avec l'algorithme génétique.

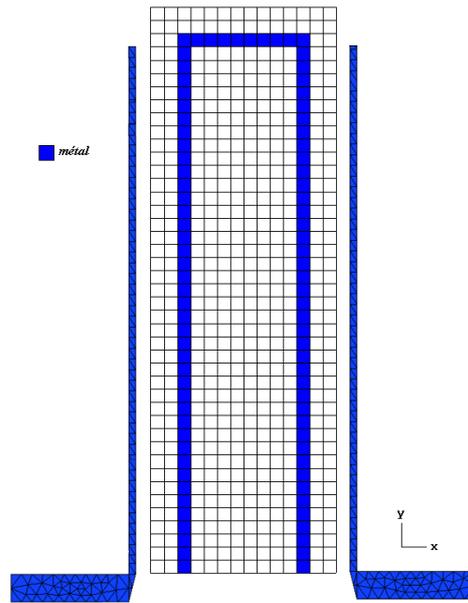


Figure IV.24 Nouveau domaine d'optimisation

La solution atteinte par la technique du gradient topologique insère quelques éléments de métallisation entre le résonateur et les lignes d'accès (figure IV.25.a). Ces éléments ont pour effet de décaler la fréquence du mode supérieur et d'atténuer simultanément le niveau du paramètre de transmission S_{21} . Une comparaison entre le paramètre S_{21} du résonateur de référence et celui du résonateur optimisé est donnée sur la figure IV.25.b.

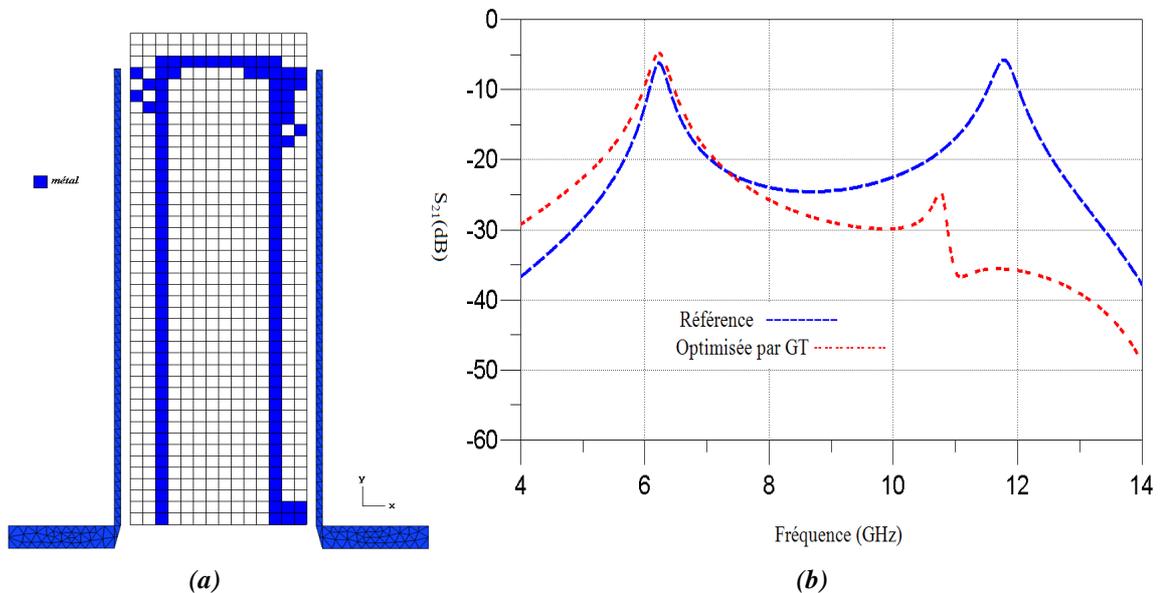


Figure IV.25 Solution obtenue après optimisation par GT (a) et comparaison des comportements fréquentiels de référence et du résonateur optimisé (b)

On remarque sur les deux réponses en fréquence (S_{21}) que les deux résonateurs ont la même fréquence de résonance à $f_0 = 6,22$ GHz, par contre, le résonateur optimisé par GT présente une fréquence du mode supérieur décalée à 10,76 GHz avec une atténuation proche de -25 dB. Par conséquent, la forme optimisée possède une bonne performance hors bande avec une faible amélioration du facteur de qualité par rapport au résonateur de référence ($Q_0 = 53,5$). Cependant, cette forme reste inexploitable en l'état pour les applications de filtrage à cause de la distribution anarchique (ou du moins dissymétrique) des éléments métalliques, ce qui complique sa réalisation. Pour la rendre exploitable, il faut lisser la forme optimisée afin d'obtenir une forme simple plus facile à concevoir.

La deuxième solution est obtenue en appliquant l'algorithme génétique. Le nombre de variables a été divisé par 2, comme précédemment, pour prendre en compte une symétrie. Le chromosome est donc formé de 301 gènes. L'algorithme est lancé avec une population de 40 solutions générées aléatoirement (incluant la structure de référence). L'algorithme atteint la convergence après 19 générations vers la distribution présentée sur la figure IV.26.a.

L'algorithme génétique concentre la métallisation sur les extrémités entre le résonateur et les lignes d'accès en introduisant quelques éléments à l'intérieur de la surface d'optimisation. Ces changements dans la topologie du résonateur de référence conduit à un décalage du mode supérieur à la fréquence 9,5 GHz avec une atténuation de 24 dB. Le facteur de qualité de la topologie optimisée présente une faible amélioration par rapport au résonateur de référence ($Q_0 = 52,3$).

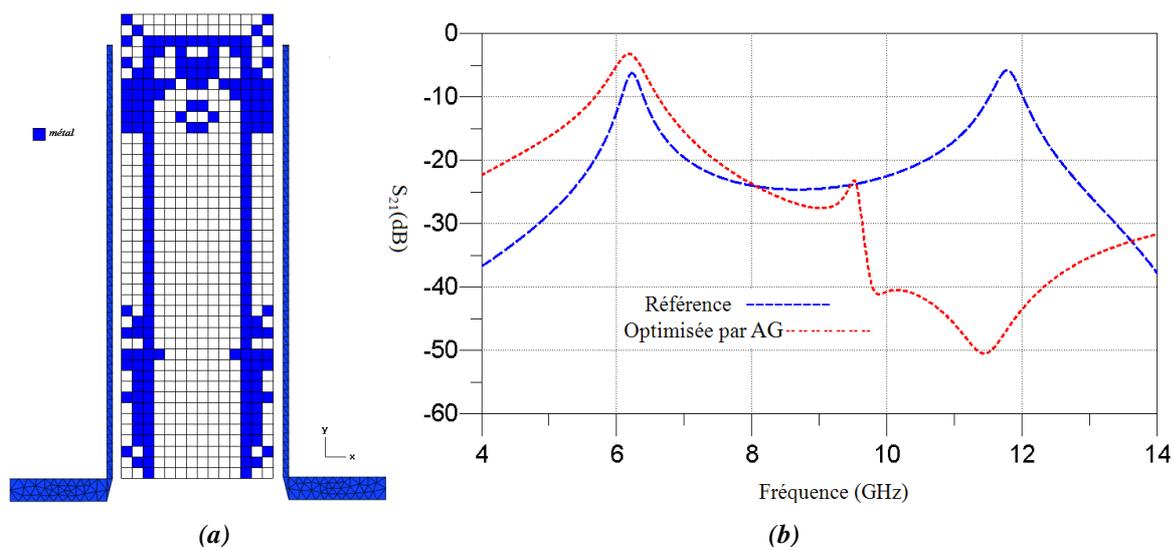


Figure IV.26 Solution obtenue après optimisation par AG (a) et comparaison des comportements fréquentiels de référence et du résonateur optimisé (b)

Même si la forme optimisée possède une performance hors bande améliorée et une distribution symétrique des éléments métalliques, cette forme reste aussi difficile à exploiter pour réaliser pratiquement un filtre. Une étape de lissage de la forme reste donc indispensable dans tous les cas.

4.3 Lissage de la forme optimisée

Dans le but d'exploiter une forme originale du résonateur avec une performance hors bande améliorée, nous avons défini une nouvelle structure s'inspirant des solutions trouvées par les deux techniques d'optimisation précédentes (GT et AG).

L'idée consiste tout d'abord à étudier l'influence de certains éléments métalliques sur la réponse fréquentielle. Prenant par exemple la forme optimisée par l'AG, les éléments placés au milieu du résonateur n'ont aucune influence sur le niveau d'atténuation du mode supérieur, mais leur destruction (passage à $\eta=0$) peut affecter la fréquence de résonance du mode fondamental.

Nous avons ensuite lissé la forme pour converger vers la forme illustrée sur la figure IV.27-a. Sa réponse en fréquence est donnée sur la figure IV.27-b. Deux paramètres géométriques (W et L) sont définis pour contrôler le comportement de la nouvelle forme lissée du résonateur. Ces paramètres contrôlent le niveau d'atténuation hors bande ou plus exactement le niveau de transmission sur le premier harmonique.

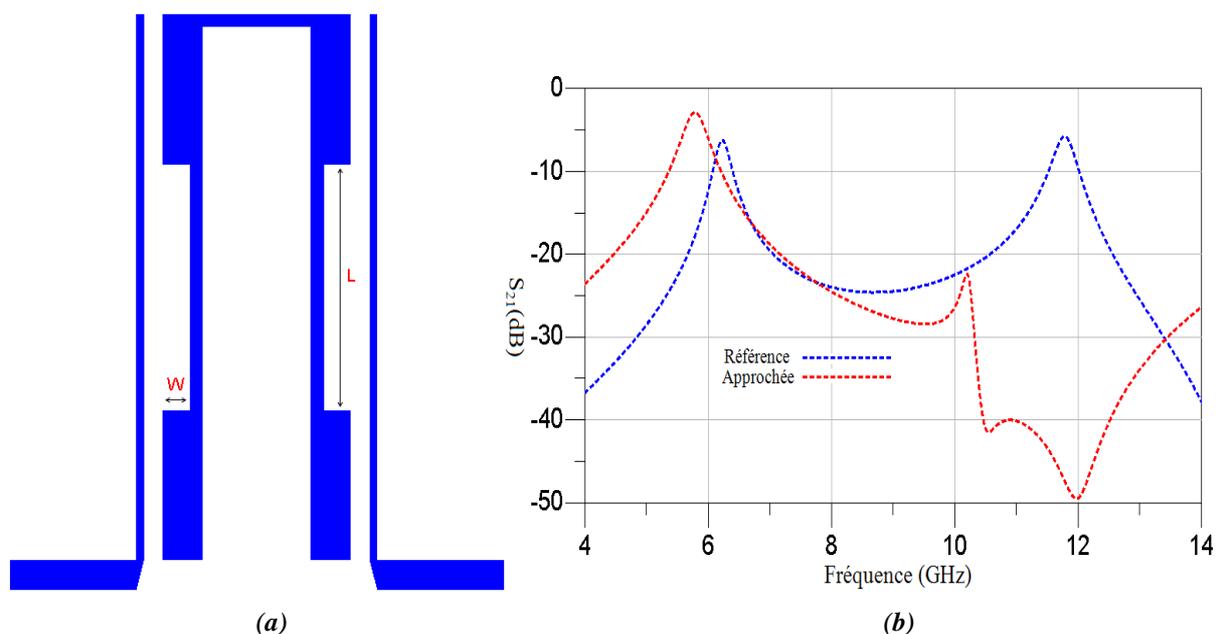


Figure IV.27 Forme approchée du résonateur après approximation (a) et sa réponse en fréquence (b)

Ce résonateur ne fonctionne pas comme un résonateur à saut d'impédance (SIR : stepped-impedance resonator) car dans ce cas seule la fréquence de l'harmonique serait modifiée mais le niveau de transmission ne serait pas affecté. Dans notre cas, c'est la proximité du résonateur et de la ligne qui en variant sur la longueur et favorise le couplage avec le mode fondamental. Nous allons mettre ce phénomène en évidence en dimensionnant le résonateur pour la conception d'un filtre multipôle.

4.4 Paramétrage du résonateur lissé

Afin de valider la nouvelle forme du résonateur, nous allons synthétiser deux filtres passe bande d'ordre 5, le premier conçu sur la base du résonateur de référence et le deuxième sur la base du résonateur optimisé en performances hors bande.

La fréquence centrale du filtre sera de 7 GHz, nous allons donc paramétrer et optimiser les performances du résonateur à cette fréquence.

La géométrie du résonateur est modifiée en prenant une largeur de ligne uniforme comme présenté sur la figure IV.28-a. La réponse en fréquence de ce résonateur est donnée sur la figure IV.28-b pour une ligne de largeur $80\mu\text{m}$ et les répartitions du champ électrique du mode fondamental et du premier harmonique sont tracées sur la figure IV.29.

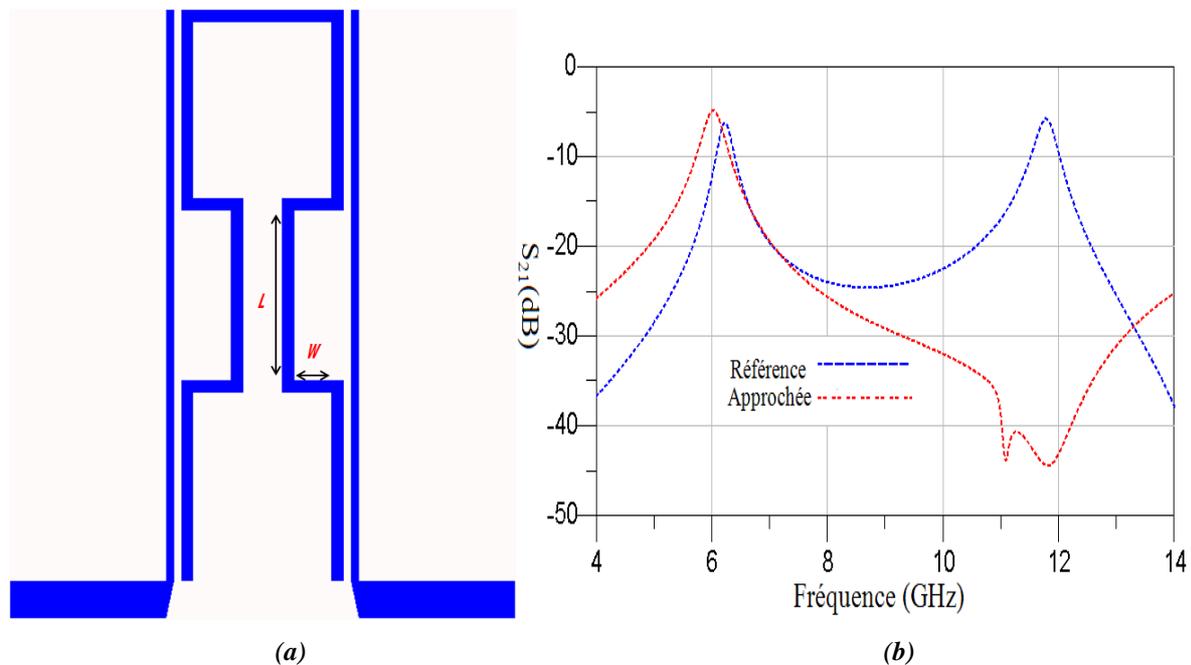


Figure IV.28 (a) Géométrie du résonateur pour une largeur uniforme de $80\mu\text{m}$ (b) réponse en fréquence

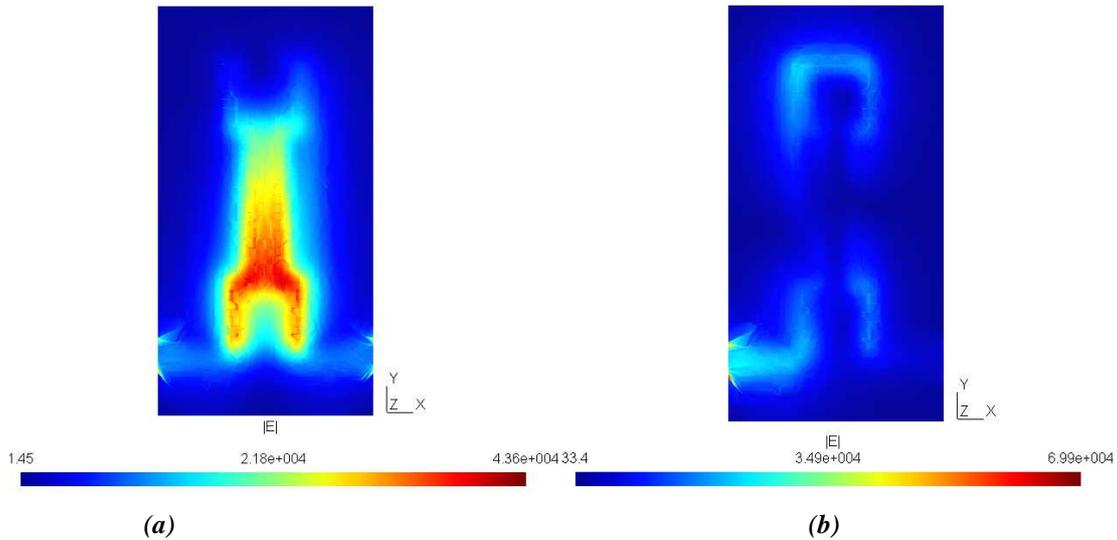


Figure IV.29 Répartition du champ électrique (a) mode fondamental (b) premier harmonique

On constate que le niveau de transmission de l’harmonique est atténué, malgré une largeur de ligne uniforme, ce qui met en évidence un couplage différencié entre la ligne et les 2 premiers modes de résonance de la ligne (mode en $\lambda/2$ à f_0 et en λ à $2f_0$).

Les deux paramètres W et L , définis sur la figure IV.28-a, contrôlent le niveau d’atténuation du second mode. Nous avons réalisé une étude paramétrique, pour trois valeurs de W (60 μm , 180 μm et 240 μm) en faisant varier L entre 500 μm et 1500 μm .

A chaque fois, la longueur du résonateur est ajustée pour ramener sa fréquence de résonance à 7 GHz. La largeur de la ligne est fixée à 80 μm (largeur du résonateur de référence) et le gap entre la ligne d’excitation et le résonateur est fixé à 45 μm ce qui constitue la limite technologique acceptée. La figure IV.30 illustre l’évolution de la fréquence du deuxième mode (F_p) en fonction de L pour trois valeurs de W .

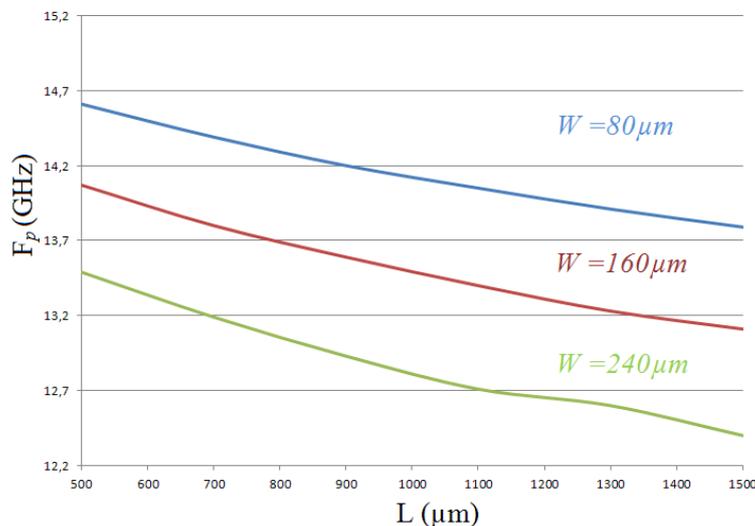


Figure IV.30 Evolution de la fréquence du deuxième mode en fonction de L pour 3 valeurs de W

Nous pouvons constater que la fréquence du deuxième mode diminue légèrement avec l'augmentation de la longueur L . De la même manière, on visualise l'évolution du niveau d'atténuation du deuxième mode en fonction de L sur la figure IV.31.

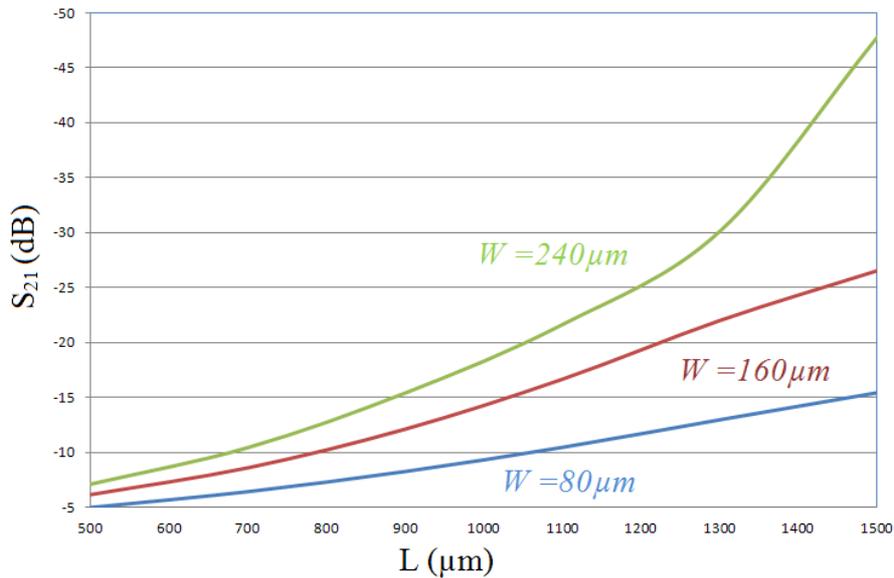


Figure IV.31 Evolution de l'atténuation du deuxième mode en fonction de L pour 3 valeurs de W

On peut observer que plus la longueur L augmente, plus le niveau du second mode est atténué. Ceci est d'autant plus important que le paramètre W est grand, mais le niveau d'atténuation sera forcément limité car des paramètres W et L trop grand auront tendance à diminuer le couplage de la ligne avec le mode à f_0 . En résumé, l'atténuation du second mode sera limitée par la largeur de bande passante du filtre : plus la bande passante sera importante, plus le couplage avec le mode fondamental devra être important et moins le second mode pourra être atténué. On a donc un compromis entre la largeur de bande passante et la performance hors bande du filtre avec cette solution.

4.5 Conception d'un filtre multipôles

En prenant en compte les considérations précédentes, nous allons concevoir des filtres passe-bandes possédant des bandes passantes de largeurs différentes.

Les spécifications demandées sont les suivantes :

- une fréquence centrale $f_0 = 7$ GHz
- une bande passante (équi ondulation) de 700 MHz (soit 10 %) dans le premier cas et de 1 GHz (soit 14,3%) dans le second cas,
- une réflexion dans la bande $S_{11} \leq -20$ dB dans les 2 cas.

4.5.1 Filtre avec une bande passante relative de 10 %

Dans un premier temps, nous avons travaillé sur le filtre possédant une fraction de bande passante de 10 % autour de la fréquence centrale de 7 GHz. Les valeurs de W et L sont optimisées de façon à atténuer au maximum la transmission sur le second mode tout en garantissant le coefficient de qualité extérieur Q_e suffisant avec un gap entre la ligne d'excitation et le résonateur fixé à $45 \mu\text{m}$.

Les valeurs de W et L sont respectivement égales à $160 \mu\text{m}$ et $1200 \mu\text{m}$. D'après la courbe présentée sur la figure IV.31, le niveau d'atténuation du second mode est de -23 dB .

Un filtre cinq pôles passe bande a été règle sur la base des valeurs choisies en suivant les étapes de conception décrites précédemment. La structure globale du filtre est présentée sur la figure IV.32.

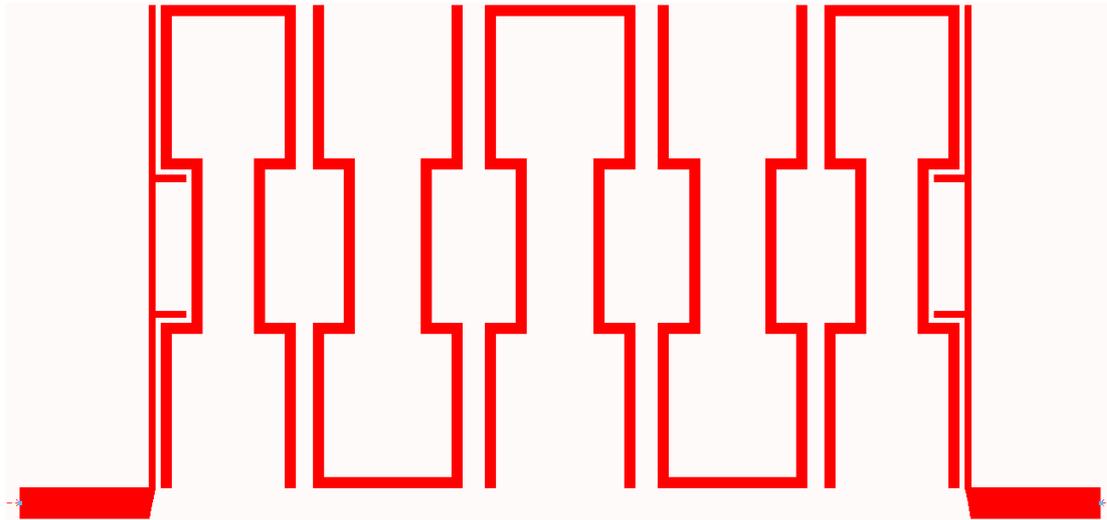


Figure IV.32 Structure globale du filtre optimisé en performance hors bande pour une bande passante de 10 % ($W=160\mu\text{m}$ et $L=1200\mu\text{m}$).

Sur la figure IV.32, nous constatons que deux morceaux de lignes microruban ont été ajoutés sur chaque ligne d'excitation. Ces lignes sont ajoutées dans le but d'augmenter le couplage d'entrée sortie et atteindre un coefficient de réflexion proche de -20 dB dans la bande passante du filtre.

La réponse du filtre, illustrée sur la figure IV.33, présente une fréquence centrale de 7 GHz avec une bande équiondulation est de 10 % soit 700 MHz, tandis que la réflexion est toujours proche de -20 dB .

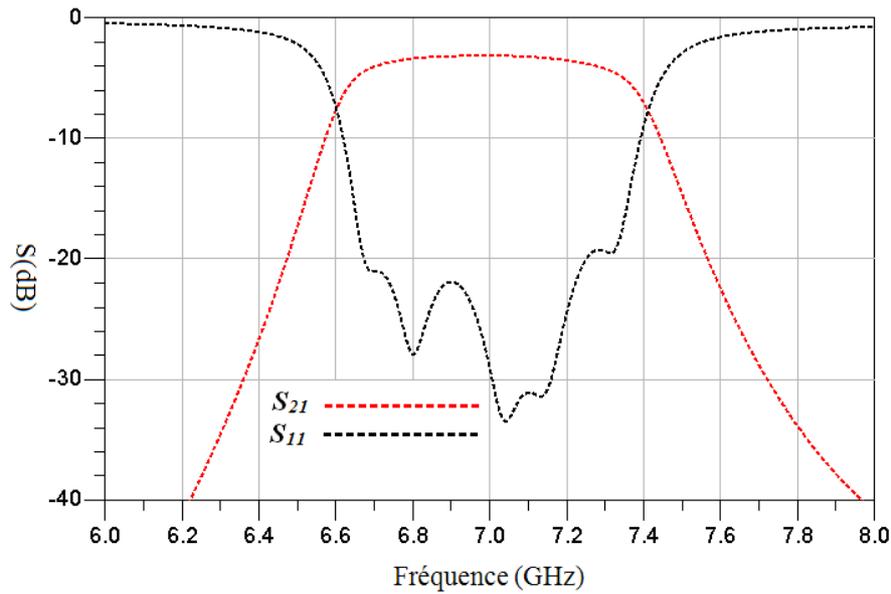


Figure IV.33 Réponse en fréquence du filtre optimisé en performance hors bande pour une bande passante de 10% ($W=160\mu\text{m}$ et $L=1200\mu\text{m}$)

Afin de visualiser le comportement électrique du filtre conçu autour de $2f_0$, une analyse en large bande est effectuée. La réponse du filtre dans la bande de fréquence 5-15 GHz est affichée sur la figure IV.34. Comme attendu, le filtre présente une bonne performance hors bande, le niveau d'atténuation du mode supérieur à $2f_0$ dépasse -25 dB.

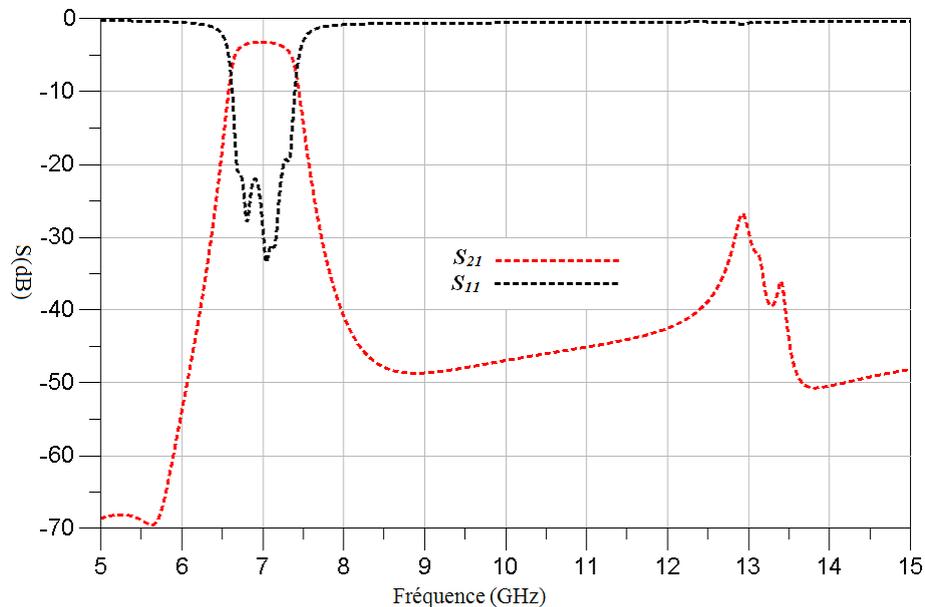


Figure IV.34 Réponse en large bande du filtre optimisé en performance hors bande pour une bande passante de 10% ($W=160\mu\text{m}$ et $L=1200\mu\text{m}$)

Pour montrer les performances améliorées de ce filtre, nous avons réglé un filtre utilisant le résonateur de référence répondant aux mêmes spécifications électriques ($f_0 = 7$ GHz, $\Delta f = 700$

MHz, $S_{11} \leq -20$ dB). La comparaison entre la réponse du filtre hairpin classique et celle du filtre à résonateur optimisé en forme est donnée sur la figure IV.35.

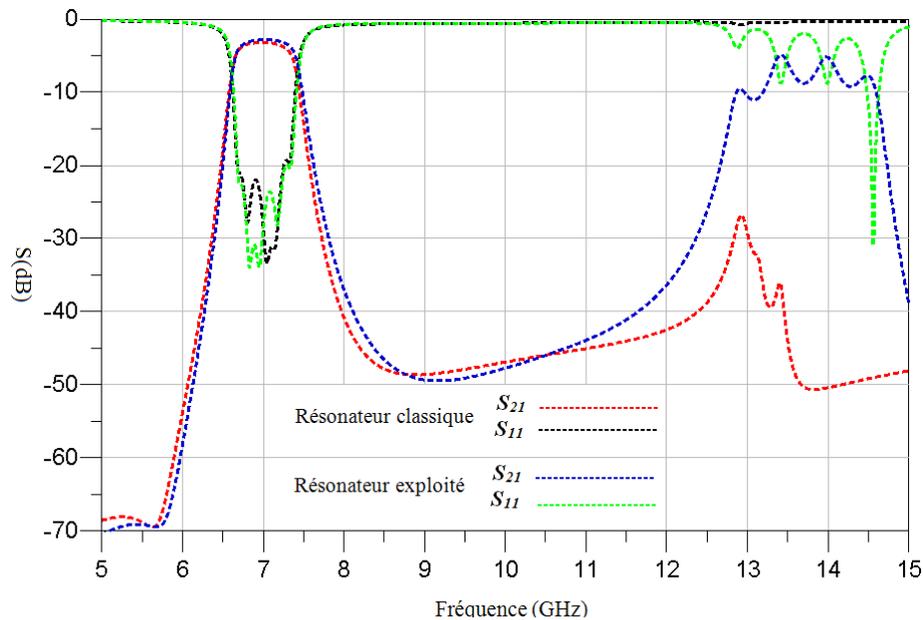


Figure IV.35 Réponse en large bande des deux filtres hairpin (classique et optimisé) pour une bande passante de 10%

La comparaison montre clairement la performance apportée par le filtre basé sur le résonateur optimisé à l'aide la bibliothèque d'outils d'optimisation de formes développée.

Le filtre réglé par l'association de résonateurs optimisés en formes présente une performance hors bande nettement améliorée par rapport à l'état de l'art, avec une taille totale du filtre inférieure à celle d'un filtre hairpin classique.

4.5.1.1 Validation expérimentale

Les deux filtres conçus précédemment ont été réalisés sur un substrat d'Alumine par la procédé de fabrication couche mince de T.F.P (*THIN FILM PRODUCTS*) en utilisant l'or comme métallisation. Les photos des deux filtres réalisés sont affichées sur la figure IV.36.

Le montage expérimental utilisé pour mesurer les paramètres S des circuits réalisés est constitué d'une cellule Wiltron reliée à un analyseur de réseau vectoriel comme montré sur la figure IV.37.

Les paramètres S simulés et mesurés des filtres réalisés sont tracés sur la figure IV.38

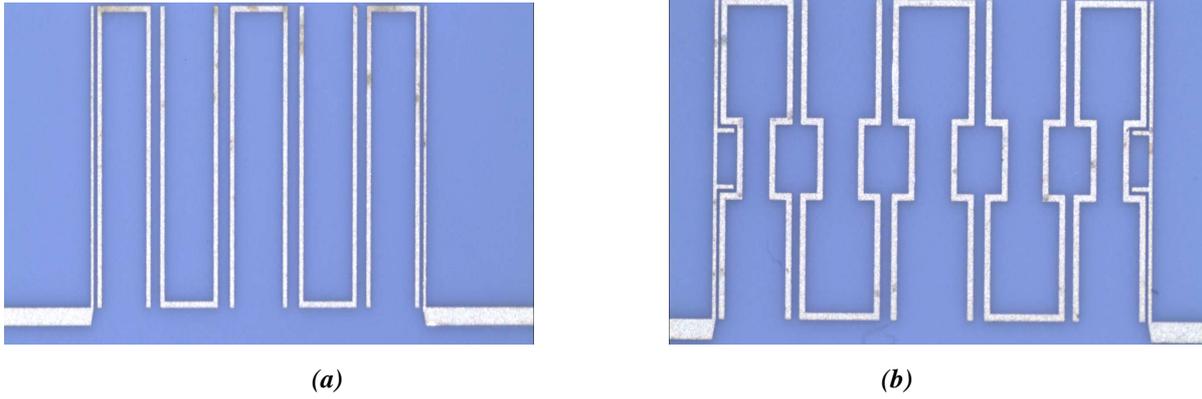


Figure IV.36 (a) Filtre hairpin classique et (b) filtre hairpin optimisé

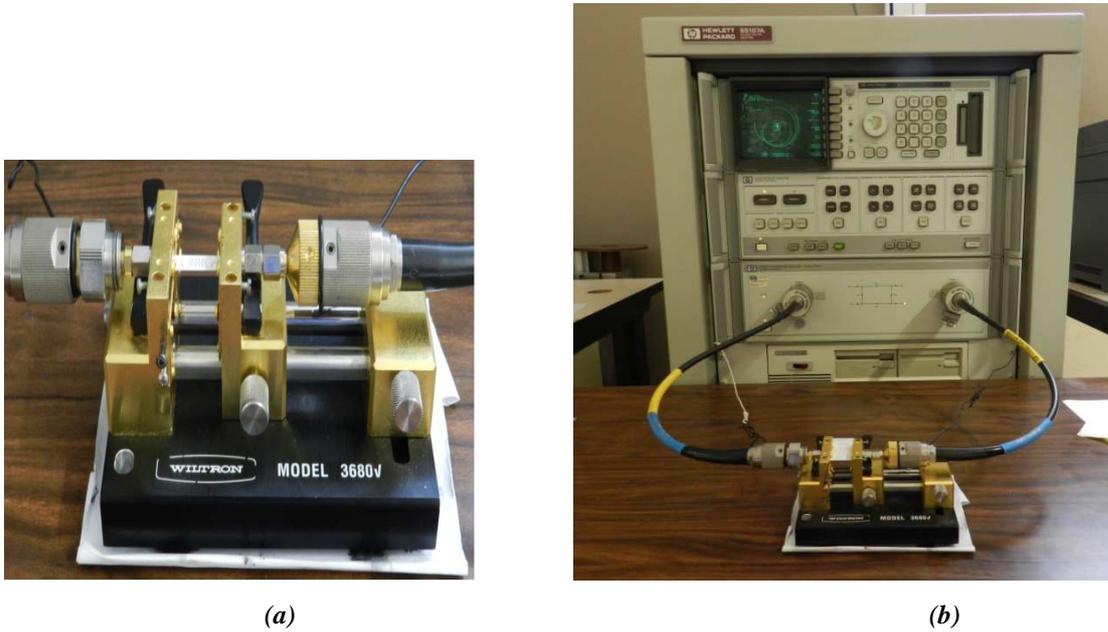
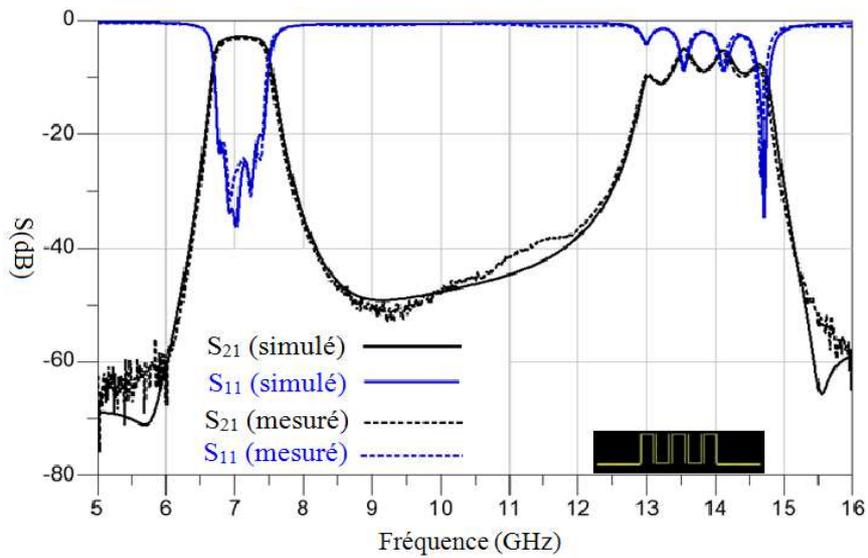
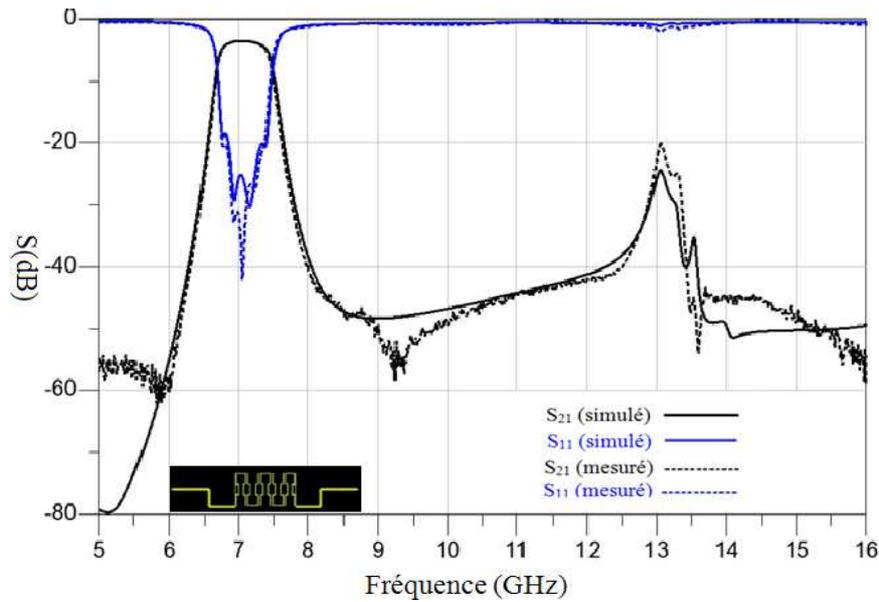


Figure IV.37 (a) Cellule Wiltron (b) Banc de mesure



(a)



(b)

Figure IV.38 Réponses mesurées et optimisées des circuits réalisés avec une bande passante relative de 10% : (a) filtre hairpin classique, (b) filtre à résonateurs optimisés

Les comparaisons entre les réponses obtenues en simulation électromagnétique (Momentum) et celles mesurées montrent un très bon accord. Les deux filtres réalisés possèdent une bonne adaptation et le filtre réalisé à l'aide du résonateur optimisé présente l'atténuation attendue à $2f_0$. Finalement, la courbe IV.39 compare les mesures des deux filtres sur une large bande.

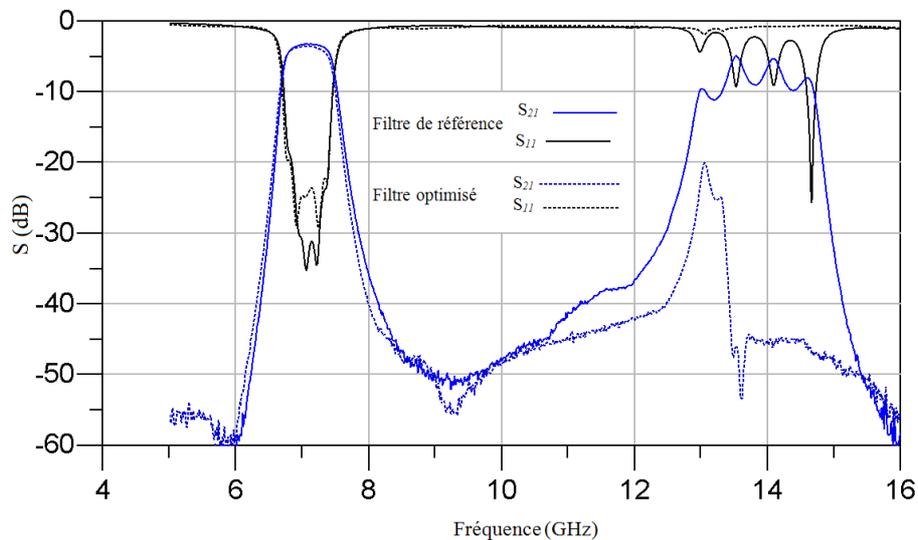


Figure IV.39 Comparaison des filtres réalisés pour une bande passante relative de 10%

Ces résultats expérimentaux montrent donc clairement la performance apportée par le filtre optimisé avec un niveau d'atténuation du mode supérieur à $2f_0$ proche de -20 dB.

4.5.2 Filtre avec une bande passante relative de 14,3 %

Dans cette partie, nous allons concevoir le même filtre, mais avec une bande passante de 1 GHz, soit une bande passante relative de 14.3 % autour de la même fréquence centrale (7 GHz).

De nouveau, nous avons choisi les valeurs des paramètres W et L qui nous permettent d'atténuer au maximum le second mode tout en assurant un niveau de couplage suffisant sur le premier mode. Les valeurs optimisées sont respectivement $W = 160 \mu\text{m}$ et $L = 800 \mu\text{m}$.

Comme première estimation, d'après la figure IV.31, le niveau d'atténuation du mode supérieur est d'environ -12 dB.

Toujours avec la même procédure de réglage, un filtre 5 pôles possédant une bande passante de 1 GHz adaptée à 20 dB autour de la fréquence 7 GHz a été réglé avec les nouvelles valeurs de L et W . La réponse du filtre autour de la bande passante est présentée sur la figure IV.40 et sa réponse en large bande (entre 5 et 15 GHz) est présentée sur la figure IV.41.

Comme attendu, le filtre présente un niveau d'atténuation du mode à $2f_0$ proche de -15 dB. Ce résultat met donc en évidence le compromis entre la largeur de bande passante et le niveau d'atténuation du mode à $2f_0$.

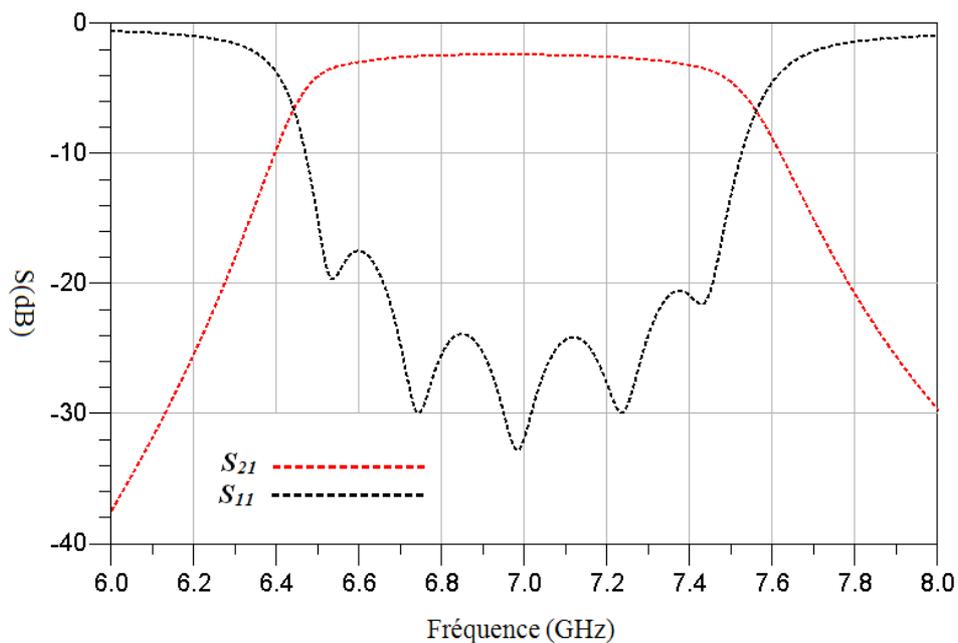


Figure IV.40 Réponse en fréquence du filtre optimisé en performance hors bande pour une bande relative de 14,3% ($W=160\mu\text{m}$ et $L=800\mu\text{m}$)

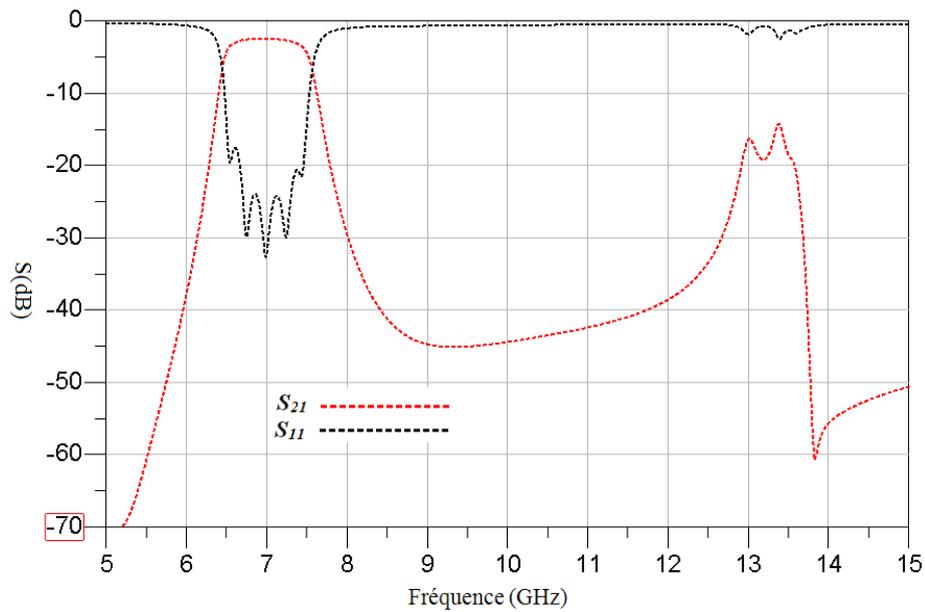


Figure IV.41 Réponse en large bande du filtre optimisé en performance hors bande pour une bande relative de 14,3% ($W=160\mu\text{m}$ et $L=800\mu\text{m}$)

Comme précédemment, afin de montrer que les performances sont tout de même améliorées par rapport à l'état de l'art, nous avons réglé un filtre hairpin classique en prenant en compte les mêmes spécifications électriques ($f_0 = 7$ GHz, $\Delta f = 1000$ MHz, $S_{11} \leq -20$ dB). Une comparaison entre la réponse du filtre hairpin classique et la réponse du filtre optimisé précédemment est donnée sur la figure IV.42. La comparaison entre les réponses en large bande montre encore clairement la performance apportée par le filtre conçu sur la base du résonateur optimisé.

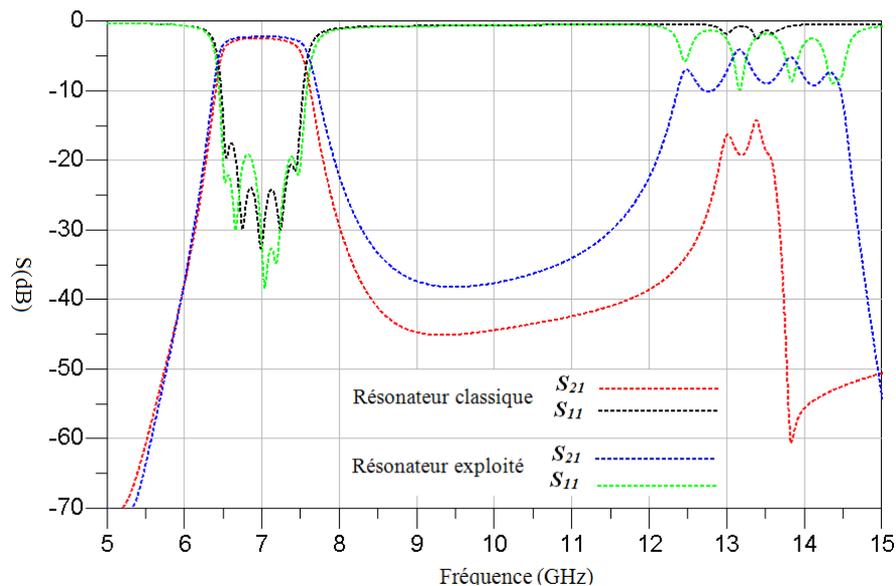


Figure IV.42 Réponse en large bande de deux filtres hairpin (classique et optimisé) pour une bande relative de 14,3%

4.5.2.1 Validation expérimentale

Comme précédemment, nous avons réalisé puis mesuré les réponses des deux filtres. La figure IV.43 présente les réponses fréquentielles mesurées des deux circuits fabriqués.

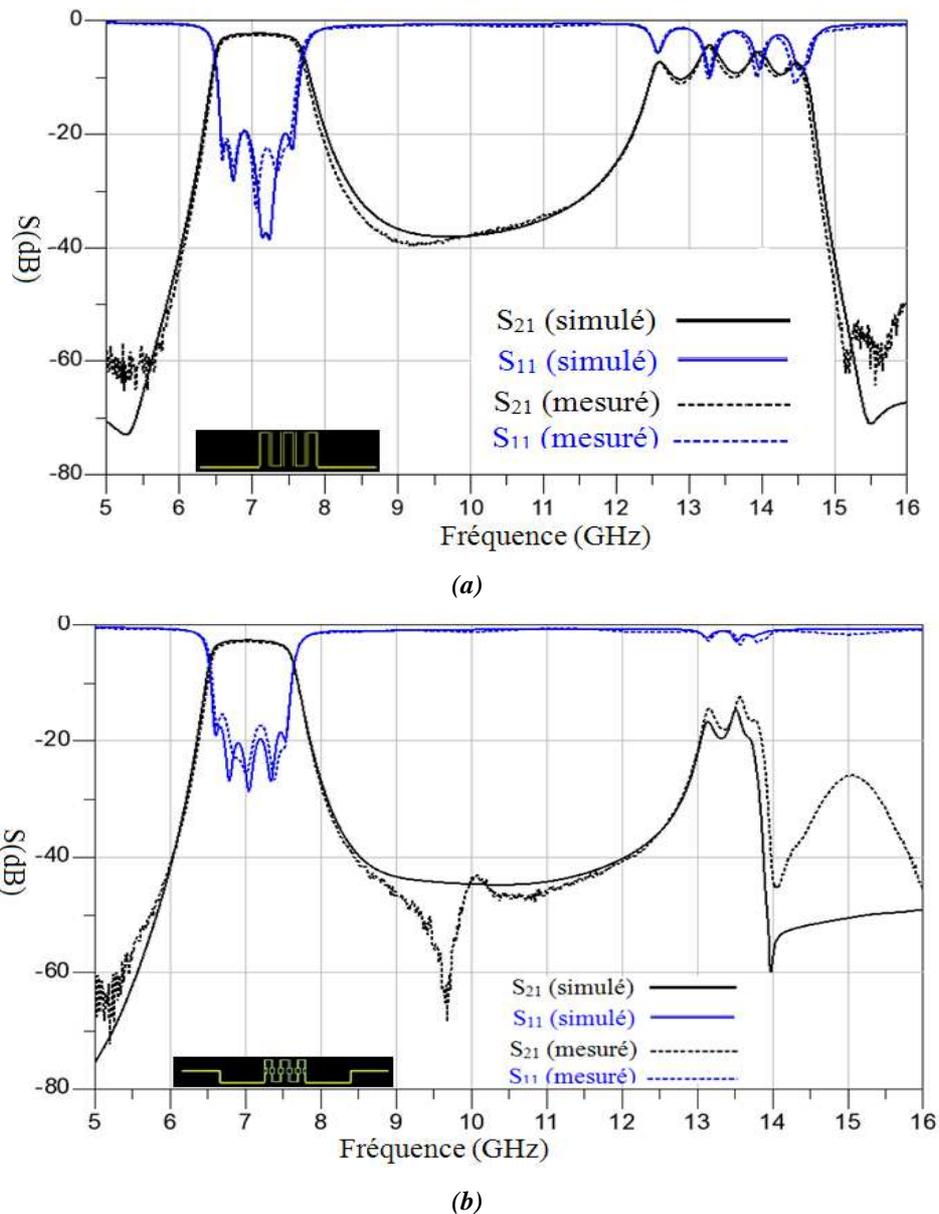


Figure IV.43 Réponses mesurées et optimisées des circuits réalisés pour une bande relative de 14,3% :
(a) filtre hairpin classique, (b) filtre à résonateurs optimisés

Nous remarquons aussi qu'un très bon accord entre simulation et mesure est obtenu. En outre, la courbe IV.44 confirme expérimentalement l'existence du compromis entre la largeur de bande passante à couvrir par la fonction de filtrage et le niveau d'atténuation du deuxième mode à $2f_0$. Le filtre optimisé présente un niveau d'atténuation du mode supérieur proche de

-12.5 dB.

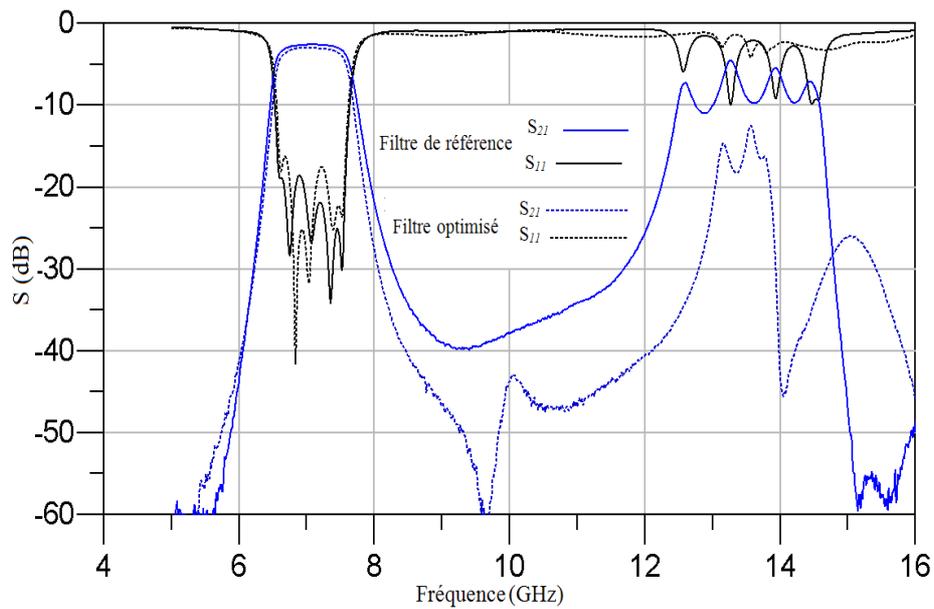


Figure IV.44 Comparaison en mesure entre des filtres réalisés pour une bande relative de 14,3%

Ces résultats expérimentaux valident les modèles électromagnétiques conçus ainsi que l'efficacité de la bibliothèque développée à inventer de nouvelles structures plus performantes et originales.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons l'intention d'exploiter la bibliothèque d'optimisation de formes pour résoudre des problèmes en 2 dimensions. Nous avons choisi d'appliquer les méthodes développées à la conception de filtres hyperfréquences planaires.

Nous avons tout d'abord présenté brièvement les structures planaires, leurs avantages et inconvénients. Nous avons ensuite décrit les paramètres caractéristiques qui définissent leurs performances électriques, à savoir le facteur de qualité à vide et l'isolation fréquentielle.

Dans la première section, nous avons décrit la conception d'un résonateur planaire optimisé en pertes. Les quatre techniques d'optimisations de formes ont été appliquées afin de trouver une forme optimale du résonateur.

Le meilleur résultat a été obtenu avec la technique des plans à surfaces de réponses qui permet d'améliorer d'environ 60 % le facteur de qualité en élargissant les lignes du résonateur tout en conservant le même encombrement et la même isolation fréquentielle.

Pour les autres techniques, la formulation du problème est trop contrainte (encombrement et isolation fréquentielle) et la fonction de coût est trop dépendante de la fréquence de résonance pour donner accès à des solutions radicalement différentes.

Afin de valider la performance du résonateur optimisé en pertes, nous avons tout de même conçu deux filtres passe bande à résonateurs en forme de U, un premier sur la base du résonateur de référence et un deuxième sur la base du résonateur optimisé en pertes (élargi). L'étude en puissance dissipée a montré que le filtre optimisé en pertes est plus favorable que le filtre de référence.

Dans la deuxième section, nous avons optimisé le résonateur en performances hors bandes. L'objectif était d'éliminer (déplacer ou atténuer) le mode supérieur pour élargir la bande stoppée. L'application des techniques d'optimisation de formes nous a permis d'identifier un résonateur satisfaisant ces spécifications.

Afin d'obtenir une forme exploitable pour la conception de filtres, la solution obtenue a été lissée et paramétrée. Ce résonateur a été exploité pour la conception de filtres à résonateurs en forme de U (hairpins) optimisés en performances hors bandes.

Les performances ont été comparées aux filtres à base de résonateurs classiques ayant les mêmes spécifications (fréquence centrale, bande passante, adaptation). Les conceptions et les réalisations expérimentales ont été effectuées pour 2 largeurs de bande différentes et montrent l'avantage de ce nouveau résonateur par rapport au résonateur classique.

Ce chapitre montre d'une part les bénéfices que peut tirer le concepteur de la bibliothèque d'optimisation de formes pour aboutir à des résonateurs originaux (résonateur optimisé en performances hors bande) et d'autre part les limites de l'exercice quand le problème est trop fortement contraint (résonateur optimisé en pertes).

Dans le chapitre suivant, nous allons appliquer les méthodes développées à un problème en 3 dimensions pour la conception de filtres à résonateurs diélectriques.

6 Références

- [1] **S. R. N. Gongo**, “Modélisation des circuits planaires : Application à l’influence du boîtier”, Thèse de Doctorat en Electronique, INP Toulouse, 1999.
- [2] **G. L. Matthaei, L. Young, E. M. T. Jones**, Microwave Filters, Impedance-Matching Networks, and Coupling Structures. Norwood,MA: Artech House, 1980.
- [3] **J.-S Hong, M. J. Lancaster**, Microstrip Filter for RF/Microwave Application, New York: Wiley, 2001.
- [4] **Y. Clavet** “Définition de solutions de filtrage planaires et multicouches pour les nouvelles générations de satellites de télécommunications”, Thèse de doctorat de l’Université de Bretagne Occidentale, Novembre 2006
- [5] **I. C. Hunter, R. Ranson, A. C. Guyette, A. Abunjaileh**, “Microwave Filter Design from a Systems Perspective”, IEEE Microwave Magazine, October 2007.
- [6] **C. Lascaux, F. Rouchaud, V. Madrangeas, M. Aubourg, P. Guillon**, “Planar Ka-Band High Temperature Superconducting Filters For Space Applications”, International Microwave Symposium Digest 01.1, Vol.1, pp.487-490, 2001.
- [7] **V. Kondratyev, M. Lahti, T. Jaakola**, “On the design of LTCC filter for millimeter-Waves”, IEEE MTT-S Digest, volume 3, 8-13 juin 2003, pages 1771-1773.
- [8] **R. Rhea**, HF Filter Design and Computer Simulation. Atlanta, GA: Noble Publishing, 1994.
- [9] **H. Miyake, S. Kitazawa, T. Ishizaki, T. Yamanda, Y. Nagatomi**, “A miniaturized monolithic dual-band filter using ceramic lamination technique for dual-mode portable telephones”, IEEE MTT-S Int. Microwave Symp. Dig., pp. 789-792, June 1997.
- [10] **K. Khoder**, “Optimisation de composants hyperfréquences par la technique des plans à surfaces de réponses”, Thèse de l’Université de Limoges, 16 décembre 2011.
- [11] **H. Khalil**, “Développement des techniques d’optimisation de forme pour la conception de composants hyperfréquences”, Thèse de Doctorat, Université de Limoges, 17 septembre 2009.
- [12] **R. Cerf**, An asymptotic theory of genetic algorithms .In: J.-M. Aillot, E. Lutton, E.Ronald, M. Schoenaeur and D.Snyers, editors, Artificial Evolution, Vol.1063 of LNCS,pp.37-53,Springer Verlag (1996).

- [13] **D. E. Goldberg, K. Deb, J. H. Clark**, Genetic Algorithms, noise and the sizing of populations. *Complex systems*, 6, pp.333-362, 1992.

Chapitre V

Application à la conception de filtres à
résonateurs diélectriques – Optimisation
de formes en 3 dimensions

1 Introduction

Lors de ces dix dernières années, nous avons assisté à l'explosion des communications sans fil et des services multimédias (télévision, Internet...) offerts par les systèmes de télécommunications notamment par satellites. Pour faire face à l'ampleur des besoins du marché, une évolution permanente des technologies est nécessaire pour concevoir des dispositifs toujours plus performants tout en satisfaisant aux contraintes de poids, d'encombrement, de consommation de puissance et de coût. L'amélioration des charges utiles des satellites de télécommunications reste encore, à l'heure actuelle, un enjeu majeur.

Les filtres hyperfréquences présents dans les charges utiles représentent une proportion importante tant en poids qu'en volume des équipements embarqués. En effet, les contraintes extrêmement sévères imposées par les systémiers (en termes de sélectivité, de pertes, de réjection, de platitude, d'atténuation des remontées parasites...) conduisent encore aujourd'hui les concepteurs à développer de nouveaux composants et circuits performants avec un coût de fabrication aussi réduit que possible.

Dans ce chapitre, nous allons décrire un autre exemple d'application de la bibliothèque d'optimisation de formes pour la conception des filtres volumiques hyperfréquences utilisés dans les multiplexeurs de sortie (OMUX) de satellites de télécommunications.

Nous donnerons tout d'abord quelques informations générales sur les filtres hyperfréquences en technologie volumique, puis nous aborderons alors plus en détail les filtres à résonateurs diélectriques pour OMUX.

Ensuite, nous présenterons dans le détail, la conception d'un résonateur diélectrique bi-mode optimisé en pertes d'insertion et en isolation fréquentielle grâce à la bibliothèque d'optimisation développée.

Enfin nous terminerons par la conception de filtres d'OMUX possédant des performances électriques améliorées par rapport à l'état de l'art.

2 Filtres en technologies volumiques

La technologie volumique est l'une des plus anciennes technologies de réalisation de filtres hyperfréquences. L'utilisation de guides d'ondes rectangulaires ou circulaires, de résonateurs diélectriques ou de cavités métalliques est la base des technologies volumiques [1]. A température ambiante, ce sont les seuls filtres capables de conduire à des faibles bandes passantes, tout en conservant une bonne stabilité thermique et en tolérant des signaux de fortes puissances.

Les filtres volumiques sont principalement utilisés pour leurs performances électriques. Ainsi, leurs facteurs de qualité à vide très élevés permettent d'obtenir des réponses présentant de faibles pertes et très sélectives c'est-à-dire ayant une très grande réjection hors bande, car ils utilisent comme diélectrique l'air, dont les propriétés isolantes sont remarquables. De plus, ils peuvent supporter de fortes puissances ce qui les rend attractifs pour des applications dans les communications spatiales.

Leurs principaux inconvénients sont généralement leur poids et leur encombrement. De plus, les filtres volumiques sont complexes à mettre en œuvre, ils requièrent un traitement mécanique spécial et un réglage après réalisation. Cette procédure de réglage contribue fortement à l'augmentation des coûts de production.

Différents filtres en technologies volumiques sont présentés sur la figure V.1.

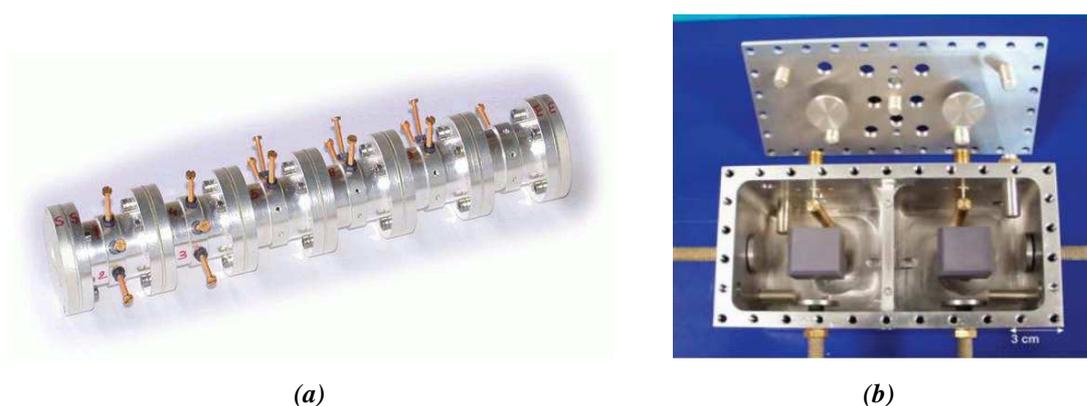


Figure V.1 Principaux types de technologies volumiques : (a) filtre à cavités résonantes et (b) filtre à résonateurs diélectriques.

2.1 Filtres à résonateurs diélectriques

L'utilisation des résonateurs diélectriques dans la conception de filtres microondes passifs est aujourd'hui très répandue en raison des très hauts facteurs de surtension obtenus (qui peuvent être plus élevés que pour les cavités métalliques) et des réductions d'encombrement et de poids dues à l'utilisation de matériaux à haute permittivité. Ils sont basés sur l'utilisation de résonateurs cylindriques [2] ou parallélépipédiques [3] ayant de très forts facteurs de qualité (10000). Ces résonateurs sont confinés dans une ou plusieurs cavités métalliques pour éviter les pertes par rayonnement. Ils peuvent alors être excités selon un mode transverse électrique TE_{nmp} , transverse magnétique TM_{nmp} ou encore selon un mode hybride TEM_{nmp} .

La figure V.2 montre différents filtres à résonateurs diélectriques.

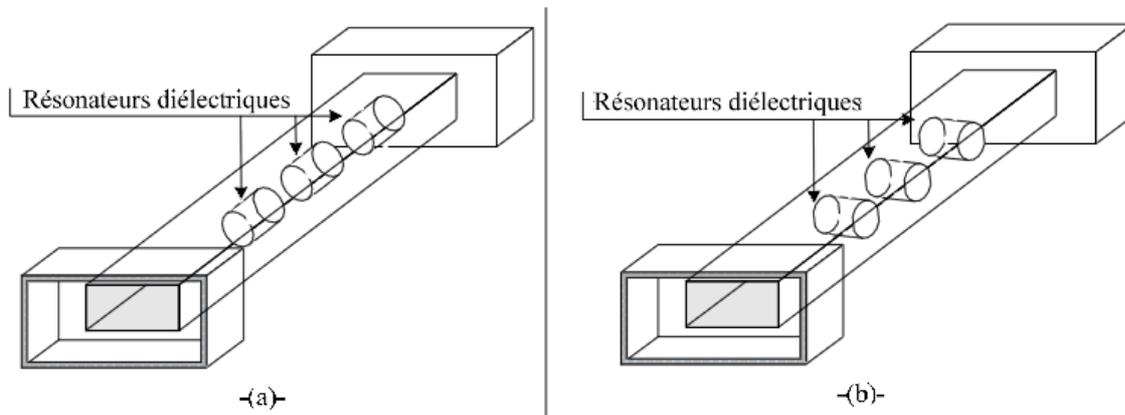


Figure V.2 Filtres à résonateurs diélectriques (a) Résonateurs placés axialement (b) Résonateurs placés latéralement

Ces filtres utilisent généralement des modes duaux [4]. Deux modes résonnants sont alors excités dans la même cavité, ce qui permet la réduction par un facteur 2 du nombre de cavités. L'intérêt de ces filtres réside bien évidemment dans ces facteurs de qualité élevés. Grâce à l'utilisation de matériaux diélectriques, et en comparaison avec les filtres à cavités métalliques, ces filtres sont moins encombrants et moins lourds. De plus, les puissances admissibles sont ici aussi assez élevées.

Le principal inconvénient des résonateurs diélectriques est leur faible conductivité thermique qui provoque d'importantes variations de température dans les résonateurs, perturbant ainsi le fonctionnement du filtre. Une solution consiste à insérer des plans métalliques conducteurs dans le diélectrique [5] augmentant ainsi sa conductivité. Une autre solution est l'utilisation de résonateurs de géométrie plus complexe, comme les résonateurs octogonaux [6].

Par ailleurs, afin de limiter les pertes d'insertion plusieurs systèmes d'excitation entrée/sortie sont possibles (guides d'ondes, sondes magnétiques ou électriques), notamment l'excitation par une ligne microruban qui facilite l'intégration du filtre dans un environnement planaire. Une dernière difficulté est d'ordre mécanique : la fixation des résonateurs diélectriques est très délicate notamment dans le cas d'applications spatiales où les filtres sont soumis à de fortes contraintes de vibrations.

Les applications typiques de ces structures sont dans le segment de sortie des satellites de télécommunications où les exigences de réduction de poids et d'encombrement sont combinées avec la nécessité de concevoir des filtres à faible bande passante permettant de traiter des signaux de forte puissance.

2.2 Résonateur plaque pour filtres d'OMUX

La charge utile d'un satellite de télécommunications comprend classiquement un sous-système répéteur qui a pour rôle de transposer en fréquence et d'amplifier les signaux de très faibles amplitudes reçus par l'antenne de réception. La figure V.3 présente la structure classique d'un sous répéteur.

Au sein de ce sous-système, les filtres à résonateurs diélectriques sont utilisés dans les démultiplexeurs (IMUX) et/ou les multiplexeurs (OMUX).

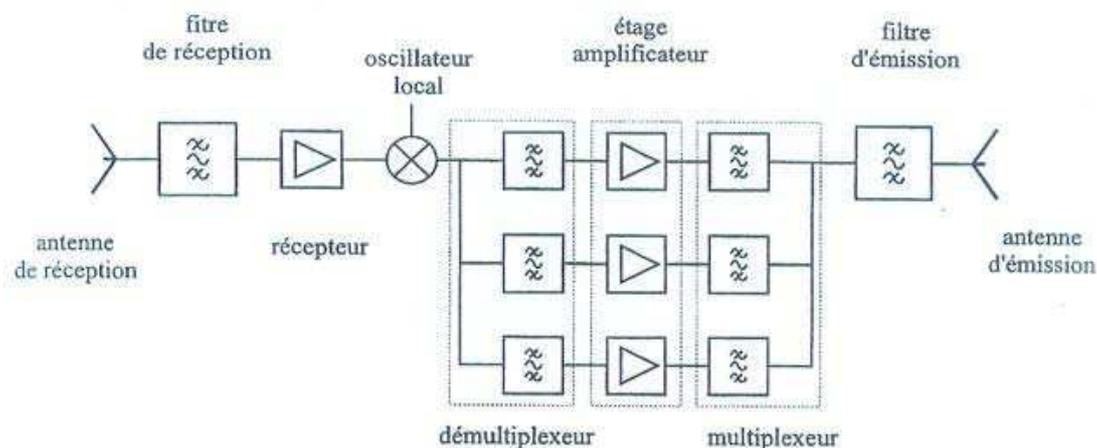


Figure V.3 Structure classique du sous système répéteur d'un satellite de télécommunications

Le filtre d'OMUX se situe à la sortie de chaque canal, après le module amplificateur. Il a pour rôle de sélectionner le signal bande étroite du canal, et donc d'éliminer les signaux parasites créés par les amplificateurs.

Les caractéristiques de ce filtre sont extrêmement sévères de par sa situation entre l'amplificateur de puissance et l'antenne d'émission. Ses pertes doivent ainsi être extrêmement faibles. En effet, les pertes dissipées par effet Joule produisent une forte chaleur, difficile à évacuer dans l'espace. Ceci peut conduire à de fortes dérives en fréquence et à des dégradations de composants. De plus, la puissance rayonnée peut se voir fortement diminuée par les pertes engendrées dans le filtre. Les pertes acceptées sont donc de l'ordre de 0,5 dB, soit 11 % de puissance dissipée dans le filtre.

D'autre part, la sélectivité doit être relativement forte, car les différents canaux destinés à être multiplexés peuvent présenter des bandes passantes très proches. Quant au temps de propagation de groupe, il doit être le plus constant possible dans la bande pour limiter la distorsion du signal.

Les caractéristiques des filtres d'OMUX sont donc les suivantes :

- Une bande passante de quelques dizaines de MHz (bande passante relative inférieure à 2 %).
- De très faibles pertes (<0,5 dB).
- Une forte sélectivité.
- Une bonne dissipation thermique.

Pour répondre à l'ensemble de ces contraintes, deux technologies sont utilisées par Thales Alenia Space, suivant la plage fréquentielle d'utilisation :

- Les filtres en cavités (bandes Ku, Ka et C).
- Les filtres à résonateurs diélectriques (bande C).

Dans ce manuscrit nous nous sommes intéressés à la topologie des filtres à résonateurs diélectriques en bande C.

La solution utilisée actuellement consiste à insérer un résonateur diélectrique présentant un ou plusieurs contacts avec la cavité métallique. Ces contacts permettent, non seulement une mise en place simple du résonateur dans la cavité, mais ils assurent aussi une évacuation de la chaleur, indispensable pour les applications OMUX. Mais, le principal avantage de cette topologie est de réduire considérablement les dimensions du filtre.

Lors de ses travaux de thèse, S. Moraud [7] a expérimenté différentes géométries pour ce résonateur. Chaque système résonant testé a été caractérisé d'un point de vue électrique, par son facteur de qualité Q_0 proche de 10 000. La géométrie retenue, brevetée par Thales Alenia Space, est présentée sur la figure V.4.

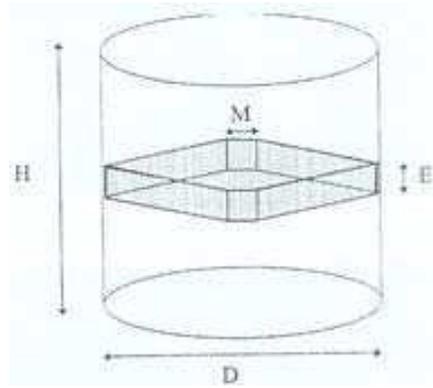


Figure V.4 Représentation 3D de la structure à résonateur plaque

Dans ce chapitre nous allons présenter l'application des outils d'optimisation de formes développés à l'optimisation du résonateur plaque dans l'objectif d'améliorer ses caractéristiques électriques, à savoir son facteur de qualité à vide et son isolation en fréquence qui définit sa performance hors bande (largeur de la bande stoppée).

Notons que les définitions données dans le chapitre précédent, pour les fréquences de résonance et les facteurs de qualité, restent valables, ainsi que les moyens utilisés pour les estimer.

3 Conception d'un filtre à résonateurs diélectriques optimisés en pertes

3.1 Structure de référence

La structure de référence est composée d'un résonateur de forme parallélépipédique (figure V.5) peu épais tronqué aux 4 coins et court-circuité dans une cavité cylindrique. Il possède 4 contacts avec les parois métalliques, ce qui assure son maintien.

Ce résonateur est utilisé couramment par Thales Alenia Space pour la réalisation de filtres de multiplexeurs (IMUX et OMUX).

Les caractéristiques du résonateur de référence sont les suivantes :

- Une cavité de diamètre $D_c=39.86$ mm et de hauteur $H_c=28$ mm,
- Un résonateur d'épaisseur (E) 3 mm.
- Un matériau diélectrique de permittivité relative $\epsilon_r = 12.6$ et tel que $\tan\delta = 5.5 \cdot 10^{-5}$.
- Une conductivité métallique σ de la cavité égale à $4.76 \cdot 10^7$ S.m⁻¹.

Nous nous intéressons au mode fondamental TE₁ (TE₁₀₀) car il possède 2 polarisations et une bonne isolation fréquentielle. La simulation électromagnétique de la structure de référence (EMXD) donne les réponses suivantes :

- Une fréquence F_0 du mode fondamental à 4 GHz,
- Une fréquence F_1 du premier mode supérieur (non excité) à 5,04 GHz,
- Une fréquence F_2 du second mode supérieur (excité) à 6,42 GHz,
- Un facteur de qualité à vide du mode TE₁ $Q_0=10100$

La réponse en fréquence de la structure est donnée sur la figure V.6 et les répartitions de champ électrique dans le résonateur à chacune de ces fréquences sont présentés sont les figures V.7, V.8 et V.9.

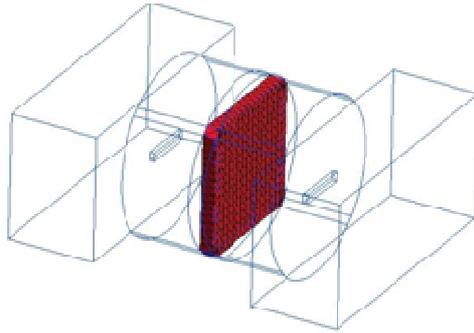


Figure V.5 Structure du résonateur de référence

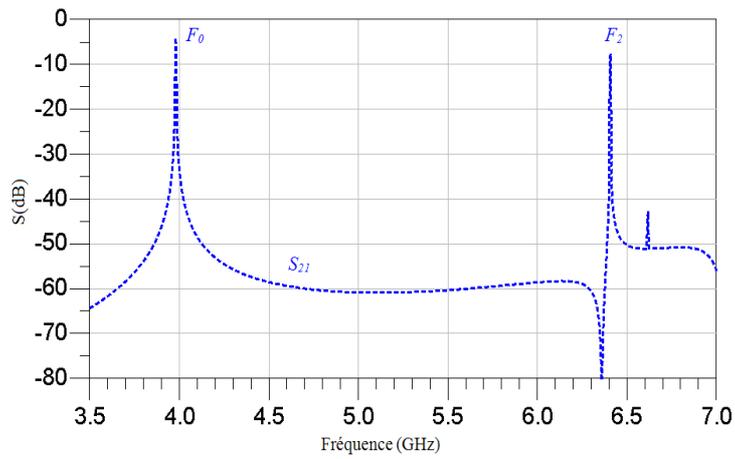


Figure V.6 Réponse en fréquence du résonateur de référence

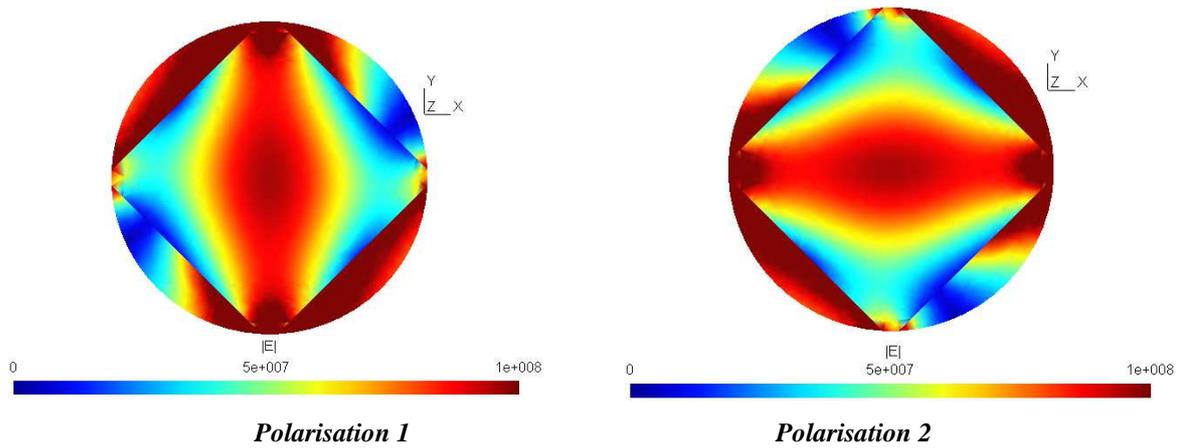


Figure V.7 Répartition du champ électrique dans le résonateur à la fréquence F_0

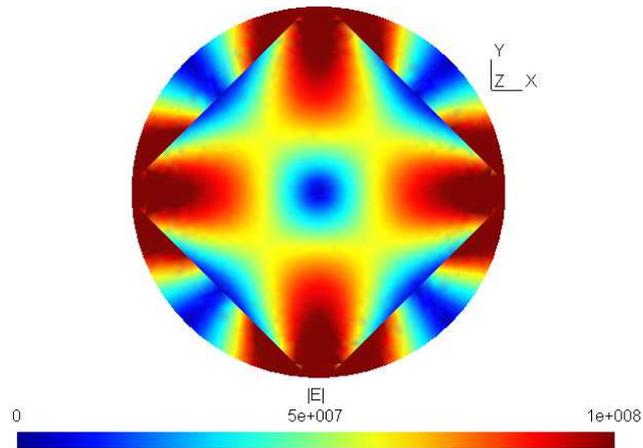


Figure V.8 Répartition du champ électrique dans le résonateur à la fréquence F_1

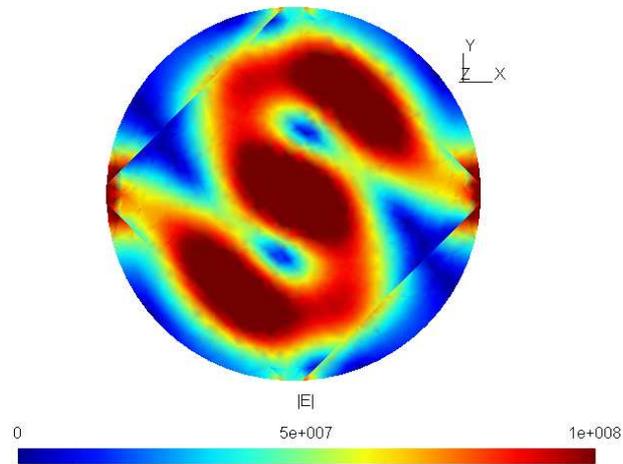


Figure V.9 Répartition du champ électrique dans le résonateur à la fréquence F_2

3.2 Spécifications pour l'optimisation du résonateur

L'objectif est maintenant d'appliquer les méthodes développées dans le chapitre III afin d'optimiser le facteur de qualité du résonateur de référence tout en conservant la même fréquence de résonance et la même isolation fréquentielle (définie par la fréquence de résonance du premier mode excité, F_2). Le domaine d'optimisation est délimité par la cavité métallique de dimensions fixes.

3.3 Optimisation de formes du résonateur

3.3.1 Plans à surface de réponse

Dans le cas où les dimensions de la cavité (diamètre D_c et hauteur H_c) restent fixes, le nombre de paramètres n'est pas suffisant puisque le seul paramètre restant est la hauteur du

résonateur et que toute modification de ce paramètre modifie inévitablement la fréquence de résonance.

Par conséquent, dans ce cas précis, l'optimisation de la géométrie ne peut pas nous apporter de solution. Toutefois, l'étude a été menée en introduisant comme paramètres les dimensions de la cavité. Cette étude est présentée en annexe 4.

3.3.2 Courbes de niveaux

Pour cette étude, l'optimisation porte sur le contour du résonateur diélectrique dans un domaine défini dans la cavité métallique. La modification du contour a pour l'objectif d'améliorer le facteur de qualité à vide.

Nous avons toutefois conservé un cadre autour du résonateur pour assurer son maintien dans la cavité. Ce contact est également important pour assurer une bonne dissipation thermique pour les applications de puissance. Nous avons ensuite considéré le volume à l'intérieur du cadre comme domaine d'optimisation. L'épaisseur du résonateur (pour l'optimisation) égale deux fois l'épaisseur initiale ($2*E=6$ mm). Le domaine d'optimisation et le cadre de maintien (hors domaine d'optimisation) sont précisés sur la figure V.10.

Le domaine d'optimisation est discrétisé en 1296 éléments cubiques. Ces éléments sont définis en associant des éléments de maillage régulier. La fonction de coût est exprimée en fonction du module du paramètre S_{21} en découplant fortement le résonateur (en oscillations forcées, le facteur de qualité est accessible grâce à une analyse du résonateur fortement découplé). La fonction de coût rappelée ici est identique à celle utilisée dans le chapitre IV pour optimiser le résonateur hairpin :

$$J(S) = \sum_{i=1}^{N_b} p_i \left| -20 \log_{10} (|S_{21}^r(f_i)|) + 20 \log_{10} (|S_{21}^c(f_i)|) \right|^2 \quad (\text{V-1})$$

f_i et p_i sont respectivement les N_b fréquences d'évaluation de la fonction coût et les poids associés à ces fréquences, S_{21}^c représente la valeur du paramètre S_{21} courant (en cours d'optimisation) et S_{21}^r la valeur du paramètre S_{21} pour un résonateur avec un facteur de qualité amélioré.

On part d'un volume constitué de 648 éléments avec une densité de remplissage $\eta=1$ correspondant au résonateur de référence (figure V.10) et 648 éléments vides avec une densité de remplissage $\eta=0$. Les frontières du domaine vont donc se déplacer à chaque itération suivant la direction de descente.

La valeur du critère décroît à chaque itération et l'algorithme s'arrête après 82 itérations (117 calculs EM). La forme atteinte par la méthode des courbes de niveaux est présentée sur la figure V.11.a.

Comme la forme optimale n'est pas strictement supportée par le maillage, nous ne pouvons pas calculer les champs électromagnétiques de cette structure donc les paramètres $[S]$. Pour cette raison, nous avons approché la forme atteinte par la méthode des courbes de niveaux avec celle de la figure V.11.b. Le pourcentage de matériau diélectrique dans chaque élément (cube) varie entre 0 (0 %) et 1 (100 %). Si le pourcentage de matériau diélectrique dépasse 0.5 (50 %), cet élément passe à l'état 1, sinon à l'état 0. Cette étape est très délicate car la forme est approchée grossièrement ce qui revient à perdre des informations.

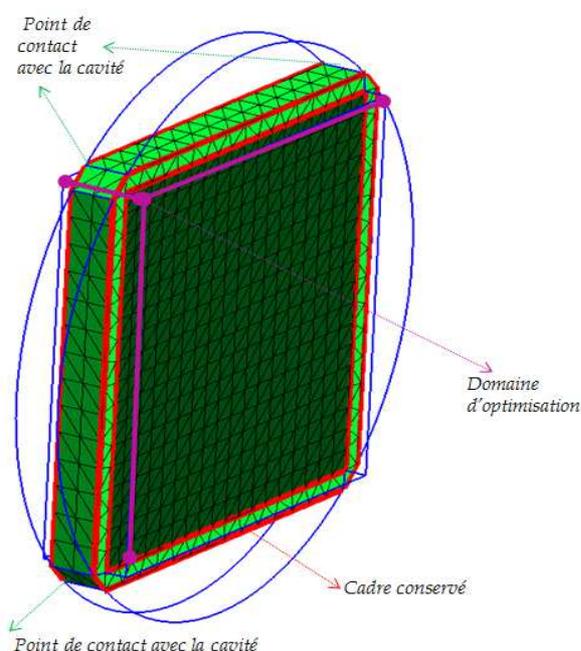


Figure V.10 Configuration de départ formée de 648 éléments dans l'état $\eta=1$

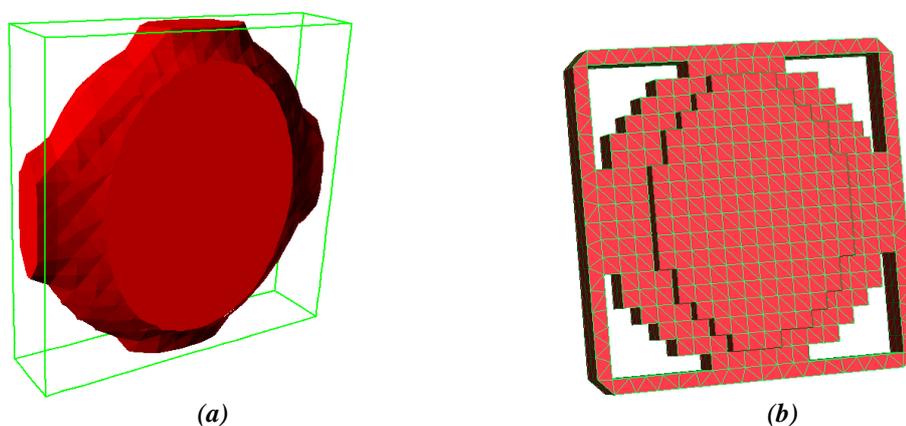


Figure V.11 (a) Structure optimisée par la méthode des courbes de niveaux (b) Structure approchée

La structure optimisée résonne à la fréquence de 4,05 GHz et le facteur de qualité à vide Q_0 vaut 12325. La fréquence du mode supérieur excité est $F_2 = 6,205$ GHz.

Nous pouvons conclure que la forme optimisée concentre le matériau diélectrique au centre de la cavité pour limiter les pertes et que le facteur de qualité est ainsi plus élevé de 21 % par rapport au résonateur de référence.

3.3.3 Gradient topologique

Dans cette partie la technique du gradient topologique est appliquée en 3D pour trouver la configuration optimale de matériau diélectrique dans le résonateur. Les éléments topologiques (éléments cubiques) sont caractérisés par une permittivité relative ($\epsilon_r = 12.6$ pour la céramique et $\epsilon_r = 1$ pour l'air).

Cette technique est appliquée pour optimiser la topologie du résonateur de référence. Comme précédemment, un cadre est conservé pour servir de support.

Pour l'application de cette méthode nous avons conservé le même domaine d'optimisation, la même fonction de coût et le même point de départ. A chaque itération d'optimisation, une partie des éléments (typiquement 10 %) change d'état en détruisant (l'état des éléments passe de 1 à 0) ou en construisant (0 à 1) le matériau diélectrique. La fonction de coût décroît à chaque itération et l'algorithme s'arrête après 61 itérations (105 calculs EM). La méthode converge vers le premier optimum local et la structure optimisée est présentée sur la figure V.12.

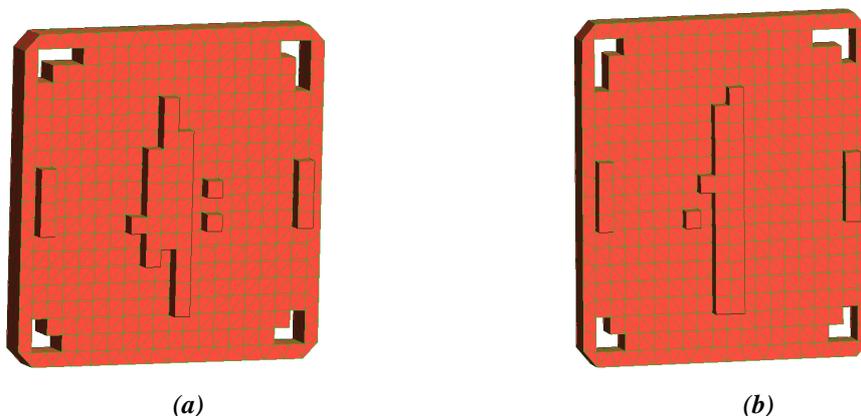


Figure V.12 Structure optimisée par la méthode du gradient topologique : (a) vue de dessus, (b) vue de dessous

Le gradient topologique est capable de construire des formes arbitraires, on n'a donc aucune garantie que la forme optimale possède des symétries. La forme optimisée résonne à la fréquence de 4,033 GHz avec une fréquence du mode supérieur excité $F_2=6,3$ GHz et un facteur de qualité à vide limité à 10970.

En observant la forme optimisée, nous constatons qu'une grande partie de matériau diélectrique est concentré au milieu du résonateur tandis que quatre trous ont été créés sur les quatre côtés du résonateur. Cet effet est en accord avec les conclusions précédentes puisque la forme optimisée concentre le matériau au milieu du résonateur pour diminuer les pertes.

3.3.4 Algorithme génétique

Au cours de la phase de développement de l'approche génétique, de nombreux tests ont été effectués pour ajuster les paramètres de l'algorithme.

Ces paramètres sont :

- Le type de représentation (chaîne binaire, tableau binaire)
- Le nombre de variables (taille du chromosome)
- La taille de la population de base
- Le mécanisme de génération de la population initiale
- La stratégie de sélection et de remplacement
- Les opérateurs de croisement et de mutation sélectionnés ...

Pendant cette phase, nous avons étudié de manière approfondie l'effet de chaque paramètre sur la convergence. Dans tous les cas que nous avons testés, nous avons remarqué que les solutions obtenues ont toujours des formes arbitraires, donc nous n'avons aucune garantie qu'une forme optimale du résonateur ne possède des symétries ou qu'elle satisfasse des contraintes de faisabilité.

Dans cette situation, la solution retenue a consisté à regrouper les variables d'optimisation en imposant une distribution homogène de matériau diélectrique par couche puis suivant l'épaisseur du résonateur (formée de quatre couches). Le regroupement de variables présente l'avantage de symétriser la forme d'une part et d'autre part, de réduire la taille d'un individu ce qui nous permet aussi de réduire en même temps le coût d'optimisation. Par contre, cette étape limite de manière évidente l'espace des solutions admissibles.

En ce qui concerne le coût d'optimisation, pour la même discrétisation du domaine d'optimisation (taille d'un élément cubique), ce coût varie selon le nombre de variables de conception (taille du chromosome), la taille de la population de base, la bande fréquentielle

d'évaluation de la fonction d'adaptation et le nombre de générations. Dans tous les cas, ce coût reste très grand et parfois prohibitif devant le coût d'optimisation d'une méthode locale.

La figure V.13 montre deux formes de résonateur diélectrique que nous avons obtenues au cours de la phase du développement pour deux types de regroupement de variables considérés. Dans le premier cas (V.13-a), la taille d'un individu est réduite à 81 bits : chaque couche compte 324 éléments, toutes les couches sont identiques et en utilisant les 2 axes de symétries, le nombre variable est réduit à 81 éléments variables. La forme optimisée dans ces conditions résonne à la fréquence de 4,02 GHz avec un facteur de qualité égal à 12420 et le mode supérieur excité est placé à 7,3 GHz.

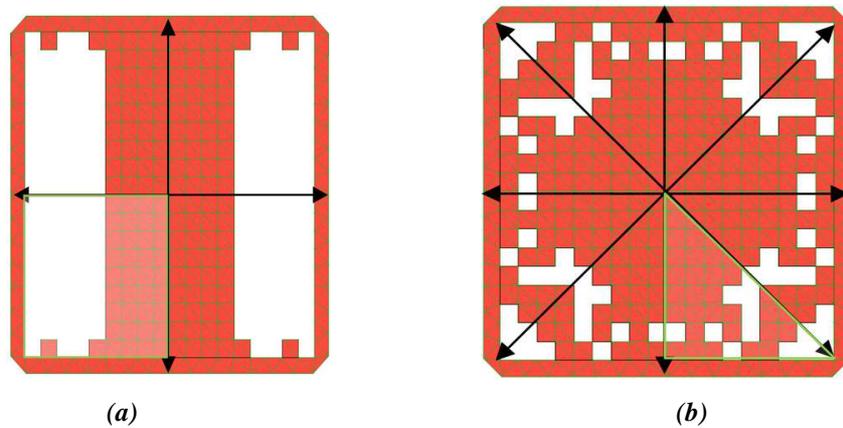


Figure V.13 Structures optimisées par l'algorithme génétique

Dans le second cas (V.13-b), la taille d'un individu est réduite à 45 bits en imposant un axe de symétrie supplémentaire. Dans ce cas la solution obtenue peut être compatible avec un résonateur bimode. La forme obtenue dans ces conditions résonne à la fréquence de 4,013 GHz avec un facteur de qualité à vide $Q_0 = 11615$ et une fréquence du mode supérieur excité F_2 à 6,5 GHz.

Nous pouvons constater que les deux formes optimisées concentrent une grande partie de matériau diélectrique au centre de la cavité pour limiter les pertes, le meilleur facteur de qualité entre les deux solutions étant égal à 12420, ce qui présente une amélioration de presque 23 % par rapport au résonateur de référence. De plus, l'isolation fréquentielle n'est pas affectée par l'optimisation, au contraire, on présente même que la première solution présente un intérêt pour chasser les modes de résonance supérieurs.

Ces résultats montrent clairement la souplesse et la flexibilité de l'approche génétique qui est spécialement bien adaptée à la diversité des problèmes rencontrés en électromagnétisme.

Finalement, dans cet exemple nous avons montré qu'il est possible d'imposer des contraintes de symétrie pendant l'optimisation en utilisant l'approche génétique par regroupement de variables, ce qui n'est pas facile à faire avec les autres méthodes développées dans la bibliothèque, voire d'une manière plus générale. Malgré son talon d'Achille, c'est-à-dire son coût d'optimisation élevé, cette approche reste efficace et converge de façon relativement rapide par rapport à d'autres méthodes globales.

3.4 Couplages de méthodes

Si on exclue la technique des plans à surfaces de réponses qui n'a pas pu s'appliquer à partir de la solution de référence, toutes les techniques d'optimisation ont montré leur efficacité pour optimiser le résonateur diélectrique.

Nous avons vu que, pour le même problème d'optimisation, le résultat diffère d'une technique à l'autre à cause de la nature de la technique appliquée. D'une manière générale, chaque méthode converge vers une solution différente, il semble donc intéressant de les coupler pour tirer profit des points forts de chaque solution.

Comme nous avons vu dans le chapitre III, le couplage revient à rendre compatibles les données d'entrée-sortie de chaque algorithme. Nous allons voir dans cette partie les résultats obtenus en couplant les différentes techniques d'optimisation deux à deux.

3.4.1 Couplage entre courbes de niveaux et gradient topologique

La forme optimisée initialement avec la méthode des courbes de niveaux est utilisée en entrée du gradient topologique (conversion des données). Le gradient topologique démarre l'optimisation en partant de l'optimum local et converge après 33 itérations (46 calculs EM). A la convergence, nous avons obtenu la forme présentée sur la figure V.14.

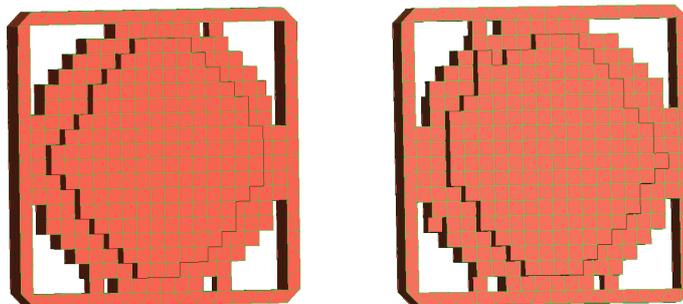


Figure V.14 Structure optimisée par couplage courbes de niveaux-gradient topologique : vues de dessus et de dessous

La structure résonne à la fréquence $F_0 = 4,018$ GHz, le facteur de qualité à vide est $Q_0=12430$ et la fréquence du mode supérieur est à 6,2 GHz.

Dans le sens inverse (gradient topologique-courbes de niveaux) aucune amélioration n'est observée.

3.4.2 Couplage entre algorithme génétique et courbes de niveaux

Une étape de transformation en sens inverse nous permet de coupler l'algorithme génétique avec la méthode des courbes de niveau. En partant de la structure obtenue par l'approche génétique (figure V.13.a), la méthode de courbes de niveaux tente de déplacer le contour de la structure en diminuant la valeur de critère d'optimisation.

Après 10 itérations (25 calculs EM), la méthode s'arrête avec une faible diminution de la valeur du critère. La forme obtenue après optimisation est présentée sur la figure V.15.

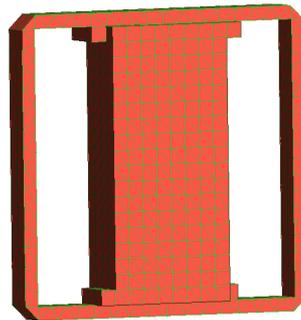


Figure V.15 Structure optimisée par couplage algorithme génétique- courbes de niveaux

Cette légère modification de la forme entraîne un décalage fréquentiel ($F_0=4,042$ GHz) et une amélioration modeste du facteur de qualité à vide ($Q_0=12465$). L'isolation fréquentielle n'est pas affectée après l'application de la méthode des courbes de niveaux. La fréquence du mode supérieur reste toujours plus grande que 7 GHz (7,22 GHz).

3.4.3 Couplage entre algorithme génétique et gradient topologique

Les données de sortie de l'algorithme génétique sont placées directement en entrée du gradient topologique. L'optimisation démarre en partant de la structure obtenue par l'approche génétique. Après 140 itérations (206 calculs EM), le gradient topologique s'arrête sur l'optimum local le plus proche. La solution obtenue est présentée sur la figure V.16.

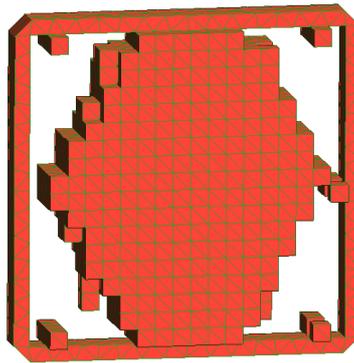


Figure V.16 Structure optimisée par couplage algorithme génétique- gradient topologique

La structure optimisée résonne à la fréquence de 4,018 GHz avec un facteur de qualité à vide $Q_0 = 12620$ et l'isolation fréquentielle reste inchangée (> 7 GHz).

3.4.4 Couplage entre courbes de niveaux et plans à surfaces de réponses

La forme optimisée par la méthode des courbes de niveaux (V.11) concentre le matériau diélectrique au centre de la cavité pour limiter les pertes.

Cette forme est approchée par un cylindre diélectrique traversant une plaque du même matériau et ajouré par quatre triangles sur les coins comme montré sur la figure V.17.

La géométrie de ce nouveau résonateur est alors optimisée par la technique des plans à surfaces de réponses.

Nous avons défini comme paramètres, le rayon du cylindre (R , avec $10 \text{ mm} \leq R \leq 13,5 \text{ mm}$), la largeur du contact entre le résonateur et son support (W , avec $9 \text{ mm} \leq W \leq 18 \text{ mm}$). L'épaisseur du résonateur est un facteur secondaire pour ramener la fréquence de résonance à 4 GHz.

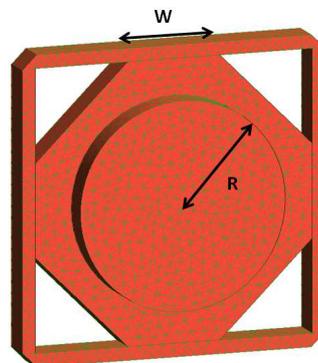


Figure V.17 Structure approchée (à partir de la solution courbes de niveaux) pour optimisation par plans à surfaces de réponse

Les valeurs obtenues par la méthode des plans à surfaces de réponses et la simulation électromagnétique de cette solution avec EMXD sont présentées dans le tableau V.1. L'épaisseur du résonateur est de 7,1 mm.

	W(mm)	R(mm)	F ₂ (GHz)	Q ₀
PE	10	10.26	5.906	12981
EMXD	10	10.26	5.943	12963
Erreur (%)			0.62	0.138

Tableau V.1 Valeurs obtenues après optimisation par plans à surfaces de réponses

Le couplage de la méthode des courbes de niveaux avec la méthode des plans à surfaces de réponses améliore donc significativement la solution.

3.5 Conception d'un filtre multipôles

Le tableau V.2 récapitule les performances du résonateur diélectrique de référence et du résonateur optimisé en termes de pertes. La fréquence de fonctionnement de ces résonateurs est fixée à 4 GHz.

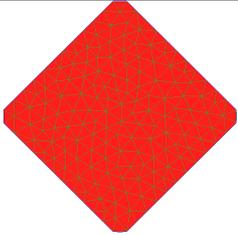
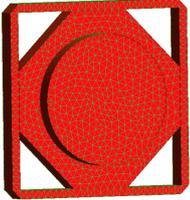
<i>Forme</i>	Q_0	$F_1(\text{GHz})$	$F_2(\text{GHz})$
	10100	5,04	6,4
	12960	4,44	5,943

Tableau V.2 Caractéristiques du résonateur de référence et du résonateur optimisé en termes de pertes

Afin de comparer les performances électriques des 2 résonateurs, nous avons décidé de régler un filtre 4 pôles de 27,5 MHz de bande passante autour de la fréquence 4 GHz.

La matrice de couplage classique d'un filtre d'OMUX en bande C communiquée par Thales Alenia Space est la suivante :

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 0.968 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.968 & 0 & 0.757 & 0 & -0.3711 & 0 \\ 0 & 0.757 & 0 & 0.826 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.826 & 0 & 0.757 & 0 \\ 0 & -0.3711 & 0 & 0.757 & 0 & 0.968 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.968 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{V-2})$$

Cette matrice de couplage, dénormalisée par rapport à la bande passante et à la fréquence centrale, caractérise complètement la fonction de transfert cible pour la conception des filtres à base de résonateurs plaque de référence ou de résonateurs optimisés.

3.5.1 Conception du filtre de référence

Le filtre de référence est composé de deux résonateurs plaque comme présenté sur la figure V.18. Ce filtre est construit par l'assemblage de deux résonateurs diélectriques bimodes. Le couplage entre ces deux résonateurs est effectué par un iris métallique en croix. Les dimensions des deux résonateurs et les branches de l'iris en croix sont optimisées afin la matrice de couplage cible.

Les paramètres géométriques précédents sont optimisés en utilisant la procédure d'identification de la matrice de couplage décrite dans l'annexe 3.

La fonction de transfert du filtre optimisé est présentée sur la figure V.19. Les pertes d'insertion dans la bande passante sont de l'ordre de 0,23 dB et le facteur de qualité à vide (estimé avec le logiciel *Presto*) est de 10150.

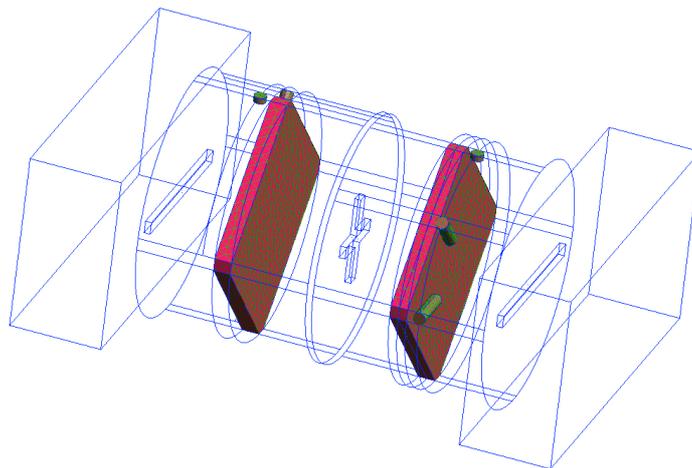


Figure V.18 Filtre 4 pôles constitués de deux résonateurs bimodes de référence (résonateur plaque).

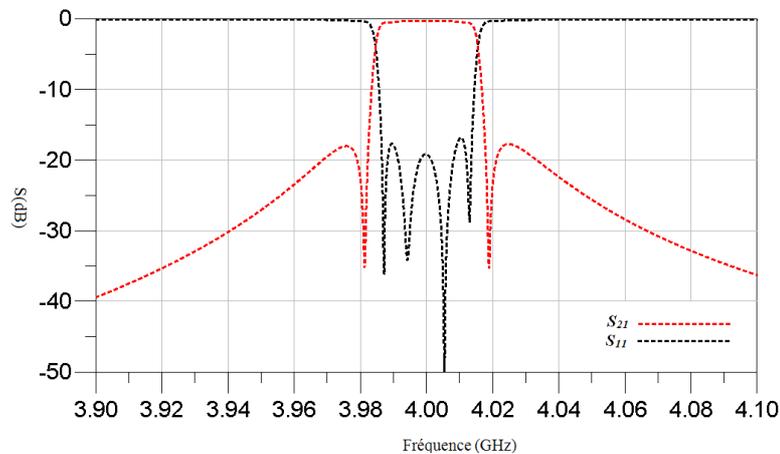


Figure V.19 Comportement fréquentiel du filtre de référence.

3.5.2 Conception du filtre optimisé en pertes

Afin de comparer les performances de la forme lissée avec celles de la forme initiale, nous avons décidé de dimensionner un filtre à base de résonateurs optimisés sur les mêmes spécifications.

Le filtre est conçu en suivant la procédure basée sur l'identification de la matrice de couplage. La figure V.20 représente la réponse en fréquence obtenue avec EMXD dans la bande allant de 3,9 à 4,1 GHz. Une comparaison du niveau de transmission dans la bande passante est proposée sur la figure V.21. Le niveau des pertes d'insertion avec le filtre à base de résonateurs optimisés est de 0,19.dB. Le facteur de qualité estimé est de l'ordre de 13100.

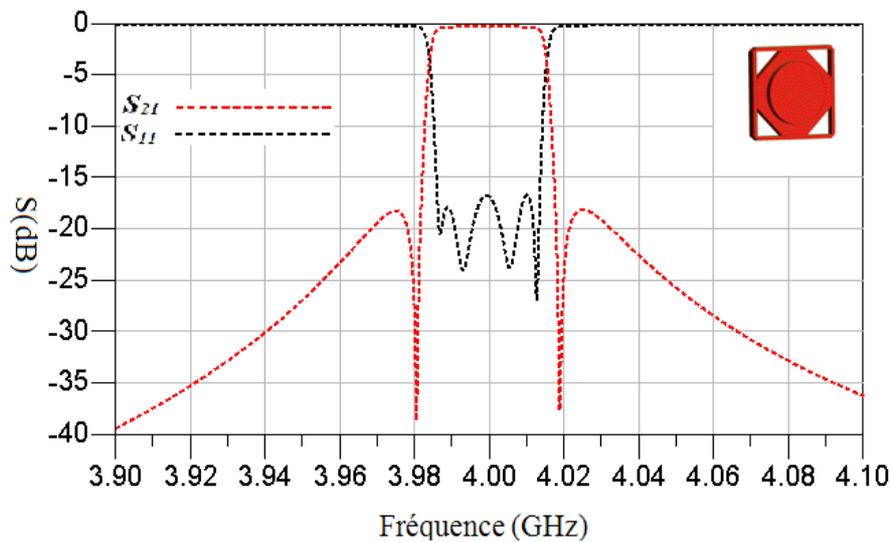


Figure V.20 Réponse en fréquence du filtre à résonateurs optimisés en pertes

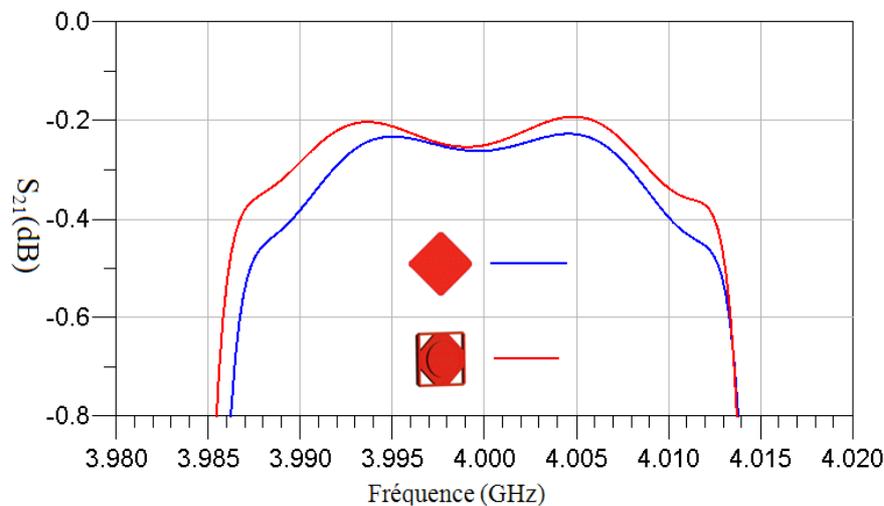


Figure V.21 Comparaison des niveaux de transmission dans la bande passante

Ces réponses ne permettent cependant pas de comparer précisément les niveaux de pertes d'insertion, car les adaptations sont légèrement différentes. Afin d'évaluer la performance en termes de pertes d'insertion, nous avons calculé la puissance dissipée par chaque filtre. Le rapport entre la puissance dissipée et la puissance injectée est illustrée sur la figure V.22.

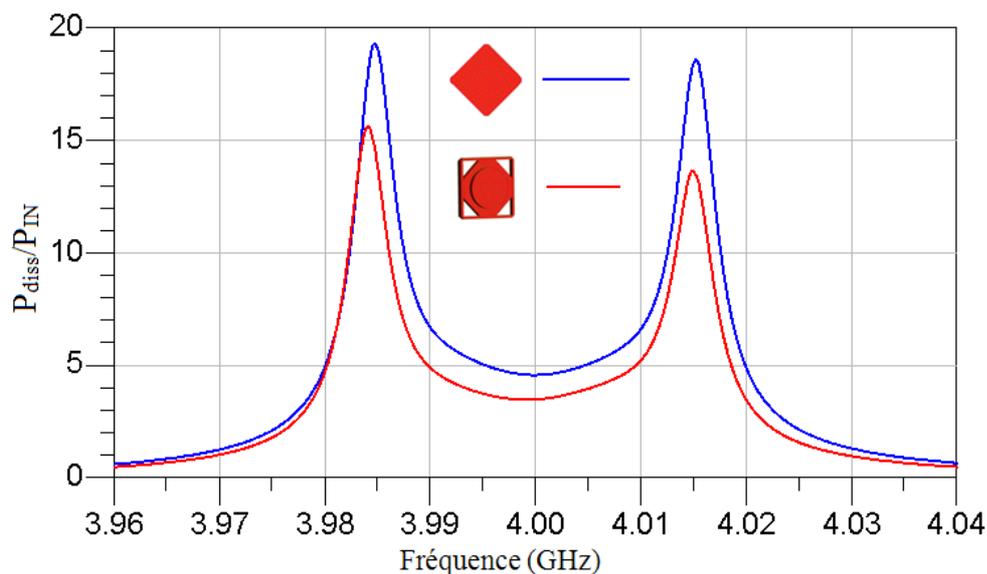


Figure V.22 Pourcentage de puissance dissipée dans le filtre de référence et le filtre à résonateurs optimisés en pertes

A partir de cette courbe, nous pouvons remarquer que le filtre à base de résonateurs optimisés possède de meilleures performances en termes de pertes.

Pour terminer l'analyse, nous comparons les performances hors bande des deux filtres sur la figure V.23. Même si le mode de résonance parasite apparaît plus tôt avec le filtre à base de résonateurs optimisés, l'isolation fréquentielle est toujours respectée ($F_2 \geq 6$ GHz).

Notons que la réponse possède pour chaque filtre une remontée vers 5,5 GHz. Cette remontée est due à un mode cavité qui n'apparaît pas en considérant le résonateur seul, car dans ce cas le mode est très peu couplé et par conséquent plus haut en fréquence. Lors de la conception du filtre, ce mode se trouve plus fortement couplé (le mode fondamental est aussi plus fortement couplé dans le filtre) et redescend en fréquence.

Nous n'allons pas considérer ce mode comme problématique pour l'exercice, mais dans une conception plus 'industrielle', la résonance de ce mode devrait être éloignée en changeant le rapport de forme diamètre/hauteur de la cavité.

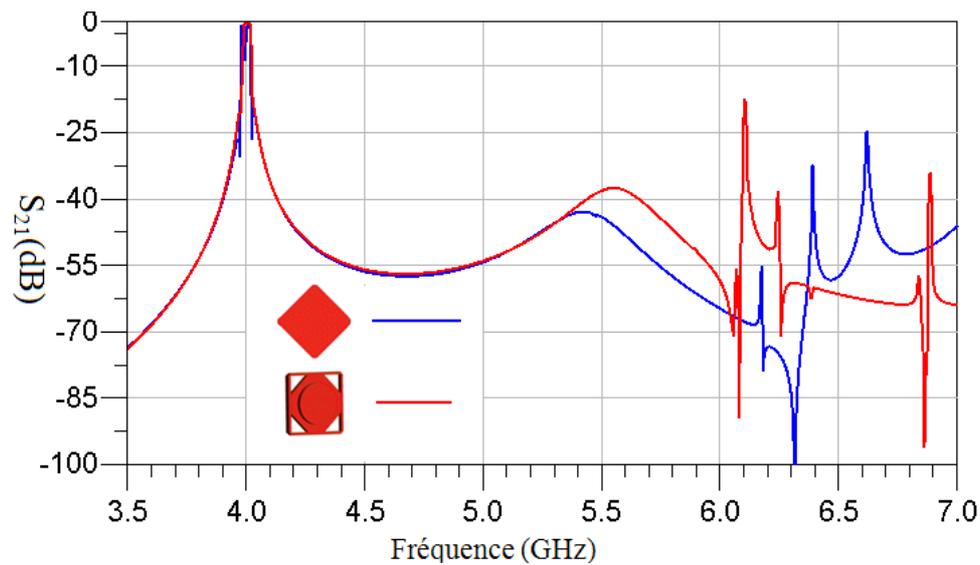


Figure V.23 Réponses en large bande pour le filtre de référence et le filtre à résonateurs optimisés en pertes

En résumé, la forme optimisée du résonateur remplit les objectifs avec une amélioration notable du facteur de qualité (29 %) et l'isolation fréquentielle qui reste dans les spécifications (à la remarque précédente près).

Pour conclure sur cette partie, une étude a été menée sur l'optimisation de formes appliquée directement au filtre de référence. Les résultats montrent que l'on tend vers une forme assimilable à la forme optimisée pour un résonateur isolé. Les détails de cette étude sont donnés en annexe 5.

4 Conception d'un filtre à résonateurs diélectriques optimisés en performances hors bande

Dans cette partie, nous allons présenter une étude sur l'optimisation du résonateur diélectrique de référence en comportement hors bande. Comme dans le cas du résonateur hairpin, l'objectif est de déplacer ou d'atténuer le mode de résonance le plus proche de la bande de fonctionnement.

En analysant la structure de référence sur une large bande (entre 3,5 et 7 GHz), une seconde résonance apparaît à la fréquence 6,42 GHz. L'objectif de cette optimisation consiste donc à conserver le même comportement fréquentiel autour de la fréquence de fonctionnement et d'éliminer ou d'atténuer la seconde résonance à 6,42 GHz.

La figure V.24 montre la répartition du champ électrique du mode supérieur dans le résonateur de référence à la fréquence 6,42 GHz.

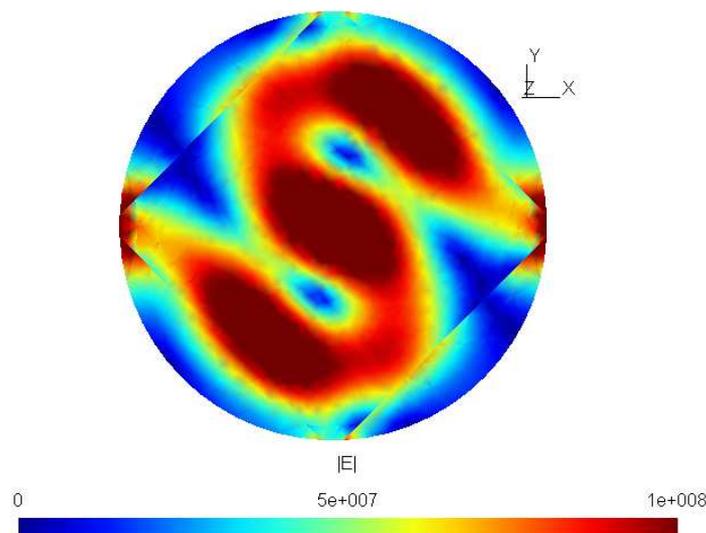


Figure V.24 Répartition du champ électrique dans le résonateur à 6.4 GHz.

4.1 Formulation de la fonction de coût

Afin de satisfaire l'objectif de conception, nous avons utilisé la même expression pour la fonction de coût que celle utilisée pour le résonateur planaire (4.1). Pour mémoire, nous rappelons l'expression :

$$J_T(s) = J_1(S) + J_2(S) \quad (\text{V-3})$$

avec

$$J_1(S) = \sum_{i=1}^{N_b} p_i \left| -20 \log_{10} (|S_{21}^r(f_i)|) + 20 \log_{10} (|S_{21}^c(f_i)|) \right|^2 \quad (\text{V-4})$$

f_i et p_i sont respectivement les N_b fréquences d'évaluation de la fonction coût (pris autour de f_0) et les poids associés à ces fréquences, S_{21}^c et S_{21}^r sont les paramètres de répartition S_{21} (la transmission) du résonateur, respectivement en cours d'optimisation et de référence, et

$$J_2(S) = \sum_{j=1}^{N_b} p_j \left[\text{Re} \left(\sqrt{20 \log_{10} (|S_{21}^c(f_j)|) + \alpha_j} \right) \right]^4 \quad (\text{V-5})$$

avec α_j , un paramètre réel positif, qui contrôle l'amplitude maximale du paramètre de répartition S_{21}

4.2 Optimisation de formes du résonateur

Dans un premier temps, nous avons appliqué les techniques d'optimisation pour repousser ou atténuer le mode supérieur en partant de la structure de référence (figure V.10). La discrétisation du domaine d'optimisation est la même que celle utilisée précédemment.

La technique des plans à surface de réponse n'est toujours pas applicable, car le nombre de paramètres géométriques est insuffisant. Pour les trois autres méthodes (LS, GT et AG) aucune solution n'est trouvée en partant de la forme de référence, l'optimisation se terminant toujours sans aucune amélioration du critère.

L'étude a ensuite été effectuée en faisant varier la forme initiale. Après plusieurs essais d'optimisation, nous avons réussi à localiser deux solutions au problème : la première solution est obtenue par la méthode du gradient topologique en partant d'un volume totalement vide (1296 éléments topologiques à l'état $\eta=0$) et la deuxième solution est obtenue par l'approche génétique en partant d'une population formée de 40 solutions générées aléatoirement.

Sur la figure V.25, nous présentons les deux formes du résonateur obtenues.

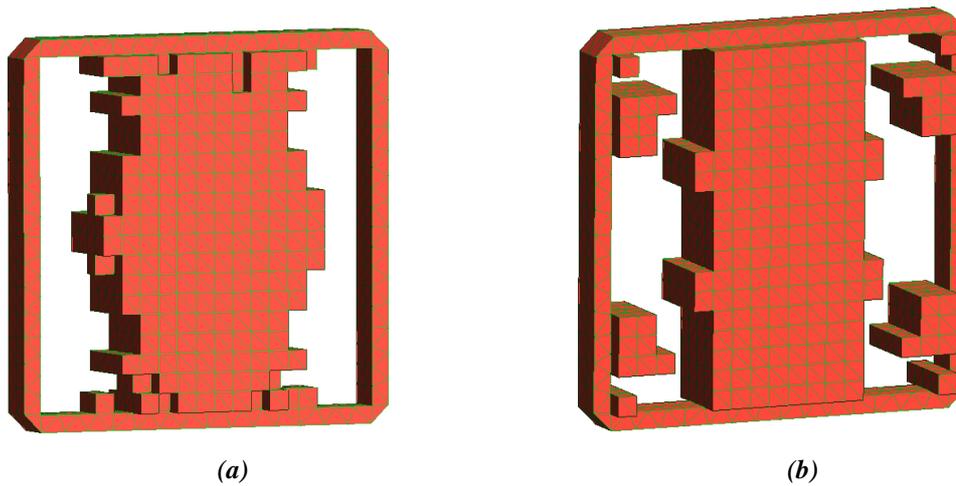


Figure V.25 Formes optimisées : (a) solution donnée par le gradient topologique (b) solution donnée par l'algorithme génétique

Les deux solutions sont très ressemblantes et assimilables à une solution trouvée par l'algorithme génétique pour optimiser le facteur de qualité. Dans les 2 cas, la distribution du matériau diélectrique est concentrée au milieu de la cavité pour empêcher l'installation du mode supérieur (figure V.24).

Une comparaison entre le comportement fréquentiel du résonateur optimisé par la méthode du gradient topologique (V.25-a) et celui du résonateur de référence est illustrée sur la figure V.26. La même comparaison est effectuée pour le résonateur optimisé par l'algorithme génétique sur la figure V.27.

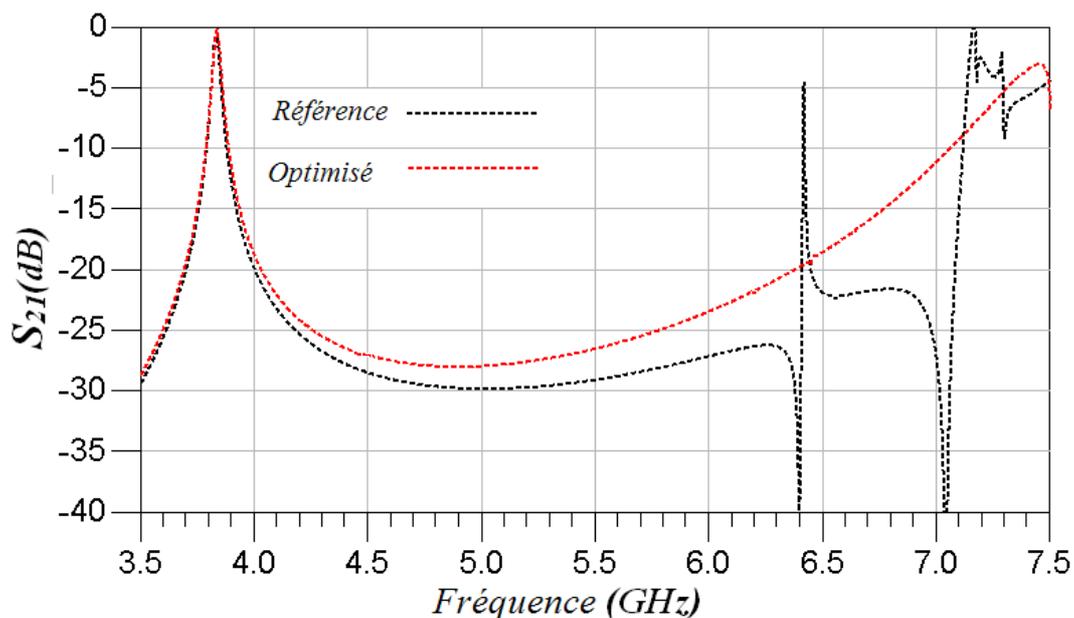


Figure V.26 Réponses en fréquence du résonateur optimisé par GT et du résonateur de référence

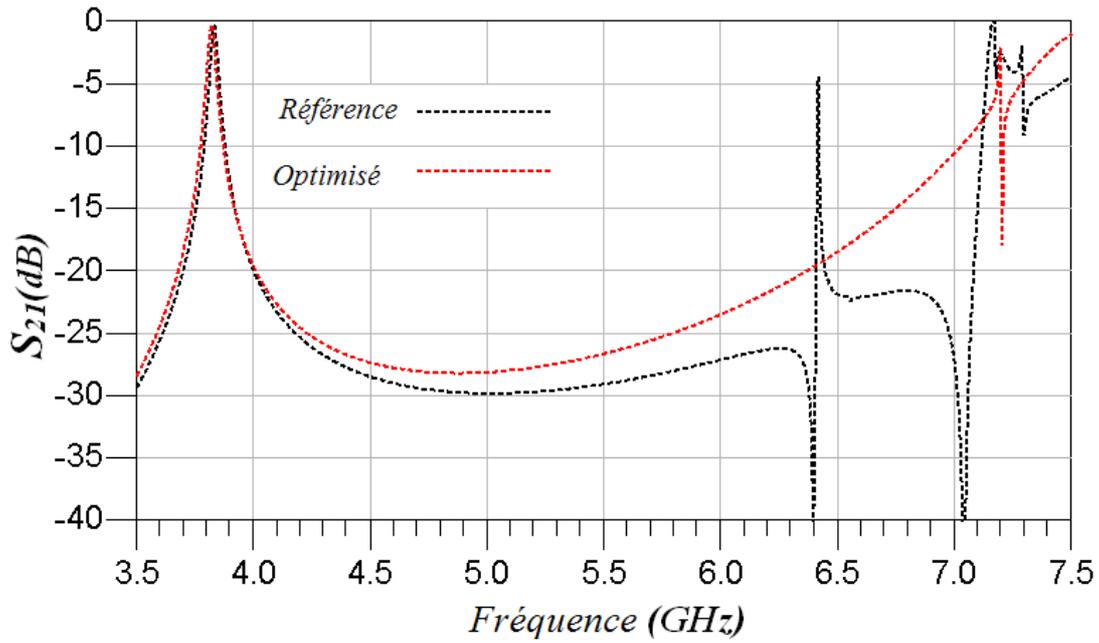


Figure V.27 Réponse en fréquence du résonateur optimisée par AG et du résonateur de référence

Finalement, les répartitions de champ électrique pour le premier mode supérieur dans chacune des formes optimisées est donnée sur la figure V.28. On constate cependant que le premier mode supérieur est différent pour les deux solutions.

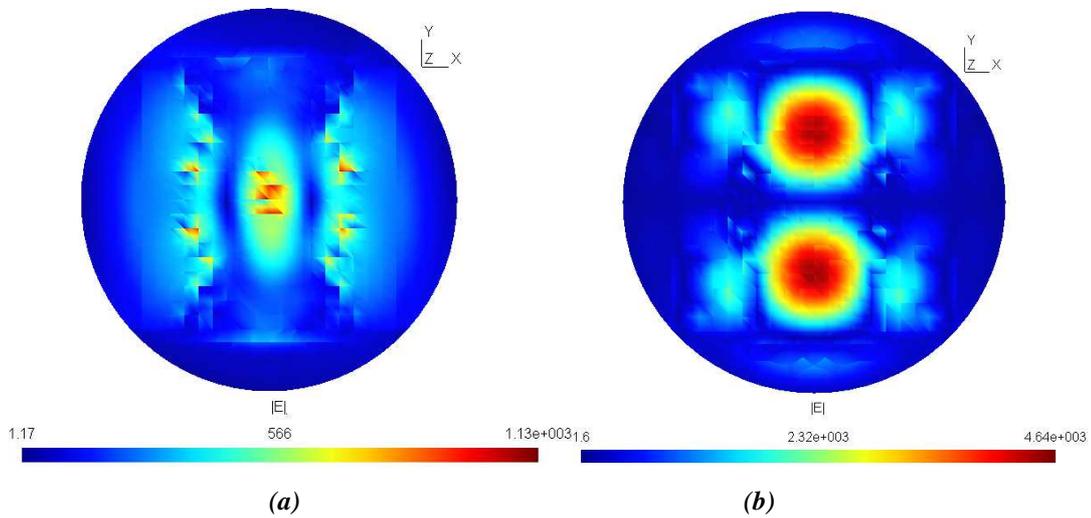


Figure V.28 Répartition du champ électrique pour le premier mode supérieur : (a) pour le résonateur optimisé par GT (b) pour le résonateur optimisé par AG

En ce qui concerne le couplage aucune amélioration n'est observée, l'optimisation se terminant toujours sans aucune amélioration du critère.

4.3 Lissage de la forme optimisée

Les deux formes optimisées du résonateur possèdent une performance hors bande améliorée par rapport à la structure de référence. En plus, ces structures possèdent de bonnes performances en termes de facteur de qualité, car comme nous l'avons montré dans la section précédente, la concentration du matériau au milieu de la cavité à pour effet de réduire les pertes.

Les deux formes optimisées présentant une distribution de matériau diélectrique très semblable, nous nous sommes inspiré de ces deux configurations pour définir une structure simple et originale de telle sorte que la conception et la réalisation d'un filtre sur la base de ces résonateurs reste facile à faire. Cependant, il s'agit de s'assurer que la forme lissée conserve les performances hors bande de solutions optimisées.

Une première idée consiste à prendre la forme optimisée par l'approche génétique puis à supprimer les éléments qui sont en contact direct avec le support, en laissant juste une partie centrale sous forme rectangulaire. En analysant la forme obtenue, décrite sur la figure V.29-a, nous obtenons le comportement en fréquence donné sur la figure V.29-b.

En adoptant cette idée, nous obtenons donc une forme performante et facile à concevoir, mais leur principal inconvénient par rapport au résonateur de référence réside dans le fait que le résonateur perd son caractère bimode à cause de la dissymétrie de la structure. Le mode de résonance de ce résonateur, présenté sur la figure V.30, est compatible avec un fonctionnement en mode dual pour peu que la géométrie devienne symétrique puisque deux polarisations orthogonales de ce mode peuvent coexister.

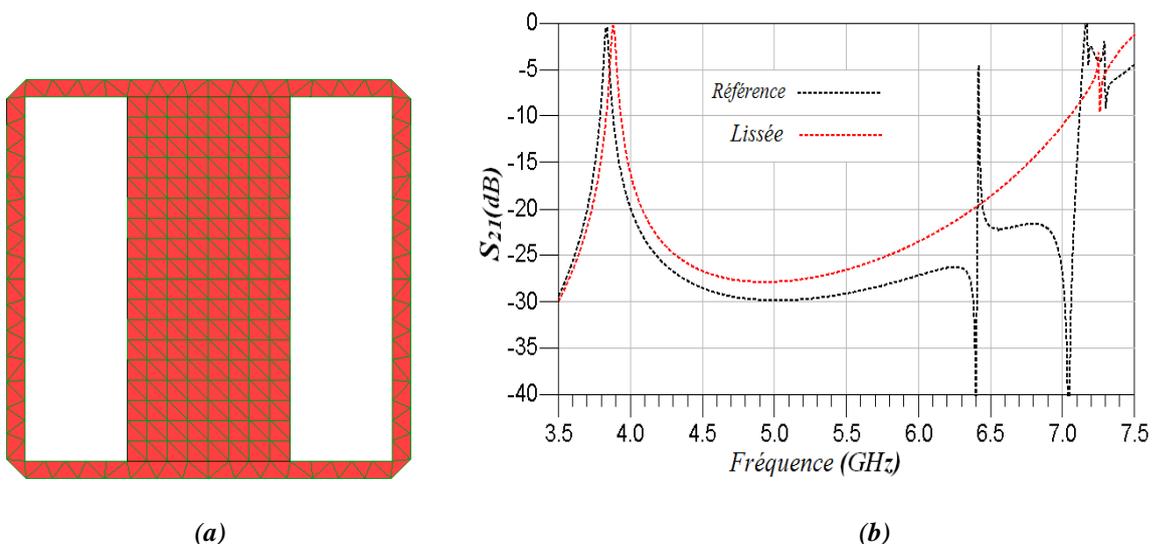


Figure V.29 (a) Forme lissée inspirée par les résonateurs optimisés par GT et AG et (b) sa réponse en fréquence

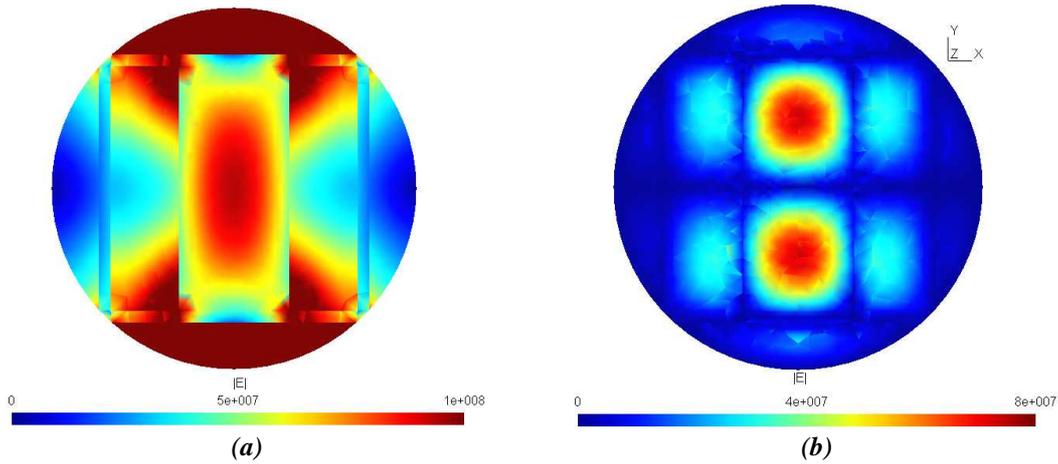


Figure V.30 Répartitions du champ électromagnétique pour le mode de fonctionnement (a) et les modes supérieurs du résonateur lissé (b)

Dans l'objectif final d'exploiter une forme symétrique permettant un fonctionnement du résonateur sur un mode dual, nous avons analysé la configuration bimode présentée sur la figure V.31-a. La réponse en fréquence de ce résonateur est comparée à la réponse du résonateur de référence sur la figure V.31-b. Nous pouvons constater que la forme en configuration bimode ne modifie pas fondamentalement les fréquences de résonance. Pour optimiser plus finement le résonateur, ses paramètres géométriques doivent être ajustés.

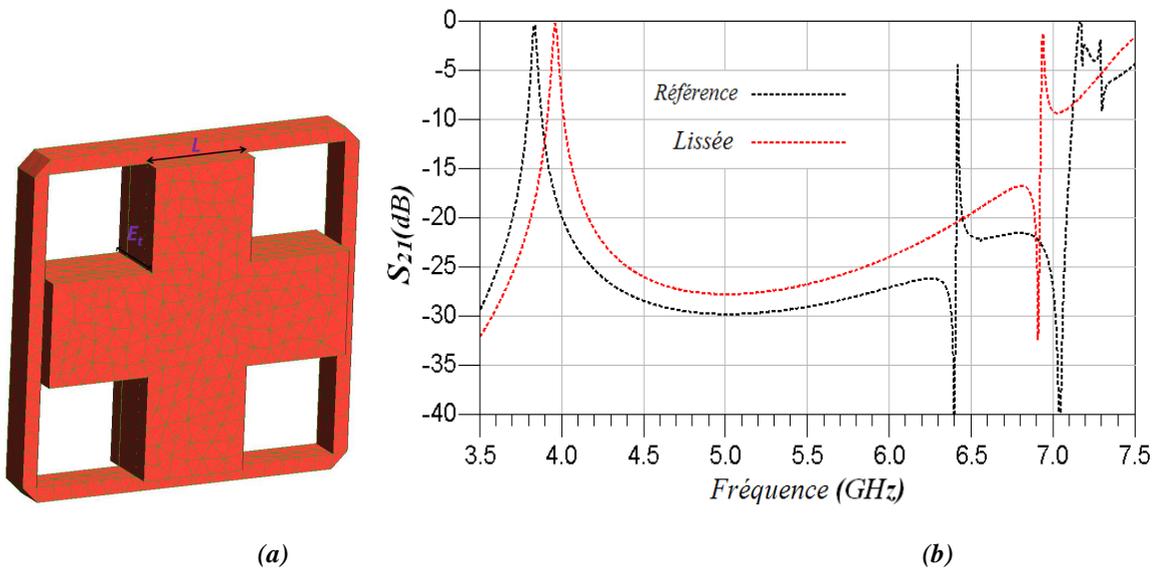


Figure V.31 (a) Forme lissée en configuration bimode et (b) sa réponse en fréquence

4.4 Paramétrage du résonateur optimisé

La configuration finale du résonateur (V.31-a) est formée de deux parties diélectriques placées perpendiculairement à l'intérieur du support. Cette forme est définie par deux paramètres, la largeur du contact avec le support (L) et l'épaisseur totale du résonateur (E_t).

Nous avons réalisé une étude paramétrique de la structure afin de trouver les valeurs optimales de deux paramètres L et E_t qui assurent un bon compromis entre facteur de qualité et isolation fréquentielle. La meilleure solution est obtenue pour $L = 9,5$ mm et $E_t = 6,5$ mm. Cette solution conduit à une fréquence de résonance du mode fondamentale $F_0 = 4$ GHz avec un facteur de qualité à vide Q_0 autour de 12900 et une fréquence du mode supérieur non excité $F_1 = 4,92$ GHz et une fréquence du mode excité $F_2 = 6,8$ GHz.

En conclusion, la structure optimisée présente des performances électriques (facteur de qualité à vide et isolation fréquentielle) largement améliorées par rapport à l'état de l'art. Dans la suite de ce chapitre, nous montrons la conception d'un filtre sur la base de ce résonateur.

4.5 Conception d'un filtre multipôles

Le tableau V.3 récapitule les caractéristiques du résonateur diélectrique de référence (plaque) et du résonateur lissé bimode. Ces performances sont obtenues pour une fréquence de fonctionnement de 4 GHz.

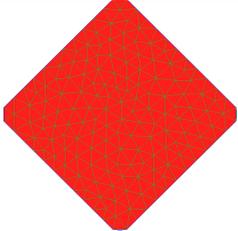
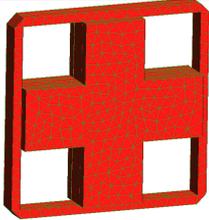
<i>Forme</i>	Q_0	$F_1(\text{GHz})$	$F_2(\text{GHz})$
	10100	5,04	6,4
	12900	4,92	6,7

Tableau V.3 Caractéristiques du résonateur de référence et du résonateur optimisé en performance hors bande

La conception du filtre de référence a été présentée précédemment (3.5.1).

Le filtre à base de résonateurs optimisés en performances hors bande est conçu par rapport à la même matrice de couplage dénormalisée (fréquence centrale de 4 GHz, bande passante de 27,5 MHz).

La réponse en fréquence du filtre à base de résonateurs optimisés en performances hors bande est présentée sur la figure V.32. La transmission dans la bande passante est comparée à la transmission du filtre de référence sur la figure V.33. Les pertes d'insertion sont de l'ordre de 0.18 dB.

Afin de comparer plus précisément les performances en termes de pertes, le rapport puissance dissipée/puissance injectée est tracée sur la figure V.34. En comparant toutes les solutions, on peut remarquer que cette solution est à peu près aussi performante en termes de dissipation de puissance que la solution optimisée par rapport à un critère de pertes.

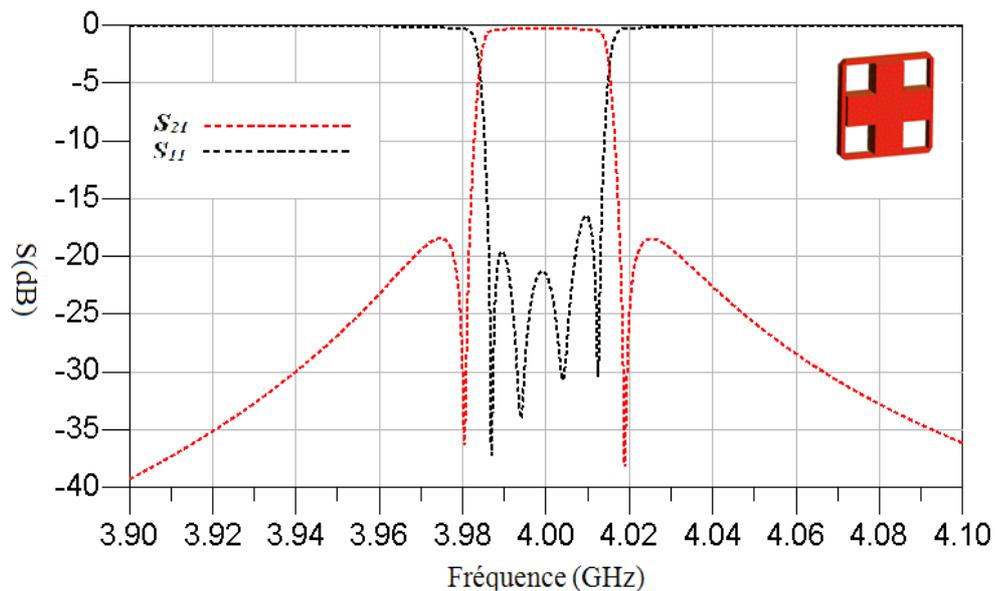


Figure V.32 Réponse en fréquence du filtre à résonateurs optimisés en performances hors bande

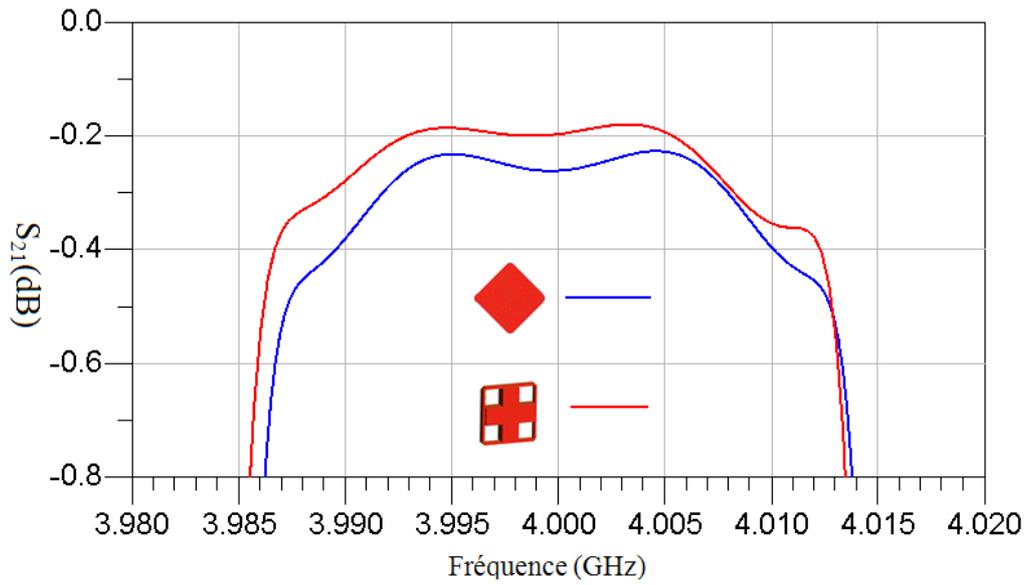


Figure V.33 Comparaison des niveaux de transmission dans la bande passante

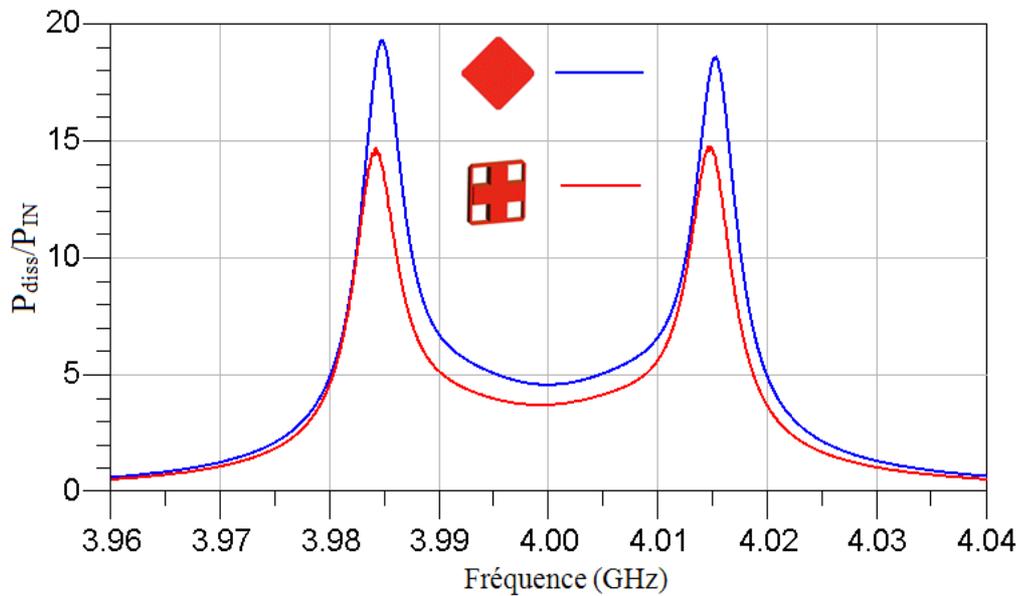


Figure V.34 Pourcentage de puissance dissipée dans le filtre de référence et le filtre à résonateurs optimisés en performances hors bande

Pour les performances hors-bande, nous pouvons constater, sur la figure V.35, que la solution optimisée repousse le premier mode supérieur vers 6,8 GHz. On observe la même remontée vers 5,5 GHz, due à la présence d'un mode de résonance dans la cavité à cette fréquence.

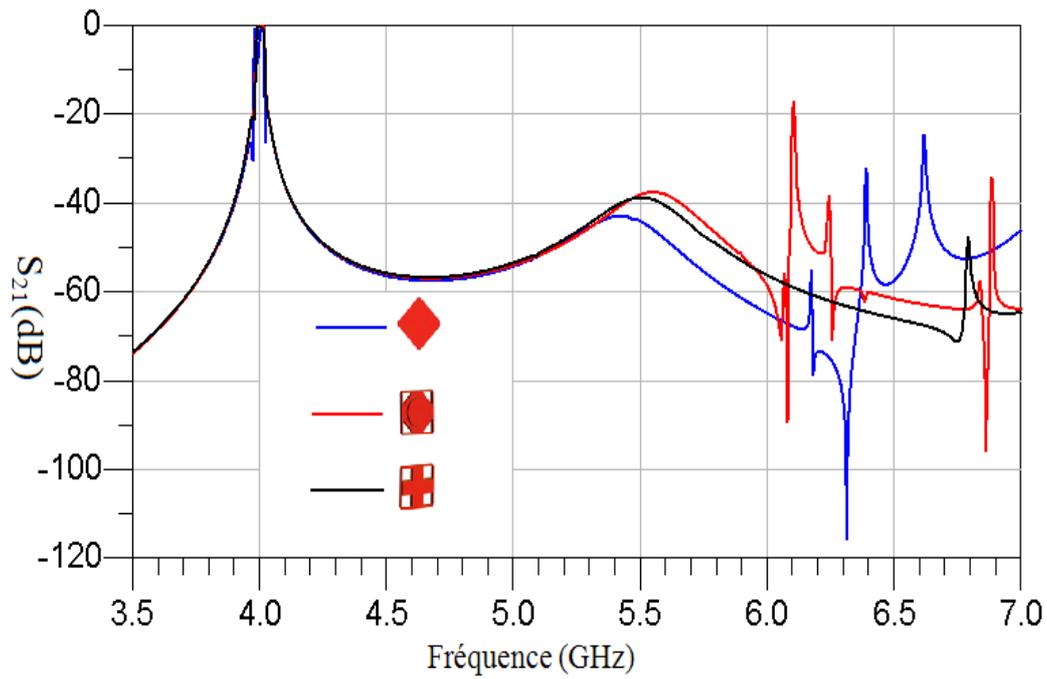


Figure V.35 Réponses en large bande pour les trois filtres conçus

En conclusion de cette étude, la forme de résonateur qui semble la plus performante pour la réalisation d'un OMUX en bande C est la dernière, puisqu'elle répond à la fois à l'amélioration du facteur de qualité et de l'isolation fréquentielle.

Une validation expérimentale est envisagée pour chacune de ces solutions avec une réalisation des résonateurs par le procédé de prototypage rapide par stéréolithographie céramique [8].

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué les outils d'optimisation de formes à la conception de filtres à résonateurs diélectriques (problème de conception en 3D).

Nous avons présenté brièvement les filtres en technologies volumiques et plus particulièrement les filtres à résonateurs diélectriques.

La technologie du résonateur plaque utilisée par Thales Alenia Space nous a servi de référence en termes de performances électriques (facteur de qualité et isolation en fréquence).

Dans la première section, nous nous sommes attachés à améliorer le facteur de qualité du résonateur. Pour cela, nous avons appliqué les différentes techniques développées puis nous les avons couplées pour aboutir à une solution montrant une amélioration de 30 % par rapport à la référence.

Ce résonateur a finalement été intégré dans un filtre multipôles dont les performances en pertes se sont avérées nettement améliorées par rapport à l'état de l'art.

Dans la deuxième section, nous avons répété l'exercice en ajoutant un critère portant sur la performance hors bande. Une solution a été obtenue grâce aux techniques du gradient topologique et de l'algorithme génétique. Cette solution a été lissée et rendue compatible avec un fonctionnement en résonateur bimode.

La conception d'un filtre multipôle sur la base de ce résonateur a montré des performances nettement améliorées par rapport à l'état de l'art, non seulement en termes d'isolation fréquentielle mais également en termes de facteur de qualité.

Finalement, ce chapitre montre l'efficacité de la bibliothèque d'optimisation de formes développée, en particulier pour un problème de conception en 3D.

6 Références

- [1] **P. Lenoir, S. Bila, F. Seyfert, D. Baillargeat, S. Verdeyme**, “Synthesis and design of asymmetrical dual-band bandpass filters based on equivalent network simplification”, *Microwave Theory and Techniques, IEEE Transactions on* Volume 54, Issue 7, July 2006 Page(s):3090 – 3097.
- [2] **Y. C. M. Lim, R. F. Mostafavi and D. Mirshekar-Syahkal**, “Small Filters Based on Slotted Cylindrical Ring Resonators”, *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol.49, No.12, pp.2369-2375, December 2001.
- [3] **A. Enokihara, H. Nanba, T. Nakamura, T. Ishizaki and T. Uwano**, “26 GHz TM₁₁₀ Mode Dielectric Resonator Filter and Duplexer With high-Q Performance and Compact Configuration”, *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol.3, pp.1781-1784, 2002.
- [4] **S. J. Fieldziuszko**, “Dual-Mode dielectric resonator loaded cavity filters”, *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol. 30, No. 9, PP. 1311-1316, Septembre 1982
- [5] **T. Nishikawa, K. Wakino, K. Tsunoda and Y. Ishikawa**, “Dielectric High-Power Bandpass Filter Using Quarter-Cut TE_{01δ}/ Image Resonator for Cellular Base Stations”, *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol.35, No.12,pp.1150-1155, December 1987.
- [6] **S. Moraud, S. Verdeyme, P. Guillon, Y. Latouche, S. Vigneron and B. Theron**, “A New Dielectric Loaded Cavity for High Power Microwave Filtering”, 1996 MTTTS International Microwave Symposium Digest, Vol.96, No.2, pp.615-618, 1996.
- [7] **S. Moraud**, “Etude et conception de nouvelles topologies de filtres destinés à être intégrés aux différents niveaux de la charge utile d'un satellite de télécommunications”, Thèse de Doctorat de l'Université de Limoges, Juillet 1998.
- [8] **N. Delhote**, “Composants céramiques 3D par procédé de stéréolithographie -Solutions de filtrage hyperfréquence innovantes”, Thèse de Doctorat de l'Université de Limoges, Octobre 2007.

Conclusion générale

Conclusion générale

Avec l'essor de l'informatique et des techniques numériques, les techniques de conception assistée par ordinateur (C.A.O.) ont connu un fort développement. Les techniques de modélisation ont permis ces dernières années de caractériser de façon précise le comportement de dispositifs électroniques. Nous sommes maintenant capables, dès la conception, de prédire avec exactitude les performances d'un dispositif en fonction de ses caractéristiques géométriques et structurelles.

Un travail important a été effectué parallèlement à ça pour développer des outils d'optimisation automatiques des modèles, ces outils s'appliquant généralement à quelques dimensions géométriques de la structure. Pour élargir l'espace de conception, une approche permettant l'optimisation plus générale de la forme de l'objet s'avère intéressante.

Les travaux présentés dans ce rapport sont consacrés au développement d'une bibliothèque de techniques d'optimisation de formes compatibles les unes avec les autres et applicables à une large variété de composants et de circuits pour atteindre des performances non accessibles aujourd'hui au moyen de méthodes classiques. L'originalité de cette bibliothèque est de coupler des méthodes s'appliquant aussi bien à des dimensions de la structure mais aussi à sa forme ou à sa topologie.

Dans le *premier chapitre*, nous nous sommes attachés à présenter quelques définitions introductives sur les méthodes utilisées pour la résolution d'un problème d'optimisation. Nous les avons regroupées en deux grandes familles : les méthodes déterministes, adaptées aux problèmes locaux, et les méthodes stochastiques, adaptées aux problèmes globaux. Leurs caractéristiques ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients ont été mis en évidence. Par la suite, notre travail de thèse a été situé dans son contexte par la présentation de principales approches adoptées pour optimiser la structure d'un modèle CAO.

Le *second chapitre* a été consacré à décrire quelques exemples d'application de l'optimisation structurelle pour la conception des dispositifs hyperfréquences. Nous les avons classés d'abord selon le type de dispositif (antennes, filtres et autres composants) puis suivant la nature structurelle (géométrie, contour et topologie). L'étude bibliographique effectuée nous a

servi de base pour définir une bibliothèque de méthodes génériques pour l'optimisation structurelle de dispositifs hyperfréquences.

Dans le *troisième chapitre*, nous avons présenté la bibliothèque d'outils d'optimisation de formes développée. Les quatre techniques d'optimisation structurelles ont été détaillées ainsi que les mécanismes de couplage.

Le *quatrième chapitre* a été consacré à la conception de filtres en technologie planaire. Une première partie présente la conception d'un résonateur planaire en U optimisé en pertes et une deuxième décrit la conception du même résonateur optimisé en performance hors bande. Ensuite, nous avons conçu deux filtres passe bande à résonateurs en forme de U (résonateur de référence, résonateur optimisé en pertes). L'étude en puissance dissipée a montré que le filtre optimisé en pertes est plus favorable que le filtre de référence.

La suite de l'étude a porté sur l'élargissement de la bande stoppée. L'application des techniques d'optimisation de formes nous a permis d'identifier un résonateur satisfaisant l'objectif désiré. La forme optimisée du résonateur est utilisée pour concevoir des filtres multipôles originaux et leurs performances ont été comparées aux filtres à base de résonateurs classiques ayant les mêmes spécifications. Enfin, les mesures effectuées ont montré l'efficacité de la bibliothèque développée à inventer de nouvelles structures plus performantes et originales.

Enfin, le *cinquième chapitre* est dédié à la conception de filtres à résonateurs diélectriques pour OMUX. Dans un premier temps, nous avons illustré la conception d'un résonateur diélectrique bi-mode optimisé en pertes d'insertion. Nous avons appliqué les différentes techniques développées puis nous les avons couplées pour aboutir à une solution montrant une amélioration de 30 % par rapport à la référence.

Dans un second temps, nous avons répété l'exercice en ajoutant un critère portant sur la performance hors bande. Enfin, la conception des trois filtres d'ordre quatre sur la base de résonateurs optimisés a montré des performances nettement améliorées par rapport à l'état de l'art, en termes d'isolation fréquentielle et du facteur de qualité.

Pour conclure, les travaux réalisés au cours de cette thèse ont permis d'apporter de nouvelles solutions (composants) pour la conception de filtres hyperfréquences, en technologie planaire

ou volumique, et ont mis en évidence la souplesse et l'efficacité de la bibliothèque d'outils d'optimisation de formes développée.

Annexes

1 Annexe 1 : Quelques méthodes d'optimisation locales

1.1 Gradient

Une méthode de gradient calcule de manière itérative la solution d'un système linéaire $A.x = b$ à partir d'une donnée initiale x_0 .

Nous prenons une série de x_1, x_2, \dots telle que la valeur de f décroît à chaque itération:

$$f(x_{k+1}) < f(x_k) \quad k = 1, 2, \dots \quad (\text{A1-1})$$

On pose

$$x_\alpha = x - \alpha \nabla f(x) \quad , \quad x_\alpha = x_{k+1} \quad , \alpha > 0 \quad (\text{A1-2})$$

∇ étant le gradient de f au point x .

D'après le théorème de Taylor (premier ordre), on peut écrire :

$$f(x+s) = f(x) + \nabla f(x)^T s + o(\|s\|) \quad \text{avec } s = x_\alpha - x \quad (\text{A1-3})$$

$$f(x_\alpha) = f(x) + \nabla f(x)^T (x_\alpha - x) + o(\|x_\alpha - x\|) \quad (\text{A1-4})$$

En substituant l'équation (A1-2) dans (A1-4), on écrit

$$f(x_\alpha) = f(x) - \alpha \|\nabla f(x)\|^2 + o(\alpha \|\nabla f(x)\|) \quad (\text{A1-5})$$

Si α est petit, on peut négliger $o(\alpha \|\nabla f(x)\|)$, donc

$$f(x_\alpha) = f(x) - \alpha \|\nabla f(x)\|^2 \quad (\text{A1-6})$$

Donc, pour α positif mais petit, $f(x_\alpha) < f(x)$

Maintenant, on imagine qu'on peut avoir une direction qui satisfait la condition (A1-1). Nous considérons que cette direction $(d, d \neq 0)$ est bien la direction de descente.

$$x_\alpha = x + \alpha d \quad (\text{A1-7})$$

$$f(x_\alpha) = f(x) + \alpha \nabla f(x)^T d + o(\alpha \|d\|) \quad (\text{A1-8})$$

Si α est petit et positif (lié à la vitesse de convergence), pour avoir $f(x_\alpha) < f(x)$, il faut $\nabla f(x)^T d < 0$.

Si nous posons $d_k = -D_k \nabla f(x_k)$, la condition $\nabla f(x_k)^T d_k < 0$ s'écrit :

$$\nabla f(x_k)^T D_k \nabla f(x_k) > 0 \quad (\text{A1-9})$$

Si D_k est définie positive, cette condition est toujours vérifiée. Le choix de la direction revient donc au choix d'une matrice définie positive. Il faut alors choisir une valeur α_k telle que $f(x_k + \alpha_k d_k) < f(x_k)$ qui garantit la convergence de l'algorithme.

1.2 Gradient de plus grande descente [1]

Pour la méthode de plus grande descente (SD pour steepest descent), dans l'équation A1-9, on pose :

$$D_k = 1 \Rightarrow x_{k+1} = x_k + r_k \alpha_k, \quad r_k = -\nabla f(x_k) \quad (\text{A1-10})$$

Maintenant, la question revient à déterminer α_k . Évidemment, nous voulons nous déplacer au point où la fonction f prend une valeur minimum, c'est-à-dire où la direction de descente est nulle.

La direction de descente est :

$$\frac{d}{d\alpha_k} f(x_{k+1}) = \nabla f(x_{k+1})^T \frac{d}{d\alpha_k} x_{k+1} \quad (\text{A1-11})$$

Finalement, on obtient:

$$\alpha_k = \frac{r_k^T \cdot r_k}{r_k^T \cdot A r_k} \quad (\text{A1-12})$$

où A est la matrice du système $Ax = b$

Les itérations continuent jusqu'à ce qu'il y ait convergence comme illustré dans la figure A1.1. Il faut noter que le chemin est toujours discontinu parce que chaque gradient est orthogonal au gradient précédent.

Cette méthode est simple et garantie pour les problèmes convexes. Mais elle a l'inconvénient d'exiger un grand nombre d'itérations pour les fonctions mal conditionnées (de type « vallée étroite »). Dans ces cas-ci, une méthode de gradient conjuguée est préférable.

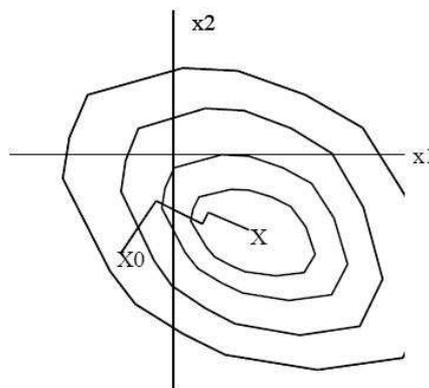


Figure A1.1 Convergence par la méthode de plus grande descente (steepest descent)

1.3 Gradient conjugué [2,3]

L'idée de la méthode est de construire itérativement des directions $\{d_0, d_1, \dots; d_k\}$ mutuellement conjuguées.

On dit que les vecteurs $\{d_0, d_1, \dots; d_k\}$ de \mathbb{R}^n sont A -conjugués deux à deux (A une matrice symétrique $n \times n$ définie positive), si $d_i^T A d_k = 0, \quad \forall i, k, i < k$.

Maintenant, on se donne x_0 et on pose $d_0 = -\nabla f(x_0)$.

$$x_{k+1} = x_k + \rho_k d_k \quad (\text{A1-13})$$

$$\rho_k = -\frac{\nabla^T f(x_k) d_k}{d_k^T A d_k} \quad (\text{A1-14})$$

$$d_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1}) + \beta_k d_k \quad (\text{A1-15})$$

$$\beta_k = \frac{\|\nabla f(x_{k+1})\|^2}{\|\nabla f(x_k)\|^2} \quad (\text{A1-16})$$

A chaque étape k , la direction d_k est obtenue par une combinaison linéaire du gradient en x_k et de la direction précédente d_{k-1} , les coefficients étant choisis de telle manière que d_k soit conjuguée de toutes les directions précédentes.

Cette méthode est intéressante car sa vitesse de convergence est supérieure à celle du gradient classique.

L'efficacité de la méthode du gradient conjugué repose essentiellement sur deux points :

- la recherche linéaire (détermination du pas optimal) doit être exacte
- les relations de conjugaison doivent être précises.

1.4 Méthode de Newton [4,5]

Avec cette méthode, un taux quadratique amélioré de convergence est obtenu en utilisant :

$$D_k = (\nabla^2 f(x_k))^{-1} \quad (\text{A1-17})$$

$\nabla^2 f(x_k) = H(x_k)$ donne l'information du gradient de second ordre (Hessien).

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k H(x_k)^{-1} \nabla f(x_k) \quad (\text{A1-18})$$

La méthode de Newton converge plus vite vers un minimum ou un maximum local qu'une méthode de gradient, cependant en utilisant la méthode de Newton, on a besoin de calculer le Hessien de f , qui peut être parfois difficile à obtenir.

1.5 Méthode de quasi-Newton [6,7]

L'effort informatique nécessaire pour obtenir des gradients du second degré pour tous les paramètres peut devenir prohibitif. Le principe des méthodes de résolution de type quasi-Newton est de générer une séquence de matrices symétriques définies positives qui sont des approximations, toujours améliorées, du Hessien ou de son inverse

$$H_{k+1} = H_k + \frac{q_k q_k^T}{q_k^T s_k} - \frac{H_k^T s_k s_k^T H_k}{s_k^T H_k s_k} \quad (\text{A1-19})$$

$$s_k = x_{k+1} - x_k \quad (\text{A1-20})$$

$$s_q = \nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) \quad (\text{A1-21})$$

Comme point initial, H_0 peut être n'importe quelle matrice définie positive symétrique comme par exemple la matrice identité. Pour éviter l'inversion de H_k , une méthode de mise à jour peut être employée pour obtenir une approximation du Hessien inverse.

1.6 Méthode du simplexe [8,9]

La méthode du simplexe est une méthode déterministe développée par Nelder et Mead dont l'idée est de modifier un simplexe de façon à ce qu'il atteigne le point d'optimisation

Supposons que la fonction de coût f ait n paramètres. On définit un simplexe comme étant une figure géométrique (un simplexe de deux dimensions est représenté par un triangle, trois dimensions par un tétraèdre, etc.) de volume non nul contenant $n+1$ sommets.

Donc à chaque itération de l'algorithme du simplexe, $(n+1)$ points sont utilisés pour déterminer un pas d'essai. Les points p_i sont ordonnées de manière à avoir $f(p_1) \leq f(p_2) \leq \dots \leq f(p_{n+1})$. Des nouveaux points sont obtenus en utilisant de très simples opérations algébriques, qui se traduisent par des transformations géométriques élémentaires telles que la réflexion, la contraction et l'expansion (figure A1.2). Ces points sont acceptés ou rejetés en fonction de la valeur de la fonction d'adaptation. Le simplexe se transforme, il s'étend, se contracte, à chaque mouvement, ainsi il s'adapte à l'allure de la fonction, jusqu'à ce qu'il s'approche de l'optimum. A chaque transformation, le plus mauvais point courant x_i est remplacé par le nouveau point déterminé. Le processus s'arrête au moment où le déplacement donné par une des transformations devient plus petit qu'une tolérance ε prédéterminée.

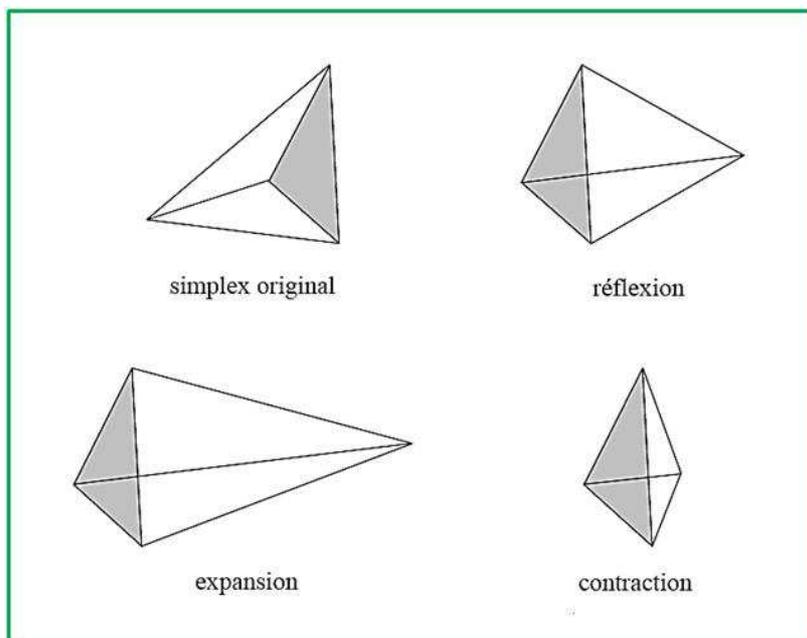


Figure A1.2 *Méthode du simplexe*

2 Annexe 2 : Quelques méthodes d’optimisation globales

2.1 Recuit simulé

La méthode du recuit simulé (*Simulated Annealing*) est basée sur le processus de recuit utilisé en métallurgie, dans lequel on cherche à obtenir un matériau sans impureté, représenté par son état d’énergie minimale. Dans le processus de recuit réel, nous élevons la température du matériau jusqu’à ce qu’il se trouve dans un état d’énergie élevée. Ensuite, nous le refroidissons très lentement de sorte à obtenir, à la fin du processus, un matériau constitué par des atomes bien ordonnés, correspondant à une valeur d’énergie stable et minimale.

En 1953, Metropolis [10] a proposé un modèle qui simulait l’évolution d’une configuration d’atomes vers l’équilibre thermique. Dans ce modèle, une nouvelle configuration est obtenue à partir d’une petite perturbation sur la configuration courante.

Cette nouvelle configuration est acceptée avec une probabilité $p = 1$ lorsque la différence d’énergie ΔE entre elle et la configuration courante est inférieure à 0. Dans le cas où $\Delta E > 0$, la probabilité d’acceptation P est donnée par une équation basée sur la *Loi de Boltzmann*.

$$P = e_T^{-\Delta E} \tag{A2-1}$$

où T est la température du système.

Kirkpatrick [11] a transposé ce modèle proposé par Metropolis à la méthode du recuit simulé à partir d’une correspondance entre l’énergie du système et la fonction d’adaptation à minimiser. Dans cette transposition, les différentes configurations d’atomes sont représentées par les paramètres du problème d’optimisation, tandis que la température du système est représentée par une variable de contrôle T .

L’algorithme proposé par Kirkpatrick commence avec une configuration de paramètres choisie au hasard et une température initiale T_0 élevée. Ensuite, à l’aide d’une transformation de voisinage faite à partir d’une petite perturbation aléatoire des paramètres, une nouvelle configuration est générée. La fonction est donc évaluée sur ces deux configurations, ce qui nous permet de calculer l’écart ΔE entre les deux évaluations. Si ΔE est inférieur à zéro, nous remplaçons la configuration originale par la nouvelle configuration obtenue. Dans le cas contraire, nous considérons la probabilité donnée par (A2-1) pour décider si la configuration initiale doit être remplacée ou pas. À chaque itération de la méthode, ce processus est répété

jusqu’à ce que nous obtenions l’équilibre thermique. Au cours de cette transition vers l’équilibre, l’énergie peut localement augmenter, ce qui nous permet de sortir d’un minimum local. Ensuite, nous baissions la température du système et nous recommençons le processus. L’algorithme s’arrête lorsque nous n’avons plus d’amélioration sensible de la solution ou lorsqu’une certaine valeur de température est atteinte, comme nous le vérifions dans la figure A2.1.

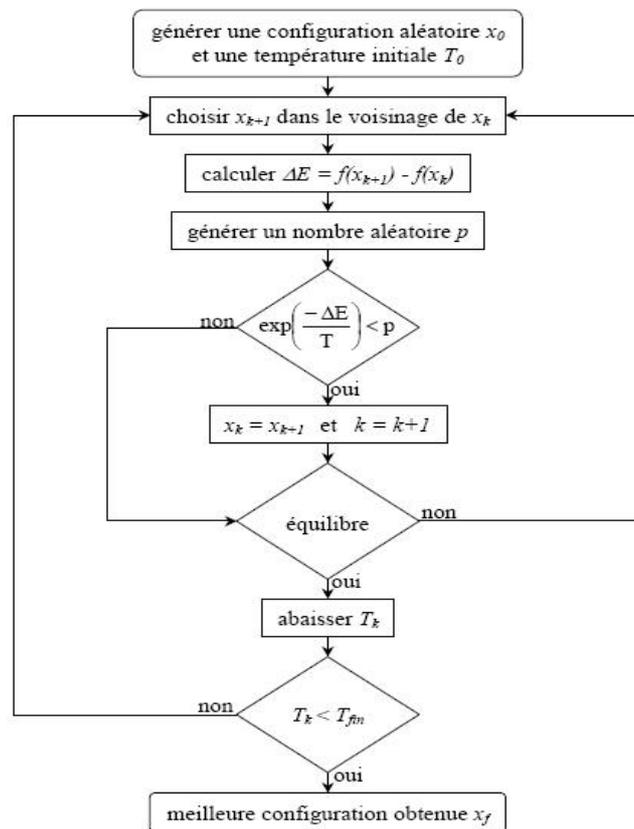


Figure A2.1 Recuit simulé

2.2 Recherche tabou

La méthode de recherche tabou (*Tabu Search*), a été formalisée par F.Glover [12,13]. Sa principale particularité tient dans la mise en œuvre de mécanismes inspirés de la mémoire humaine. La méthode tabou prend, sur ce plan, le contre-pied du recuit simulé, totalement dépourvu de mémoire, et donc incapable de tirer les leçons du passé. Elle est basée sur l’utilisation d’une mémoire flexible qui joue un rôle essentiel dans le processus de recherche et permet d’exploiter son histoire en évitant de se faire piéger dans des optimums locaux et de revenir à des solutions déjà visitées [14]. Une liste dite *tabou* sert à stocker l’historique de la recherche.

Le principe est simple : comme le recuit simulé, la recherche tabou fonctionne avec une seule configuration courante à la fois (au départ, une solution quelconque), qui est actualisée au cours des itérations successives. À chaque itération, le voisinage de la configuration courante est parcouru par une série de mouvements aléatoires de façon à trouver une meilleure solution. Après son exécution, chacun de ces mouvements est ajouté à une liste qui représente la “mémoire” de la méthode. Cette liste est de taille limitée et les mouvements qui font partie de la liste tabou sont considérés interdits. C’est-à-dire qu’ils ne peuvent pas être exécutés une autre fois tant qu’ils sont dans cette liste. Par contre, s’il existe un mouvement qui appartient à cette liste mais qui en même temps nous emmène à une meilleure solution du problème, une nouvelle exécution de ce mouvement sera alors acceptée. Dans ce cas-là, la nouvelle solution obtenue remplace la solution courante et le processus recommence. Si pendant le processus d’optimisation la liste tabou devient pleine, nous retirons le plus ancien mouvement de la liste avant d’y ajouter un nouveau. L’algorithme s’arrête lorsque nous n’avons plus d’amélioration sensible de la valeur de la solution. La figure A2.2 illustre le processus développé par la méthode.

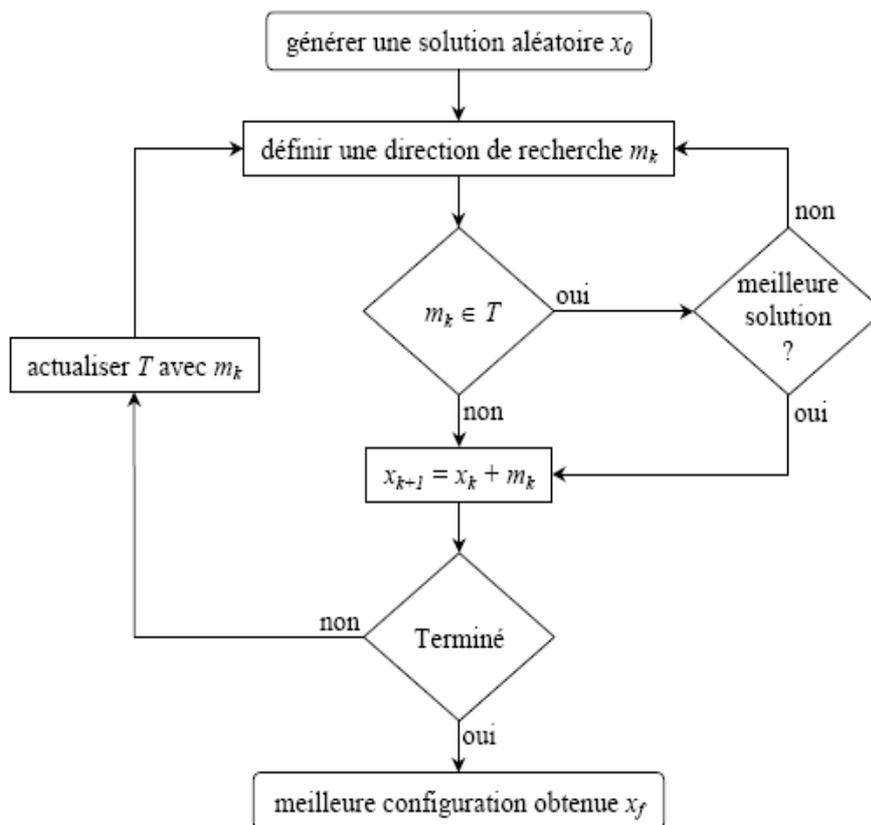


Figure A2.2 Recherche tabou

2.3 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) sont des techniques de recherche inspirées par l’évolution biologique des espèces. Introduits par J.H.Holland au début des années 1970 [15,16] ils ont d’abord suscité un intérêt limité, du fait de leur important coût d’exécution. Ils connaissent, depuis les années 1990, un développement considérable, notamment suite à l’apparition des architectures massivement parallèles, qui exploitent leur « parallélisme intrinsèque » [17].

Le principe d’un AG se décrit simplement, dans le cas de la minimisation d’une fonction f . Un ensemble de N points, qui peuvent être choisis au hasard, constitue la *population* initiale, chaque individu x de la population possède une certaine *compétence* (*fitness*), qui mesure son degré d’adaptation à l’objectif visé : ici, x est d’autant plus compétent que $f(x)$ est petit. Un AG consiste à faire évoluer progressivement, par générations successives, la composition de cette population, en maintenant sa taille constante. D’une génération à la suivante, la compétence de la population doit globalement s’améliorer, un tel résultat est obtenu en mimant les deux principaux mécanismes qui régissent l’évolution des êtres vivants : la *sélection naturelle* (qui détermine quels membres d’une population survivent et se reproduisent) et la *reproduction* (qui assure le brassage et la recombinaison des gènes parentaux, pour former des descendants aux potentialités nouvelles). En pratique, chaque individu est codé par une chaîne de caractères de longueur donnée (de même qu’un *chromosome* est formé d’une chaîne de gènes). Le passage d’une génération à la suivante se déroule en deux phases : une phase de reproduction et une phase de remplacement. La phase de reproduction consiste à appliquer des opérateurs, dits génétiques, sur les individus de la population courante, pour engendrer de nouveaux individus ; les opérateurs les plus utilisés sont le *croisement*, qui produit deux descendants à partir de deux parents, et la *mutation*, qui produit un nouvel individu à partir d’un seul individu. Les individus de la population prenant part à la reproduction sont préalablement sélectionnés, en respectant le principe suivant : plus un individu est compétent, plus sa probabilité de sélection est élevée. La phase de remplacement consiste ensuite à choisir les membres de la nouvelle génération : on peut, par exemple, remplacer les plus mauvais individus (au sens de la fonction objectif) de la population courante par les meilleurs individus produits (en nombre égal). L’algorithme est interrompu après un nombre donné de générations.

2.4 Algorithmes des colonies de fourmis

Cette approche, initialement adaptée pour l’optimisation par A.Coloni, M.Dorigo et V.Maniezzo [18], relève de l’observation du comportement des fourmis, notamment de leur faculté d’auto-organisation lors de la quête de nourriture (l’auto-organisation d’un système correspond à l’émergence de propriétés globales à partir d’un grand nombre d’interactions entre les éléments simples du système). Cette propriété collective intelligente résulte de l’utilisation d’un moyen de communication indirect (appelé « stigmergie ») entre les fourmis : les traces de phéromones. Chaque fourmi dépose, le long de son chemin, une substance chimique appelée « phéromone ». Toutes les fourmis passant à proximité perçoivent ce signal odorant et auront tendance à suivre le chemin marqué. La trace des fourmis qui empruntent le chemin le plus court sera plus importante. Cette piste sera donc empruntée de manière préférentielle par les fourmis suivantes. Étant donné que les phéromones sont des composés volatiles qui disparaissent peu à peu après leurs émissions, les chemins peu marqués verront leur trace disparaître progressivement au cours du temps.

Les techniques d’optimisation issues des colonies de fourmis ont été appliquées à divers problèmes d’optimisation comme la coloration de graphes [19] et le problème du voyageur de commerce [20]. Afin de pouvoir appliquer ce principe de base à un problème d’optimisation, il faut donc modéliser les fourmis, l’environnement, le choix d’un chemin par chaque fourmi, le dépôt et l’évaporation de phéromones sur les chemins qui permet à l’algorithme de ne pas rester bloqué dans des optimums locaux en effaçant au fur et à mesure les traces de phéromones.

2.5 Essaim de particules

La méthode d’essaim de particules est inventée par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [21].

L’algorithme s’inspire du modèle développé par Craig Reynolds à la fin des années 1980 afin de simuler les mouvements d’un groupe d’oiseau. Cette méthode possède des similitudes avec l’algorithme des colonies de fourmis. Notamment car il fait intervenir des agents pouvant communiquer entre eux de manière très simple et permettant l’émergence de comportements complexes [22].

L’optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d’individus originellement disposés de façon aléatoire et homogène, que nous appellerons dès lors des particules, qui se

déplacent dans l'hyper-espace de recherche et constituent, chacune, une solution potentielle. Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage. À partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage.

À partir d'optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va, normalement, converger vers la solution optimale globale du problème traité.

Pour mieux comprendre le principe de recherche, nous présentons l'algorithme de base utilisée par cette méthode. Chaque particule de l'essaim représente une solution potentielle dans l'espace de recherche. La nouvelle position d'une particule est déterminée en fonction de sa propre valeur et celle de ses voisines. Soit $\bar{x}_i(t)$ la position de la particule P_i au temps t , sa position est modifiée en ajoutant une vitesse $\bar{v}_i(t)$ à sa position courante : $\bar{x}_i(t) = \bar{x}_i(t-1) + \bar{v}_i(t)$. C'est le vecteur vitesse qui dirige le processus de recherche et reflète la "sociabilité" des particules. Si l'on considère N particules et que chaque particule compare sa nouvelle position à sa meilleure position obtenue, cela donne l'algorithme représenté ci-dessous, F étant la fonction d'adaptation (*fitness*) [23].

Algorithme

Les variables et paramètres de l'algorithme sont :

N nombres de particules, $\bar{x}_i(t)$ position de la particule P_i , $\bar{v}_i(t)$ vitesse de la particule P_i , $pbest_i$ meilleure valeur de la fonction d'adaptation obtenue par la particule P_i , \bar{x}_{pbest_i} position de la particule P_i pour $pbest_i$, ρ valeur aléatoire positive

[*Initialisation*]

Initialisation aléatoirement de la population

[*Traitement*]

Répéter

Pour i de 1 à N faire

Si $(F(\vec{x}_i) > pbest_i)$ Alors

$pbest_i \leftarrow F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{pbest_i} \leftarrow \vec{x}_i$

Fin Si

$\vec{v}_i \leftarrow \vec{v}_i + \rho(\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i)$

$\vec{x}_i \leftarrow \vec{x}_i + \vec{v}_i$

Fin Pour

jusqu'à ce que (le processus converge)

2.6 Plans de surface de réponse

Le plus souvent les méthodes de surface de réponse sont des méthodes d’optimisation basées sur les plans d’expériences. A l’origine, les plans d’expériences sont créés pour s’appliquer à l’expérimentation. Grâce à eux, l’expérimentateur peut répondre aux questions « comment sélectionner les expériences à faire, quelle est la meilleure stratégie » pour :

1. Aboutir le plus rapidement possible aux résultats espérés avec une bonne précision, en évitant des expériences inutiles
2. Conduire à la modélisation et à l’optimisation des phénomènes étudiés

Le principe des méthodes d’optimisation par surface de réponse consiste à remplacer la résolution du problème d’optimisation réel par celle de problèmes approchés. Grâce à une base de données composée de plusieurs points (solutions) déjà évalués, on approche la fonction f (ainsi que les contraintes et le gradient) sur l’espace des paramètres d’optimisation par des fonctions mathématiques. Ces approximations conduisent donc au problème d’optimisation approché (A2-2):

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser } f^{app}(x) \in \square, \text{ avec:} \\ g_i^{app}(x) \leq 0, \forall i = 1, \dots, m_i \\ h_j^{app}(x) = 0, \forall j = 1, \dots, m_e \\ x \in \square^n \end{array} \right. \quad (\text{A2-2})$$

Le problème d’optimisation approché (A2-2) pourrait être résolu avec tous les types d’algorithmes d’optimisation comme ceux à direction de descente, les algorithmes

stochastiques, les algorithmes hybrides, etc. Quel que soit l'algorithme retenu, le temps de la résolution du problème approché est négligeable devant le celui de la résolution du problème réel, les ordinateurs pouvant réaliser facilement un grand nombre d'évaluations de la fonction d'adaptation ainsi que des contraintes et le gradient du problème approché. La création de la base de données initiale ou l'échantillonnage (Design of Experiments – DOE en anglais) et la méthode pour approcher la fonction d'adaptation sont les éléments principaux qui caractérisent les méthodes de surface de réponse. La qualité des solutions obtenues est en grande partie fonction de ces éléments. Une description détaillée des plans d'expériences et des méthodes d'approximation est donnée dans l'ouvrage [24].

Une littérature abondante existe sur les plans d'expériences, mais dans le cas d'expérimentation numérique [25], tous les aspects liés aux erreurs de mesure sont sans objet.

Un plan d'expériences peut être utilisé comme un support ou une étape préliminaire à l'optimisation par les méthodes de surface de réponse. Grâce au plan d'expériences, nous pouvons rationaliser les évaluations de la fonction d'adaptation et économiser le temps de résolution.

3 Annexe 3 : Synthèse et conception de filtres à résonateurs couplés

Un filtre est un circuit dont l'objectif est de sélectionner une ou plusieurs bandes de fréquences du spectre et d'en éliminer d'autres. Dans le cas présent, nous nous intéressons uniquement à des filtres passe-bandes à bande passante unique, c'est-à-dire sélectionnant un ensemble de fréquences adjacentes. Généralement, pour réaliser une fonction de filtrage passe-bande, plusieurs résonateurs sont reliés entre eux à l'aide de moyens de couplage. Bien que cela ne soit pas une obligation, ces résonateurs sont généralement de nature identique et les performances du filtre dépendent essentiellement de celles des résonateurs.

La procédure de conception de filtres basée sur le couplage de résonateurs a été développée par S.B.Cohn en 1957 [26]. La méthode est basée sur un prototype de filtre passe-bas. Le circuit équivalent à éléments localisés du filtre à résonateurs couplés est présenté sur la figure A3.1.

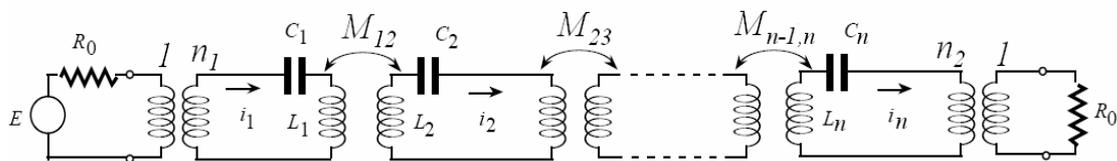


Figure A3.1 Circuit à résonateurs couplés

Le couplage inter-résonateurs est caractérisé par la mutuelle inductance M et le couplage du résonateur avec les lignes d'accès dépend des rapports n_1 et n_2 des transformateurs parfaits. Le coefficient K , qui correspond au couplage inter-résonateurs, est donné par l'équation :

$$k = \frac{M}{L} = \frac{f_{cc}^2 - f_{co}^2}{f_{cc}^2 + f_{co}^2} \quad (\text{A3-1})$$

où f_{cc} est la fréquence de résonance du mode impair si la plan de symétrie entre deux résonateurs est un court-circuit, et f_{co} est la fréquence pour un mode pair avec un plan de symétrie en circuit-ouvert.

Les filtres constitués de résonateurs couplés en série sont largement utilisés dans toutes les gammes de fréquence. Aux fréquences microondes, les résonateurs sont par exemple des lignes microrubans demi-onde ou des résonateurs diélectriques.

Les résonateurs dans ce manuscrit sont des résonateurs microrubans en forme de U pour concevoir des filtres larges bandes et des cavités chargées de résonateurs diélectriques pour réaliser des filtres à bande étroite nécessitant un facteur de qualité à vide plus important.

Généralement, les spécifications d'un filtre passe bande sont données à partir d'un gabarit (cf figure A3.2). Ce dernier renseigne sur le type du filtre et les caractéristiques électriques auxquelles il doit répondre (fréquence centrale f_0 , bande passante Δf , niveau de réjection dans les bandes atténuées, niveau des pertes d'insertion, la platitude dans la bande).

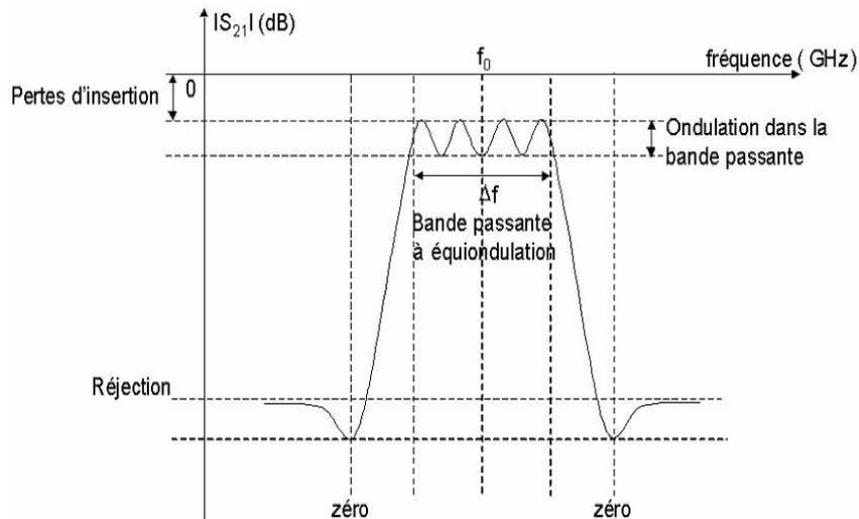


Figure A3.2 Les caractéristiques électriques d'un filtre passe-bande

Dans cette partie, nous allons décrire brièvement la procédure d'optimisation que nous avons utilisée dans ce manuscrit afin de faciliter la conception des filtres hyperfréquences [27].

3.1 Matrice de couplage

La méthode de réglage est basée sur la modélisation électromagnétique des filtres, couplée à un logiciel d'identification qui permet d'extraire l'ensemble des grandeurs caractéristiques des filtres pour simplifier leur réglage.

La première étape de la conception est le choix d'une fonction de transfert satisfaisant le gabarit de filtrage. A partir de la fonction de transfert sélectionnée, un circuit électrique équivalent est synthétisé en utilisant le logiciel FELO (Filtres en Éléments Localisés développé sous MATLAB[®]) développé par Stéphane Bila. Ce circuit en éléments localisés est représenté par une matrice de couplage qui caractérise les fréquences de résonance des différents résonateurs (éventuellement leurs facteurs de qualité) et leurs couplages.

Cette synthèse initiale permet de déterminer une matrice de couplage cible ou objectif $[M_{obj}]$ qui reflète le comportement fréquentiel du filtre que l'on désire concevoir. C'est cette matrice de couplage idéale qui va établir le lien direct entre les spécifications du filtre à régler.

La figure A3.3 présente une matrice de couplage pour un filtre quatre pôles.

$$M_{obj} = \begin{bmatrix} 0 & M_{in} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ M_{in} & M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} & 0 \\ 0 & M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} & 0 \\ 0 & M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} & 0 \\ 0 & M_{41} & M_{42} & M_{43} & M_{44} & M_{out} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_{out} & 0 \end{bmatrix}$$

Figure A3.3 Matrice de couplage pour un filtre quatre pôles

Les paramètres de la matrice sont tous liés aux dimensions physiques du filtre, à savoir :

- Les couplages d'entrée-sortie normalisés (paramètres M_{in} et M_{out}) correspondent aux impédances d'entrée et de sortie des systèmes d'excitation du filtre et sont rattachés au facteur de qualité extérieur Q_e .
- Les autres termes de la matrice traduisent les couplages existants entre les éléments résonants (paramètres M_{ij}) ainsi que les fréquences de résonance de chacun des résonateurs (paramètres M_{ii}).

3.2 Boucle d'optimisation

Le réglage d'un filtre passe par l'optimisation de la fréquence de chaque résonateur, des couplages inter-résonateurs et des couplages entrée-sortie. Cette étape est le point de départ de l'optimisation puisqu'elle permet d'obtenir les dimensions géométriques initiales de la structure (largeurs et longueurs des éléments résonantes, dimensions du système d'excitation,) à partir des informations fournies par la matrice de couplage cible.

Les termes M_{in} et M_{out} normalisés sont liés aux impédances d'entrée-sortie R par la relation suivante :

$$M_{in} = M_{out} = \sqrt{R} \quad (A3-2)$$

Les résistances d'entrée/sortie dépendent des systèmes d'excitation et de leur position par rapport aux résonateurs et sont donc directement liées au facteur de qualité extérieur Q_e par la relation suivante :

$$R = \frac{f_0}{\Delta f \times Q_e} \quad (\text{A3-3})$$

où Δf représente la bande passante équi-ondulation et f_0 la fréquence centrale du filtre.

Les termes M_{ij} , eux aussi normalisés, expriment les différents couplages entre les éléments résonants et sont liés aux coefficients de couplage k_{ij} par la formule suivante :

$$K_{ij} = \frac{\Delta f}{f_0} \times M_{ij} \quad (\text{A3-4})$$

avec $i, j = 1$ à N pour un filtre N pôles.

A partir de ces différents paramètres, il est possible de dimensionner les éléments de couplages permettant d'obtenir ces différents couplages [28]. Ce dimensionnement est effectué à l'aide de modèles électromagnétiques simples : deux résonateurs couplés pour dimensionner un élément de couplage inter-résonateurs, un résonateur couplé à une ligne ou à un guide d'ondes pour dimensionner un système d'excitation en entrée sortie.

Après l'étape d'estimation des dimensions initiales, l'optimisation est directement réalisée sur le modèle électromagnétique du filtre à régler. La mise au point de cette méthode a été l'objet du travail de thèse de S.Bila, dans le cadre d'une convention avec le CNES et l'INRIA. De nombreux dispositifs de filtrage multipôles en deux et trois dimensions ont été optimisés avec succès grâce à cette méthode au cours de ces dernières années. La procédure d'optimisation développée est basée sur l'identification systématique de la matrice de couplage après chaque simulation électromagnétique.

Cette identification est réalisée à l'aide du logiciel Presto développé par l'INRIA. Ce logiciel est dédié à l'approximation polynomiale rationnelle de données et permet ensuite de déterminer une matrice de couplage par synthèse. La matrice de couplage identifiée $[M_{id}]$ correspondant au modèle EM en cours de réglage peut être comparée avec la matrice de couplage objectif $[M_{obj}]$, ce qui permet de visualiser directement les modifications et les corrections à apporter sur les différents éléments constituant le filtre et permettant de régler la fréquence de résonance d'un résonateur ou le couplage entre 2 résonateurs.

Plusieurs itérations sur les paramètres d'optimisation du filtre sont généralement nécessaires pour tendre vers la fonction de filtrage désirée. Le nombre d'itérations pour converger vers la solution désirée va dépendre de la complexité du dispositif et de l'erreur que nous autorisons sur la valeur de chaque coefficient de la matrice de couplage. La figure A3.4 présente le schéma complet de cette procédure d'optimisation.

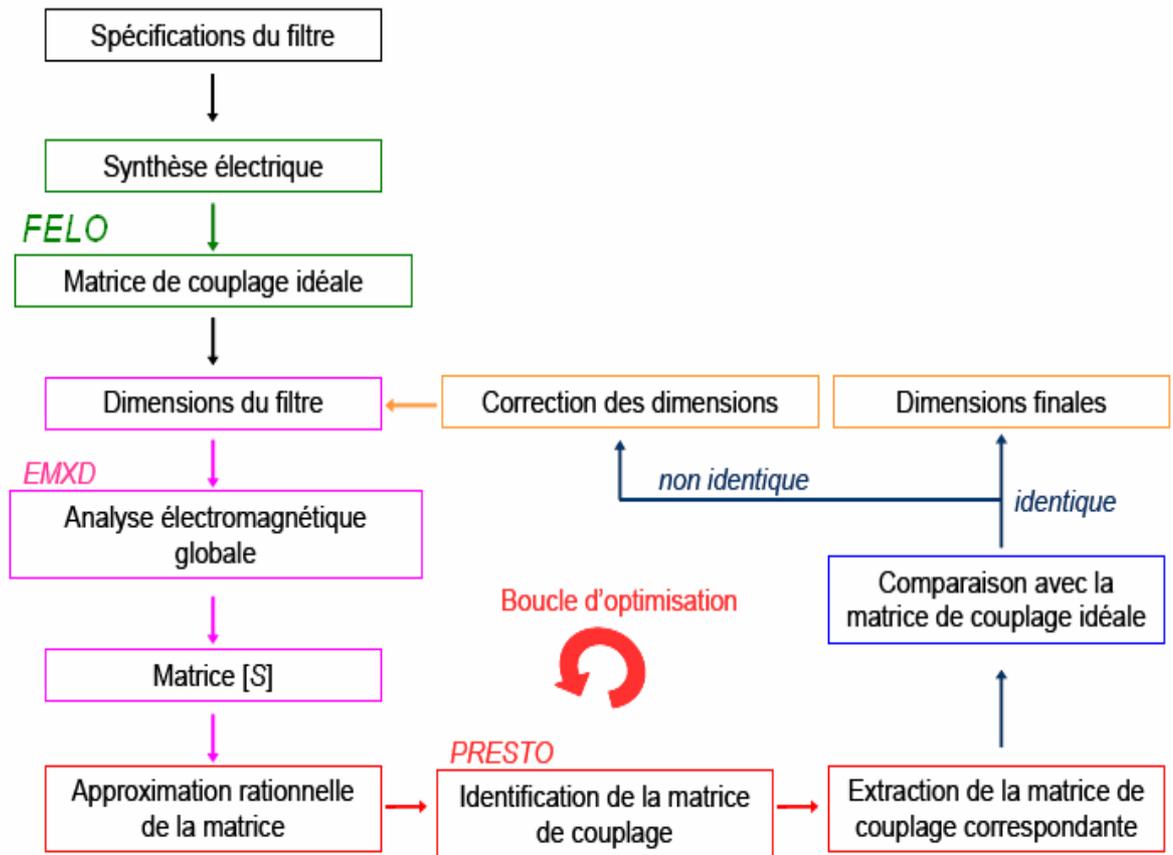


Figure A3.4 Schéma de principe de la procédure d'optimisation

4 Annexe 4 : Optimisation de la cavité chargée par un résonateur plaque par la méthode des plans à surface de réponse

Dans le but d'optimiser les caractéristiques du résonateur diélectrique, une première étude a été faite en fonction des paramètres qui décrivent la cavité cylindrique.

Les deux paramètres qui représentent la cavité sont sa hauteur notée H_c et son diamètre noté D_c . Dans un premier temps l'épaisseur du résonateur E n'intervient pas au cours de l'optimisation, elle est re-calculée pour conserver une fréquence du mode de fonctionnement F_0 égale à 4 GHz.

Les facteurs d'entrée choisis dans cette étude sont donc :

- la hauteur de la cavité qui varie entre 21 et 35 mm,
- le diamètre de la cavité qui varie entre 30 et 50 mm.

Les réponses qu'on souhaite optimiser sont :

- la fréquence du premier mode non excité notée F_1 ,
- la fréquence du deuxième mode excité notée F_2 ,
- le facteur de qualité à vide noté Q_0 .

4.1 Plan d'expériences

Le plan d'expériences choisi est un plan composite centré dans un domaine sphérique CCC qui autorise 5 niveaux par facteur. Le nombre d'expériences est établi selon la relation suivante : $N = k^2 + 2 \times k + 1$. Dans notre cas le nombre de facteurs k est égal à 2, ce qui donne 9 expériences à réaliser. On rappelle que l'étude des surfaces de réponses est associée à l'utilisation des polynômes de degré 2. Dans le cas présent, le modèle polynomial s'écrit de la façon suivante :

$$Y = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_{11} X_1^2 + b_{22} X_2^2 + b_{12} X_1 X_2 \quad (\text{A4-1})$$

Le nombre d'inconnues dans le modèle est donc égal à 6. L'écriture du modèle permet de définir le nombre d'inconnues à estimer à partir de l'analyse des résultats d'essais, suite aux résultats du plan d'expérimentations.

Le plan d'expériences est construit à partir de la matrice d'expériences qui contient les valeurs codées des facteurs d'entrée. Dans le cas présent, la matrice d'expériences est donnée dans le tableau A4.1.

Numéro d'expérience	X_1	X_2
1	-1.00000	-1.00000
2	1.00000	-1.00000
3	-1.00000	1.00000
4	1.00000	1.00000
5	-1.41421	0.00000
6	1.41421	0.00000
7	0.00000	-1.41421
8	0.00000	1.41421
9	0.00000	0.00000

Tableau A4.1 Matrice d'expériences d'un plan CCC

X_1 représente la valeur codée du facteur Dc et X_2 , celle du facteur Hc . Le passage des variables codées aux variables réelles, se fait en appliquant la relation de codage (voir chapitre III, section 4.2, équation (III-3)). Le plan d'expériences correspondant est alors donné dans le tableau A4.2.

Numéro d'expérience	Dc (mm)	Hc (mm)
1	30.0	21.0
2	50.0	21.0
3	30.0	35.0
4	50.0	35.0
5	25.9	28.0
6	54.1	28.0
7	40.0	18.1
8	40.0	37.9
9	40.0	28.0

Tableau A4.2 Plan d'expériences CCC choisi pour notre problème

On remarque d'après le tableau A4.2 que le facteur Dc varie maintenant entre 25,9 mm et 54,1 mm ; le facteur Hc varie entre 18,1 mm et 37,9 mm (la représentation des points expérimentaux du plan utilisé est donnée dans la figure A4.1). Ce changement de domaines expérimentaux est dû aux valeurs -1,41421 et 1,41421 dans la matrice d'expériences (tableau A4.1). Ces valeurs correspondent aux valeurs des points en étoile.

Le plan d'expériences (facteurs d'entrée et réponses) est donné dans le tableau A4.3, on regroupe dans ce tableau les valeurs des différentes réponses du plan à surfaces de réponses, on calcule pour chaque ligne du plan la valeur de l'épaisseur du résonateur qui nous assure une fréquence du mode fondamentale F_0 égale à 4 GHz.

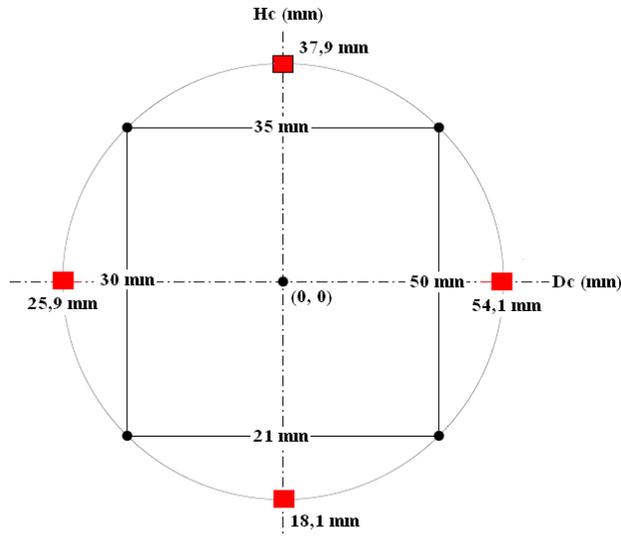


Figure A4.1 Points expérimentaux du plan d'expériences choisis

Numéro d'expériences	Facteurs d'entrée		Réponses			épaisseur calculée
	Dc	Hc	F ₁	F ₂	Q ₀	E
	mm	mm	GHz	GHz	Sans unité	mm
1	30.0	21.0	4.996	6.483	7756	5.6
2	50.0	21.0	4.192	5.39	9124	3.5
3	30.0	35.0	5.347	7.112	8873	4.075
4	50.0	35.0	4.482	6.722	12291	1.67
5	25.9	28.0	5.320	7.175	7660	5.7
6	54.1	28.0	4.082	5.945	11160	2.15
7	40.0	18.1	4.511	5.53	7785	5.07
8	40.0	37.9	5.329	7.009	11187	2.3
9	40.0	28.0	5.017	6.4	10155	3.05

Tableau A4.3 Plan d'expériences choisis (facteurs d'entrée et réponses)

Après avoir construit le plan d'expériences et réalisé les simulations, l'étape suivante consiste à valider les modèles mathématiques pour chaque réponse par l'analyse des résultats d'essais. On commence par l'analyse mathématique qui consiste à estimer, grâce à la méthode des moindres carrés, les p coefficients du modèle et les N résidus (écart entre les valeurs simulées et les valeurs prévues par le modèle) pour chacun des traitements du plan d'expériences. Ensuite, l'analyse de la validité du modèle pour chaque réponse afin de vérifier que le modèle polynomial représente bien la variation d'une réponse en tous points du domaine

expérimentale. On termine par l'analyse graphique des résultats qui nous servir à étudier les effets de ces deux facteurs sur chaque réponse de sortie.

Les différentes étapes d'analyse sont décrites de façon très détaillées dans [29]. Dans cette partie nous ne présentons que l'analyse graphique des résultats.

4.2 Analyse graphique des résultats

Le domaine expérimental étant défini à partir de la variation de deux facteurs, l'analyse graphique peut nous servir à étudier les effets de ces deux facteurs sur chaque réponse.

Les effets des facteurs d'entrée D_c et H_c sur toutes les réponses sont donnés par des graphiques en trois dimensions appelées surfaces de réponses (figure A4.2). Le plan horizontal de la figure matérialise le domaine de variation des deux facteurs D_c et H_c ; l'axe vertical matérialise la variation des réponses F_1 , F_2 et Q_0 . En observant ces figures on constate que :

- la fréquence du premier mode non excité F_1 augmente quand H_c augmente et D_c diminue,
- la fréquence du deuxième mode excité F_2 augmente quand H_c augmente et D_c diminue,
- le facteur de qualité à vide Q_0 augmente quand H_c et D_c augmentent.

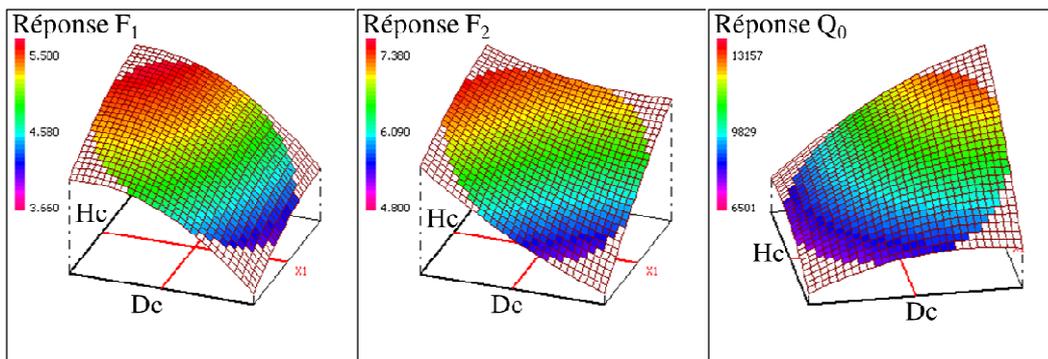


Figure A4.2 Surfaces de réponses pour les réponses F_1 , F_2 et Q_0

L'analyse de l'ensemble des résultats obtenus à partir des surfaces de réponses montrent que les trois réponses évoluent dans le même sens que la hauteur de la cavité. Par contre, si on augmente le diamètre de la cavité D_c , les deux réponses F_1 et F_2 diminuent et le facteur de qualité augmente, il faut donc chercher un compromis pour obtenir les réponses souhaitées.

4.3 Fonctions de désirabilité et optimisation multicritère

Il s'agit ici de trouver une méthode de recherche d'un compromis entre les différents facteurs pour obtenir les valeurs des réponses souhaitées. L'utilisation du modèle pour la recherche d'une solution nécessite une transformation des réponses afin de les rendre comparables.

La recherche d'un optimum multicritère se fait en deux phases :

- transformation de chacune des réponses en une fonction de désirabilité individuelle dont la nature dépend des objectifs de l'étude,
- recherche du niveau des facteurs qui permet d'atteindre le maximum de la fonction de désirabilité globale.

La figure A4.3 représente les fonctions de désirabilités d_1 , d_2 et d_3 des réponses F_1 , F_2 et Q_0 . Ici nous cherchons une valeur maximale pour toutes ces réponses. Nous avons précisé la valeur 4,5 GHz comme valeur minimale acceptée pour la réponse F_1 . Nous cherchons à nouveau une valeur de F_2 supérieure à 6 GHz et une valeur maximale de la réponse Q_0 (au-delà de 10000).

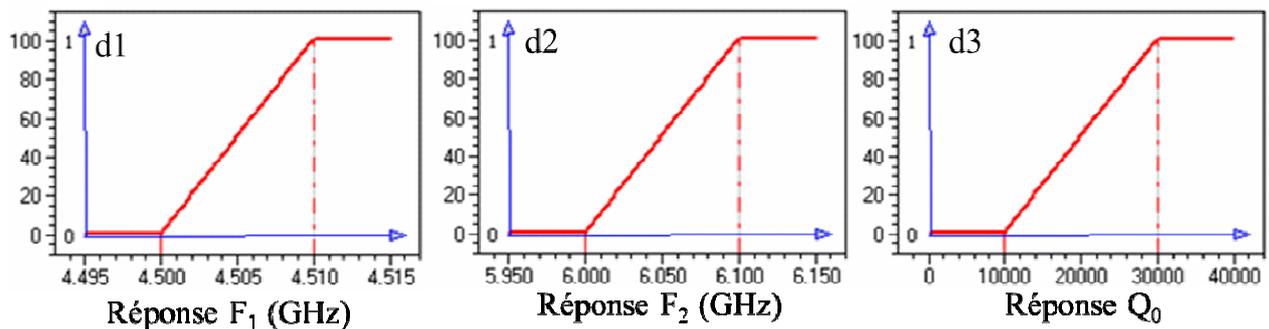


Figure A4.3 Fonctions de désirabilités individuelles

Après avoir transformé les réponses en fonctions de désirabilité individuelle, nous avons appliqué une optimisation multicritère en utilisant les deux logiciels (Modde, Nemrodw) dont l'objectif de trouver le niveau des deux facteurs (D_c , H_c) qui maximise la valeur de la fonction de désirabilité globale définie à partir de la moyenne géométrique des valeurs des fonctions de désirabilité individuelle.

Après plusieurs itérations de calcul, les deux logiciels convergent vers la même solution. Les valeurs optimales des facteurs d'entrée ainsi que les réponses prédites par le modèle et obtenues par simulations sont données dans le tableau A4.4.

Nemrodw	Dc (mm)	Hc (mm)	F ₁ (GHz)	F ₂ (GHz)	Q ₀
	50	35	4,57	6,7	12341
Simulation	50	35	4,48	6,72	12291
écart (%)			1,9	0,2	0,4

Tableau A4.4 Solution trouvée par optimisation

La simulation à l'aide du logiciel EMXD du résonateur avec $Dc = 50$ mm et $Hc = 35$ mm a conduit à des valeurs des réponses F_1 , F_2 et Q_0 très proches de celles prédites par le plan d'expériences (écart de l'ordre de 1,9 % pour F_1 , 0,2 % pour F_2 et 0,4 % pour Q_0). Les résultats montrent l'efficacité de la technique des plans à surfaces de réponses puisque l'on obtient bien un facteur de qualité à vide Q_0 élevé (12291) en assurant une isolation fréquentielle ($F_1 \approx 4,5$ GHz, $F_2 \geq 6$ GHz). L'épaisseur du résonateur E est égale à 1,67 mm pour une fréquence de résonance du premier mode excité F_0 égale à 4 GHz.

5 Annexe 5 : Optimisation de formes du filtre 4 pôles à base de résonateurs plaque

Nous avons vu dans les chapitres IV et V l'application des outils d'optimisation de formes pour la conception de résonateurs. Nous présentons dans cet annexe l'application à l'optimisation d'un filtre complet. L'exemple choisi est le filtre à résonateurs diélectriques en bande C.

Nous savons que l'augmentation du facteur de qualité à vide d'un filtre se traduira par une augmentation du niveau de la transmission dans la bande passante. Nous allons donc baser notre fonction de coût sur l'augmentation de la transmission dans la bande passante.

Sur la figure A5.1 nous présentons la variation de la transmission dans la bande passante du filtre de référence pour différentes valeurs du facteur de qualité Q_0 , sachant que le résonateur plaque de référence possède un facteur de qualité de l'ordre de 10000 à la fréquence de 4 GHz.

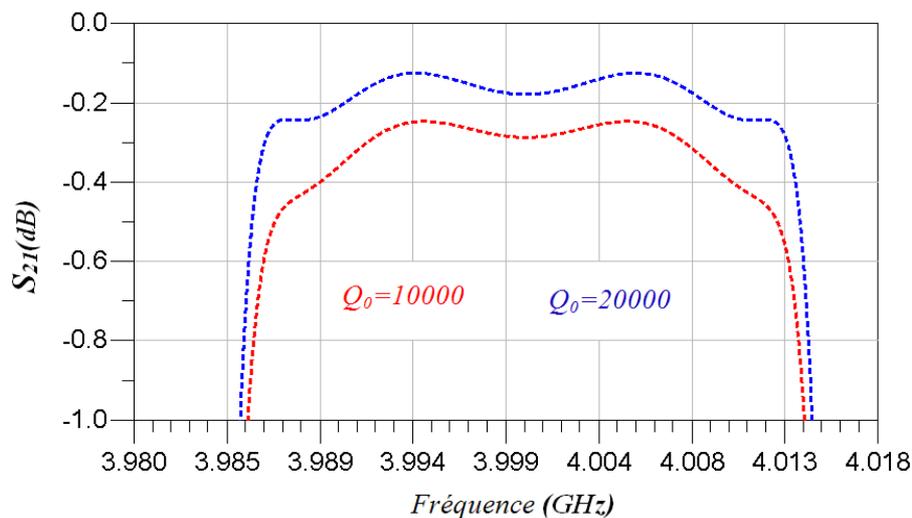


Figure A5.1 Variation de la transmission dans la bande passante en fonction du facteur de qualité à vide.

Dans cette étude, pour améliorer les performances en pertes d'insertion, nous allons exprimer la fonction de coût comme la distance à la réponse en transmission (module de S_{21}) d'un filtre possédant un facteur de qualité amélioré ($Q_0 = 20000$).

$$J(S) = \sum_{i=1}^{N_b} p_i \left| -20 \log_{10}(|S_{21}^r(f_i)|) + 20 \log_{10}(|S_{21}^c(f_i)|) \right|^2 \quad (\text{A5-1})$$

f_i et p_i sont respectivement les N_b fréquences d'évaluation de la fonction coût et les poids associés à ces fréquences, S_{21}^c représente la valeur du paramètre S_{21} courant et S_{21}^r la valeur du paramètre S_{21} pour un filtre avec un facteur de qualité amélioré.

Nous allons conserver le même domaine d'optimisation que celui considéré pendant l'optimisation d'un seul résonateur diélectrique (épaisseur d'optimisation $2*E=6$ mm).

Pour faciliter l'optimisation, nous avons réglé la réponse du filtre sans mettre de vis de réglage car ces vis devenaient gênantes en pénétrant dans le domaine d'optimisation. Pour pouvoir supprimer ces vis, nous avons remplacé les iris rectangulaires par des iris carrées : dans ce cas les 2 polarisations orthogonales sont couplées de la même quantité ce qui limite naturellement leur désynchronisation et permet de retirer les vis de réglage en fréquence.

Le domaine d'optimisation sera défini par les deux volumes à l'intérieur des cadres, conservés comme dans le cas des résonateurs unitaires pour assurer le maintien dans la cavité.

La structure initiale considérée pour l'optimisation est présentée sur la figure A5.2.

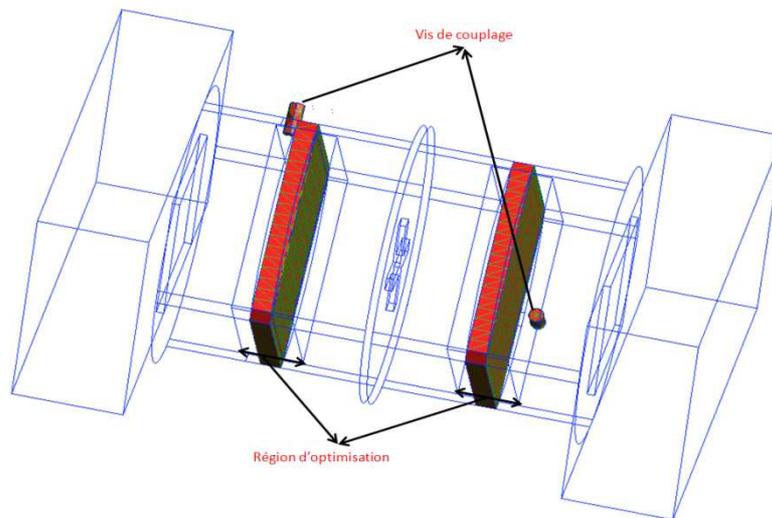


Figure A5.2 Configuration de départ formée de 200 éléments dans l'état $\eta=1$

Le domaine d'optimisation est discrétisé en 600 éléments cubiques (300 par cavité).

Pour la structure de référence, dans chaque cavité, 100 éléments cubiques sont dans la densité de remplissage $\eta=1$ (élément entièrement diélectrique) pour décrire la plaque de référence et 200 éléments sont dans la densité de remplissage $\eta=0$ (air) pour les deux couches qui entourent la plaque.

Le changement de discrétisation (taille d'un élément cubique) par rapport au résonateur unitaire est effectué dans le but d'avoir un coût de calcul électromagnétique qui reste acceptable, sans altérer la précision du calcul.

Le but alors est d'appliquer les outils d'optimisation afin de trouver la distribution optimale de matériau diélectrique dans les deux cavités pour améliorer la réponse en transmission du filtre (réduire ses pertes d'insertion).

Pour ce type de problème, l'optimisation sous plusieurs contraintes reste très délicate et souvent infaisable. En effet, le filtre est très sélectif et le moindre changement (construction ou destruction d'un élément diélectrique) entraîne une forte dégradation de sa réponse (critère d'optimisation très sensible). Notons que le fait que les dimensions des vis et des iris de couplages restent fixes complique la phase d'optimisation. L'existence de toutes ces contraintes limite considérablement l'espace des solutions admissibles.

Des essais ont été effectués pour améliorer la réponse en transmission du filtre avec la technique du gradient topologique.

En partant de la configuration de référence (figure A5.2) aucun changement n'a été remarqué à la fin de chaque essai. Ensuite nous avons testé d'autres cas en modifiant le point de départ (domaine rempli complètement de matériau diélectrique, domaine vide). La technique du gradient topologique converge localement vers les solutions les plus proches de conditions initiales, mais les réponses de ces solutions sont toujours très loin de la réponse de référence.

Suite à ces divers essais, nous avons déduit qu'il est nécessaire d'assurer certaines contraintes pendant l'optimisation afin de garantir l'existence d'une fonction de filtrage avec 2 zéros de transmission. Ces contraintes sont caractérisées par :

- les deux volumes doivent avoir la même distribution de matériau diélectrique (distribution dupliqué).
- les deux couches diélectriques qui décrivent les plaques de référence doivent être totalement symétriques afin d'obtenir de résonateurs bimodes

La seule technique d'optimisation capable de prendre en compte ces contraintes est l'approche génétique.

Pour cette optimisation, nous avons choisi une représentation en chaîne de bits, le nombre de variables est réduit à 30 en imposant les contraintes de symétries décrites ci-dessus. Donc, un individu est formé de 30 gènes binaires, les 15 premiers bits dans la chaîne représentent la distribution des éléments diélectriques autour des résonateurs de référence (distribution homogène dans les quatre couches entourant les résonateurs de base) et les autres représentent

la distribution des éléments dans les supports. Sur la figure A5.3 nous montrons le codage binaire de la conception de départ en chaîne de bits.

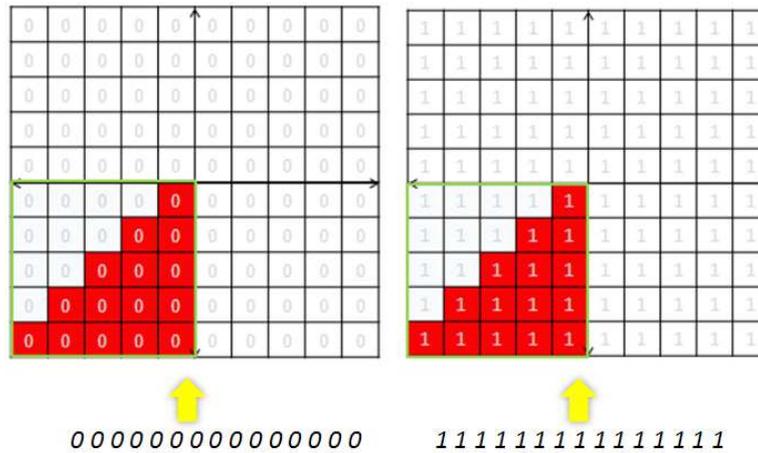


Figure A5.3 Codage de la configuration de départ en chaîne binaire de 30 bits.

Nous avons appliqué l'optimisation génétique avec plusieurs taille de la population de base (20, 40,80), la meilleure solution est obtenue après 17 générations (1377 calculs EM) de la population initiale formée de 80 solutions (structure de référence incluse). La forme optimisée du résonateur est illustrée sur la figure A5.4.

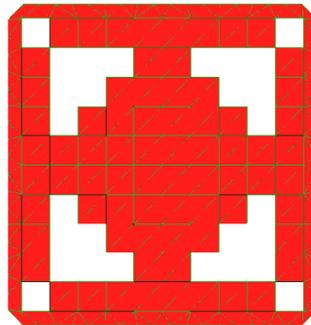


Figure A5.4 Distribution de matériau diélectrique après optimisation par AG.

Les réponses fréquentielles du filtre de référence et du filtre optimisé par l'approche génétique sont affichées sur la figure A5.5 et la matrice de couplage du filtre optimisé est de la forme suivante :

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 1.036 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1.036 & -0.0258 & 1.0028 & 0.0117 & -0.4539 & 0 \\ 0 & 1.0028 & 0.1211 & 1.0216 & 0.0120 & 0 \\ 0 & 0.0117 & 1.0216 & -0.0815 & 0.9793 & 0 \\ 0 & -0.4539 & 0.012 & 0.9793 & 0.0852 & 1.035 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1.035 & 0 \end{bmatrix}$$

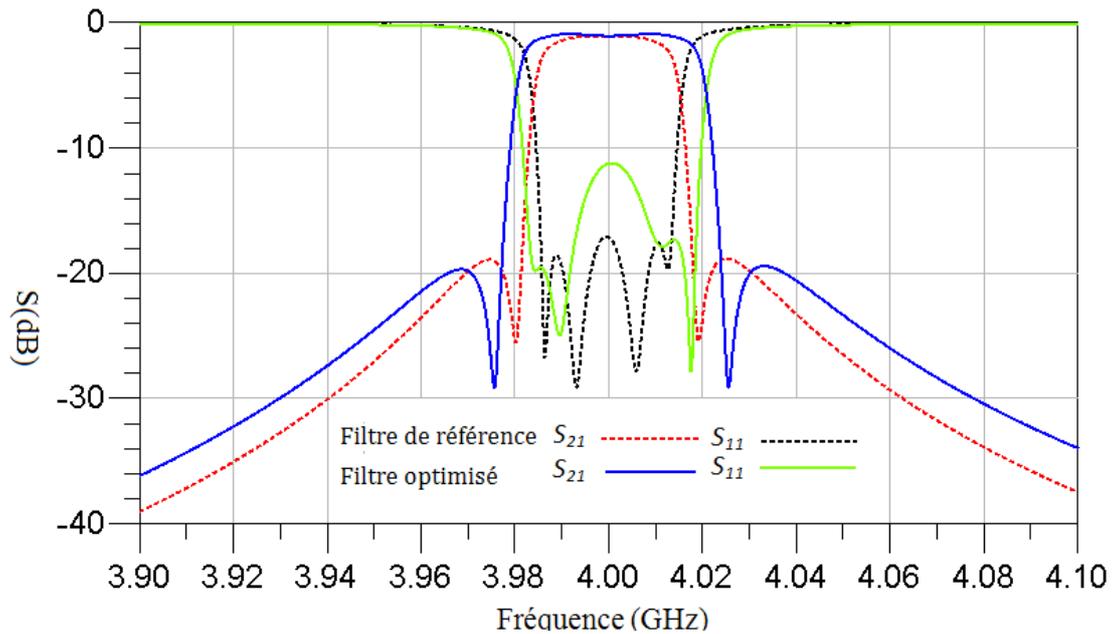


Figure A5.5 Réponses en fréquence du filtre de référence et du filtre optimisé par AG

A partir de matrice de couplage et de la réponse fréquentielle du filtre optimisé nous pouvons observer que le comportement fréquentiel du filtre optimisé reste proche de la réponse du filtre de référence. En effet, le filtre optimisé présente une bande plus large de 10 MHz par rapport au filtre de référence avec une dégradation de l'adaptation. Le facteur de qualité du filtre optimisé est égal à 12900 ce qui représente une amélioration de presque 18 % par rapport au facteur de qualité du filtre de référence (le facteur de qualité du filtre de référence s'élève à 11000 après le changement de la forme des iris d'entrée /sortie).

Afin d'évaluer plus précisément la performance du filtre optimisé en pertes, une étude en puissance dissipée a été réalisée. La proportion de puissance dissipée par rapport à la puissance incidente est illustrée sur la figure A5.6.

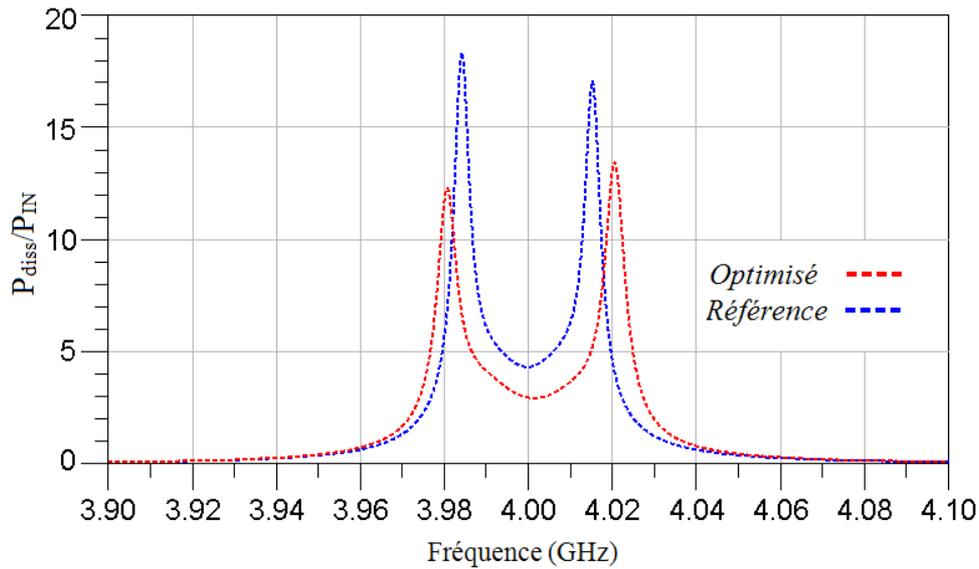


Figure A5.6 Proportion de puissance dissipée

Nous constatons donc que le filtre optimisé dissipe moins d'énergie, ce qui confirme la performance améliorée du filtre optimisé.

Finalement, au terme de cette optimisation, nous avons montré qu'il est possible d'optimiser directement la fonction de transfert du filtre pour réduire les pertes d'insertions.

Le problème doit cependant être très contraint pour aboutir à une solution satisfaisante. Dans ce cas, une intervention du concepteur est nécessaire pour aboutir à une solution originale et performante. Nous avons par exemple dû imposer des contraintes de symétries pendant l'optimisation.

La configuration optimisée concentre le matériau diélectrique au milieu de chaque cavité pour réduire les pertes, comme dans le cas du résonateur unitaire. Nous obtenons des performances en termes de facteur de qualité qui sont aussi très comparables : 12900 ici et 12960 dans le cas du résonateur unitaire.

Le filtre optimisé directement avec l'algorithme génétique n'est pas parfaitement réglé, mais quelques corrections apportées sur les éléments du filtre en utilisant la procédure d'identification de la matrice de couplage nous permettrait de retrouver le même gabarit de filtrage.

6 Références

- [1] **J. C. Culioli**, “Introduction à l’Optimisation”, Ellipses, ISBN 2-729- 89428-4, 1994.
- [2] **J. C. Gilbert and J. Nocedal**, “Global convergence properties of conjugate gradient methods for optimization”, *SIAM Journal on Optimization*, Vol. 2 (1), pp. 21-24, 1992.
- [3] **S. A. Vandar, V. H. A. Vander**, “The rate of convergence of conjugate gradients”, *Numerische Mathematik.*, Vol. 48 (5), pp. 543-560, 1986.
- [4] **W. H. Press**, “Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing”, Cambridge University Press, ISBN 0-521-43108-5,1992.
- [5] **S. A. Zenios, M. C. Pinar**, “Parallel block-partitioning of truncated Newton for nonlinear network optimization”, *SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing* , Vol. 13 (5), pp. 1173-1193, (1992).
- [6] **R. Fletcher**, “Practical Methods of Optimization”, John Wiley & Sons, ISBN 0-471-49463-1, 1987.
- [7] **P. Segalat**, “Méthodes de points intérieurs et de quasi-Newton”, Thèse de Doctorat, Université de Limoges, 20 décembre2002.
- [8] **J. A. Nelder, R. Mead**, “A Simplex Method for Function Minimization”, *Computer Journal*, vol. 7, pp. 308-312, 1965.
- [9] **S. S. Rao**, - *Engineering Opimization, Theory and Practice* -, Wiley, 1996.
- [10] **N. Metropolis, A. Rosenbluth, M. Rosenbluth, A. Teller, E. Teller**, “Equation of state calculations by fast computing machines”, *Journal of Chemical Physics*, vol. 21, pp. 1087-1092, 1953.
- [11] **S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, M. P. Vecchi**, “Optimization by Simulated Annealing”, *Science*, 220, pp. 671-680, 1983.
- [12] **F. Glover**, “Tabu Search - Part I”, *ORSA Journal on Computing*, vol.1, n. 3, pp. 190-206, 1989.
- [13] **F. Glover**, “Tabu Search - Part II”, *ORSA Journal on Computing*, vol. 2, n. 1, pp. 4-32, 1990.
- [14] **N. Hu**, “Tabu Search Method with random moves for globally optimal design”, *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 35, n. 5, pp. 1055-1070, 1992.

- [15] **J. H. Holland** , Adaptation in natural and artificial systems. Ann Arbor : The University of Michigan Press, 1975.
- [16] **J. H. Holland**, Les algorithmes génétiques. Pour la Science, no 179, p. 44-51, septembre 1992.
- [17] **J. P. Cohoon, S. U. Hegde, W. N. Martin et D. S. Richards**, “Distributed genetic algorithms for the floor plan design problem”, IEEE Trans. on CAD, 10, no 4, p. 483-492, April 1991.
- [18] **A. Coloni, M. Dorigo, V. Maniezzo**, “Distributed optimization by ants colonies”, European Conf. ECAL’91, p. 134-142, France,1992.
- [19] **D. Costa et A. Hertz**, Ants can colour graphs, JORS, 48(3), pp. 295-305, 1997.
- [20] **M. Dorigo et L. M. Gambardella**, “Ant Colony System: a cooperative learning approach to the Travelling Salesman Problem”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1), pp. 53-66,1997.
- [21] **J. Kennedy and R. Eberhart**, “Particle Swarm Optimization”, In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network, volume IV, pages 1942–1948, 1995.
- [22] **M. Clerc and J. Kennedy**, “The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space”, IEEE Trans. Evolutionary Computation, 6(1) :58–73, 2002.
- [23] **F. van den Bergh**, An Analysis of Particle Swarm Optimizers. PhD thesis, Department of Computer Science, University of Pretoria, 2002.
- [24] **R. Myers and D. Montgomery**, Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments, 2nd ed. John Wiley and Sons, Inc., New York, USA, 2002. ISBN 0-471-41255-4.
- [25] **S. Vivier.**, “Stratégies d’optimisation par la méthode des plans d’expériences et application aux dispositifs électroniques modélisés par éléments finis”, Thèse de doctorat, Génie électrique, Ecole Centrale de Lille, et Université de Sciences et Technologies de Lille, 11 juillet 2002 (n° 3151).
- [26] **S. B. Cohn**,“Direct coupled resonator filters”, Proceedings of the IRE, vol.45, p. 187-196, Février 1957.
- [27] **S. Bila**, “Développement de méthodes d’optimisation électromagnétique automatique. Application aux dispositifs microondes”, Thèse de doctorat de l’Université de Limoges, Mai 1999.

- [29] **K. Khoder**, “Optimisation de composants hyperfréquences par la technique des plans à surfaces de réponses”, Thèse de l’Université de Limoges, 16 décembre 2011.

RESUME

Les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit concernent la conception assistée par ordinateur des composants et circuits hyperfréquences, et plus précisément le développement de techniques d'optimisation de formes. Les techniques d'optimisation de formes permettent de déterminer des solutions à un problème électromagnétique donné en optimisant la forme d'un dispositif hyperfréquence (la distribution de métal sur un substrat en 2D ou la distribution de matériau diélectrique en 3D) par rapport à des spécifications électriques. Dans cette optique, les travaux de cette thèse appliquent différentes techniques regroupées dans une bibliothèque d'outils d'optimisation de formes généraliste à la conception électromagnétique de dispositifs hyperfréquences. Ces techniques locales et globales sont applicables à une variété de composants et de circuits pour atteindre des performances non accessibles aujourd'hui au moyen des méthodes classiquement employées. L'intérêt de cette bibliothèque réside dans le fait qu'elle permet de coupler des techniques d'optimisation portant sur les dimensions de la structure, sur sa forme et/ou sur sa topologie. La bibliothèque élaborée est utilisée pour l'optimisation de filtres hyperfréquences utilisés dans les satellites de télécommunications.

ABSTRACT

The work presented in this manuscript aims to develop a library of structural optimization techniques for advanced computer aided design (CAD) of microwave components and circuits. Structural optimization techniques allow establishing a solution for a given electromagnetic (EM) problem optimizing the shape and the topology of microwave devices (the metal distribution (2D) on a substrate or the dielectric material distribution in 3D) according to electric specifications. In the framework of this thesis, different local and global structural optimization techniques are combined into a library for the design of microwave devices. These techniques are applicable to a variety of microwave components and circuits in order to attain an optimized performance compared to a conventional method. The novelty of this library is to combine several techniques for optimizing the structure dimensions, its shape and/or its topology. The elaborated library is applied to the design of microwave filters for telecommunication satellites.