Conception électromagnétique de circuits hyperfréquences par optimisation de formes paramétrées par des courbes de Bézier

Ali Dia

▶ **To cite this version:**

Ali Dia. Conception électromagnétique de circuits hyperfréquences par optimisation de formes paramétrées par des courbes de Bézier. Electronique. Université de Limoges, 2022. Français. NNT : 2022LIMO0058 . tel-03767288

HAL Id: tel-03767288
https://theses.hal.science/tel-03767288

Submitted on 1 Sep 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse de doctorat

Université de Limoges

Université de Limoges

ED 610 - Sciences et Ingénierie des Systèmes, Mathématiques, Informatique (SISMI)

XLIM / Systèmes RF

Thèse pour obtenir le grade de
Docteur de l'Université de Limoges
Discipline : « Electronique des Hautes Fréquences, Photoniques et Systèmes »

Présentée et soutenue le 19 juillet 2022 par **Ali DIA**

Conception électromagnétique de circuits hyperfréquences par optimisation de formes paramétrées par des courbes de Bézier

Thèse dirigée par Stéphane BILA, Olivier RUATTA, Cyrille MENUDIER et Christophe DUROUSSEAU

JURY :

Rapporteurs
M. Cédric Quendo, Professeur à l'Université de Bretagne Occidentale
M. Gaétan Prigent, Maitre de Conférence à l'INP de Toulouse

Examinateurs
M. Christian Person, Professeur à l'IMT Atlantique
M. Anthony Ghiotto, Maitre de Conférence à l'INP de Bordeaux
M. Stéphane Bila, Directeur de Recherche du CNRS
M. Olivier Ruatta, Maitre de Conférence à l'Université de Limoges
M. Cyrille Menudier, Professeur à l'Université de Limoges
M. Christophe Durousseau, Enseignant chercheur à 3IL

Invités
M. Ludovic Carpentier, Ingénieur au CNES

Dédicace

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Épigraphe (citation d'un auteur que vous souhaitez mettre en exergue de votre thèse)
Nom de l'auteur

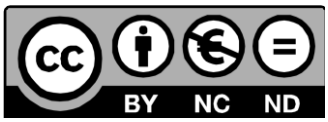
Licence CC BY-NC-ND 3.0

Remerciements

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Droits d’auteurs

Cette création est mise à disposition selon le Contrat :
« **Attribution-Pas d'Utilisation Commerciale-Pas de modification 3.0 France** »
disponible en ligne : *http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/fr/*



Licence CC BY-NC-ND 3.0

Table des matières

Introduction 15

Chapitre I. Présentation générale d'un problème d'optimisation de formes 17

I.1. Introduction 17

I.2. Formulation générale d'un problème d'optimisation 18

I.2.1. Étape 1: Description du problème 18

I.2.2. Étape 2: Collecte des informations 18

I.2.3. Étape 3: Définition des variables de conception 19

I.2.4. Étape 4: Critère d'optimisation 20

I.2.5. Étape 5: Formulation des contraintes 20

I.3. Formulation mathématique [1] 22

I.3.1. Modèle standard du problème d'optimisation 22

I.3.2. Optimisation multi-objectif 23

I.3.3. Traitement du problème de maximisation 25

I.3.4. Ensemble réalisable 25

I.3.5. Variables du problème 26

I.3.6. Optimum local et global [4] 26

I.4. Algorithmes des méthodes de résolution et leurs classifications [5] 28

I.4.1. Méthodes déterministes 28

I.4.1.1. Les méthodes de simplexe 28

I.4.1.2. Les méthodes de recherche dans une famille de directions 28

I.4.1.3. Les méthodes à surface de réponse 29

I.4.1.4. Les méthodes d'interpolations 29

I.4.2. Méthodes stochastiques [16] 29

I.4.2.1. Le recuit simulé 29

I.4.2.2. Les algorithmes génétiques [19] [20] 29

I.4.2.3. La recherche tabou [21] [22] 30

I.5. Classification des problèmes d'optimisation structurelle [23] [24] 31

I.5.1. Optimisation de la géométrie dimensionnelle 31

I.5.2. Optimisation de contour [29] [30] 34

I.5.2.1. Méthode des courbes de niveaux 36

I.5.2.2. Paramétrage utilisant des courbes [30] 38

I.5.3. Optimisation topologique 42

I.5.3.1. La méthode d'homogénéisation [40] 43

I.6. Conclusion 45

I.7. Références 46

Chapitre II. Etat de l'art de l'optimisation structurelle dans le domaine des hyperfréquences et paramétrage de contour utilisant les courbes de Béziers 49

II.1. Introduction 49

II.2. Revue de littérature sur l'optimisation structurelle dans le domaine des hyperfréquences 50

II.2.1. Optimisation de la géométrie dimensionnelle 50

II.2.2. Optimisation de contour 57

II.2.3. Optimisation topologique 63

II.2.4. Limitation des méthodes d'optimisation de forme 67

II.3. Courbes de Bézier 68

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.3.1. Présentation et définition 68
II.3.2. Propriétés 71
II.3.3. Expression matricielle des courbes de Bézier 72
II.4. Application des courbes de Bézier à l'optimisation de formes 74
II.4.1. Courbes de Bézier pour l'optimisation de contour 74
II.4.1.1. Interpolation utilisant les courbes de Bézier 75
II.4.1.2. Déformation d'une courbe 77
II.4.1.3. Division d'une courbe 79
II.5. Couplage de la méthode des courbes de Bézier avec les méthodes de descente 82
II.5.1. Méthode de gradients 82
II.5.2. Méthode de descente adaptative 84
II.6. Conclusion 86
II.7. Références 87
Chapitre III. Développement et application de la méthode d'optimisation de contour paramétré par des courbes de Bézier 89
III.1. Introduction 89
III.2. Conception d'un filtre volumique hyperfréquence 90
III.2.1. Principe de fonctionnement 90
III.2.2. Structure de référence 92
III.2.2.1. Modèle initial 92
III.2.2.2. Modèle simplifié avec des plots facétisés 93
III.2.3. Présentation de l'algorithme 95
III.2.4. Contraintes de faisabilité 98
III.3. Application de la méthode de paramétrage par des courbes de Bézier 99
III.3.1. Optimisation du contour d'un seul plot métallique 99
III.3.1.1. Pas de déformation fixe 99
III.3.1.2. Pas de déformation optimal 104
III.3.2. Optimisation du contour des deux plots métalliques 109
III.3.2.1. Plots symétriques 109
III.3.2.2. Plots indépendants 111
III.3.3. Conclusions sur les premiers tests 114
III.4. Hybridation avec une méthode d'optimisation paramétrique 115
III.4.1. Structure de référence 115
III.4.2. Optimisation paramétrique des plots 115
III.4.3. Couplage de l'optimisation paramétrique et de l'optimisation de contour par courbes de Bézier 120
III.5. Conclusion 123
III.6. Références 124
Chapitre IV. Optimisation d'un filtre hyperfréquence par la méthode des courbes de Bézier 125
IV.1. Introduction 125
IV.2. Caractérisation des résonateurs 126
IV.2.1. Fréquence de résonance 126
IV.2.2. Facteur de qualité 126
IV.3. Paramétrage par des courbes de Bézier 129
IV.4. Structure de référence à cavités vides 131
IV.4.1. Spécifications 131

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.4.2. Optimisation des dimensions géométriques 132
IV.5. Structure compacte classique à plots cylindriques 135
IV.5.1. Méthode d'optimisation des dimensions par identification de la matrice de couplage et extraction des sensibilités 136
IV.5.2. Application de la méthode d'optimisation au dimension de la structure compacte à plots cylindriques 137
IV.6. Comparaison des pertes pour les deux structures e référence 140
IV.7. Structure compacte optimisée en pertes avec des contours de plots définis par des courbes de Bézier 141
IV.7.1. Première approche 141
IV.7.1.1. Processus d'optimisation 141
IV.7.1.2. Vérification de la méthode proposée 142
IV.7.1.3. Application et résultats 143
IV.7.2. Deuxième approche 149
IV.7.2.1. Diagramme de processus 149
IV.7.2.2. Application et résultats 150
IV.8. Fabrication et caractérisation des structures de référence et des structures optimisées 156
IV.8.1. Fabrication 156
IV.8.2. Caractérisation 158
IV.9. Conclusion 162
IV.10. Références 163
Conclusion 164

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Table des illustrations

Figure 1 : Illustration de la différence entre contraintes d'égalité et d'inégalité 21
Figure 2 : Transformation d'un problème de maximisation en problème de minimisation 25
Figure 3 : Représentation des points optimums locaux d'une fonction non bornée et sans contraintes.....26
Figure 4 : Représentation des points optimums locaux et globaux d'une fonction bornée et avec contraintes 27
Figure 5 : Optimisation des dimensions géométriques.....32
Figure 6 : Optimisation de contour.....34
Figure 7 : Diagramme du processus général de l'optimisation de contour 35
Figure 8 : Interface $\Gamma(t)$ se déplaçant à une vitesse V suivant la normal n 37
Figure 9 : Format de transformation des courbes pour les formes bidimensionnelles 39
Figure 10 : Exemple d'une courbe géométrique 40
Figure 11 : Exemple d'une courbe de Bézier 41
Figure 12 : Optimisation topologique 43
Figure 13 : Jonction micro-onde optimisée par réseau de neurones entrainé sur les pôles et résidus de la fonction de transfert [1].....50
Figure 14 : Antenne ultra-large-bande optimisée par réseau de neurones entrainé sur les pôles et résidus de la fonction de transfert [1] 51
Figure 15 : Filtre planaire optimisé par réseau de neurones entrainé sur les pôles et résidus de la fontion de transfert [1].....51
Figure 16 : Filtre en guide optimisé par modèle neuronal hybride.....52
Figure 17 : Filtre en plan H optimisé par modèle neuronal hybride 52
Figure 18 : Structures paramétrées des cellules utilisés pour concevoir un coupleur en dérivation.....53
Figure 19 : Comparaison de dimensions de la structure de référence et de la structure compacte optimisée 53
Figure 20 : Matrice de Butler miniature.....54
Figure 21 : Comparaison des paramètres $S11$ obtenus par une optimisation de meilleure adaptation et une optimisation par relaxation 55
Figure 22 : Structure du filtre guide d'onde. 56
Figure 23 : Paramètres S du modèle initial et des différents algorithmes classiques 56
Figure 24 : Résultat de l'optimisation des dimensions géométriques du filtre par l'algorithme (HHO).....57
Figure 25 : Schémas de l'antenne optimisée et des paramètres décrivant sa forme.....57
Figure 26 : Adaptation d'impédance dans la bande de fréquence UWB en terme de VSWR58

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Figure 27 : Example de déformation d'une cavité rectangulaire à bords arrondis 59
Figure 28 : Maillages de l'antenne planaire conforme.....60
Figure 29 : Comparaison du paramètre $S11dB$ et du motif de rayonnement des antennes ultra large bandes 60
Figure 30 : Résonateurs optimisés par courbes de niveaux puis paramétrisation géométrique 61
Figure 31 : Evolution du facteur de qualité aux différentes étapes de l'optimisation.....61
Figure 32 : Optimisation de formes d'absorbants microondes 62
Figure 33 : Résultat d'optimisation topologique d'une antenne microruban par essaim de particules (PSO).....63
Figure 34 : Différentes structures de plan de masse et de structures d'alimentation utilisées pour l'optimisation des antennes UWB. 64
Figure 35 : Pixélisation du patch rayonnant pour l'optimisation topologique de l'antenne 65
Figure 36 : Topologie optimale des antennes UWB.....65
Figure 37 : Résultats d'optimisation de l'antenne.....65
Figure 38 : Résultat de l'optimisation topologique de l'élément de couplage céramique.....66
Figure 39 : Résultat de l'optimisation topologique des résonateurs céramiques 66
Figure 40 : Algorithme de De Casteljau, t=0.36 69
Figure 41 : Fonctions de pondération des points de contrôle de la courbe de Bézier 69
Figure 42 : Différents formes des courbes de Bézier cubiques.....70
Figure 43 : Courbe de Bézier fermée de degré 6.....71
Figure 44 : Déformation des quatre points de la courbe 78
Figure 45 : Déformations des quatre points de contrôle après l'interpolation.....79
Figure 46 : Division d'une courbe de Bézier cubique 81
Figure 47 : Interpolation de la fonction de coût pour trouver le pas optimal ti de chaque variable 85
Figure 48 : Exemple de différents filtres en technologies volumiques.....90
Figure 49 : Schéma représentant un quadripôle.....91
Figure 50 : Structure initiale et ses dimensions en mm.....92
Figure 51 : Paramètres S de la structure initiale 93
Figure 52 : Modèle simplifié à plots facétisés de la structure de référence 94
Figure 53 : Représentation 2D du modèle initial et du modèle simplifié et les deux configurations des polygones de contrôle qui définissent le même contour.....95
Figure 54 : Réponse des paramètres S du modèle simplifié.....95
Figure 55 : Diagramme de processus de l'algorithme d'optimisation présenté.....97
Figure 56 : Vue de dessus du modèle à plots facétisés.....99

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Figure 57 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm et un pas de déformation de 0.01 100

Figure 58 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm et un pas de déformation de 0.05 101

Figure 59 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm et un pas de déformation de 0.1 102

Figure 60 : Vue de dessus du modèle à plots facétisés 102

Figure 61 : Résultats de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 14 mm pour un pas de déformation de : (a) 0.01, (b) 0.05 et (c) 0.08 103

Figure 62 : Vue de dessus des différentes structures initiales pour le test du pas optimal ..104

Figure 63 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm avec un pas de déformation optimal à chaque itération 105

Figure 64 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 14 mm avec un pas de déformation optimal à chaque itération 106

Figure 65 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 12 mm avec un pas de déformation optimal à chaque itération 107

Figure 66 : Contour du plot défini par trois courbes de Bézier par morceaux et sa discrétisation 108

Figure 67 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot défini par des courbes de Bézier par morceaux avec un pas de déformation optimal à chaque itération 108

Figure 68 : Résultats de l'optimisation des structures pour différents formes initiales 110

Figure 69 : Structure de départ avec deux plots métalliques symétriques.....111

Figure 70 : Résultat de l'optimisation des trois structures de départ : (a) rayon = 17 mm, (b) rayon = 14 mm et (c) courbes de Bézier par morceaux fermées.....112

Figure 71 : Structure de départ avec deux plots métalliques indépendants : (a) rayon1=17 mm, rayon2=13 mm et (b) rayon1=rayon2=14 mm.....113

Figure 72 : Résultats en termes de paramètres S des deux structures de départs 113

Figure 73 : Variation du critère d'optimisation et comparaison de la forme optimale de chaque plot avec la forme référence et sa forme initiale 114

Figure 74 : Structure de référence dans deux plans transversaux et sa réponse de paramètres S.....115

Figure 75 : Structure initiale pour le problème d'optimisation paramétrique 116

Figure 76 : Résultat de l'optimisation paramétrique des plots avec conditions de symétrie 117

Figure 77 : Résultat de l'optimisation paramétrique des plots sans condition de symétrie ..118

Figure 78 : Structure initiale du deuxième problème d'optimisation paramétrique.....118

Figure 79 : Résultat de l'optimisation paramétrique des plots avec conditions de symétrie 119

Figure 80 : Résultat de l'optimisation paramétriques des plots métalliques indépendants ..120

Figure 81 : Structure de départ du problème d'optimisation de contour 121

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Figure 82 : Résultat du couplage de l'optimisation paramétrique et de l'optimisation de contour 121

Figure 83 : Comparaison de la forme optimale de chaque partie du plot à la forme de référence et à la forme initial après discrétisation 122

Figure 84 : Pertes d'insertion de la réponse électrique en transmission d'un résonateur 127

Figure 85 : Calcul du facteur de qualité à vide d'un résonateur à partir du paramètre S_{21} ...128

Figure 86 : Diagramme de processus de la méthode proposée 130

Figure 87 : Diagramme et matrice de couplage idéale et sa réponse en paramètres S 131

Figure 88 : Structure de référence et les dimensions géométriques à optimiser 133

Figure 89 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure de référence optimisée et ses paramètres S 134

Figure 90 : Distribution du champ électrique des modes résonants 135

Figure 91 : Structure compacte chargée de plots cylindriques et les dimensions géométriques à optimiser 136

Figure 92 : Diagramme de processus de la méthode d'optimisation utilisant l'identification de la matrice de couplage 137

Figure 93 : Structure de la première étape et les dimensions géométriques à optimiser....138

Figure 94 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure compacte à plots cylindriques optimisée après la première étape et ses paramètres S 138

Figure 95 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure compacte à plots cylindriques optimisée après la seconde étape et ses paramètres S 139

Figure 96 : Comparaison des pertes pour la structure vide et la structure compacte chargée de plots cylindriques 140

Figure 97 : Plot métallique défini par une courbe de Bézier 141

Figure 98 : Structure initiale et optimale du filtre de vérification 142

Figure 99 : Réponses de la structure de vérification et évaluation des pertes des différentes structures 143

Figure 100 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure compacte à 2 plots courbes (étape 1) et ses paramètres S....144

Figure 101 : Structure compacte à 4 plots courbes (formes initiale et optimale pour l'étape 2) 144

Figure 102 : Réponses de la structure compacte à 4 plots courbes et évaluation des pertes des différentes structures 145

Figure 103 : Structure compacte à 6 plots courbes (formes initiale et optimale pour l'étape 3) 145

Figure 104 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes et évaluation des pertes des différentes structures 146

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Figure 105 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes après optimisation finale avec Presto 146

Figure 106 : Diagramme de processus de la méthode d'initialisation des formes 150

Figure 107 : Formes initiale et optimale de la cavité monomode optimisée (mode TE_{101}) ...151

Figure 108 : Résultat de l'optimisation de la forme du plot dans la cavité monomode (mode TE_{101}) 151

Figure 109 : Formes initiale et optimale de la cavité bi-mode optimisée (mode TE_{201}) 152

Figure 110 : Résultat de l'optimisation de la forme du plot dans la cavité bimode (mode TE_{201}) 152

Figure 111 : Formes initiale et optimale de la cavité bi-mode optimisée (mode TE_{102}) 153

Figure 112 : Résultat de l'optimisation de la forme du plot dans la cavité bimode (mode TE_{102}) 153

Figure 113 : Formes initiale et optimale de la cavité bi-mode optimisée (mode TE_{102}) 154

Figure 114 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes après optimisation par la méthode adaptative (deuxième approche).....154

Figure 115 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes après optimisation avec Presto (deuxième approche) 155

Figure 116 : Modèles des différentes structures imprimées en plastique 157

Figure 117 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure de référence 158

Figure 118 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure compacte classique 158

Figure 119 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure compacte optimisée en pertes par des courbes de Bézier (première approche) 159

Figure 120 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure compacte optimisée en pertes par des courbes de Bézier (deuxième approche).....159

Figure 121 : Comparaison entre mesures et simulations pour les différentes structures fabriquées 159

Figure 122 : Comparaison entre mesures et simulations des cavités résonantes pour le calcul du facteur de qualité de chaque forme 160

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Table des tableaux

Tableau 1 : Tableau des spécifications.....131

Tableau 2 : Les différentes étapes de conception de la structure de référence bi-mode quatre pôles 133

Tableau 3 : Dimensions optimales du filtre de référence 134

Tableau 4 : Les valeurs initiales et optimales des variables du filtre de la première étape..138

Tableau 5 : Variables initiales et optimales de la structure compacte classique.....139

Tableau 6 : Dimensions de la structure compacte avec 2 plots courbes (étape 1).....144

Tableau 7 : Dimensions de la structure compacte avec 4 plots courbes (étape 2).....145

Tableau 8 : Dimensions de la structure compacte avec 6 plots courbes (étape 3).....146

Tableau 9 : Dimensions de la structure compacte à plots courbes optimisées avec Presto 146

Tableau 10 : Facteur de qualité des différents formes et étapes du processus dans la cavité bi-mode 148

Tableau 11 : Facteur de qualité des différents formes et étapes du processus dans la cavité monomode 148

Tableau 12 : Comparaison des facteurs de qualité pour les formes initiale et optimale avec celui de la référence vide et de la forme cylindrique à la même fréquence de résonance (mode TE_{101}) 151

Tableau 13 : Comparaison des facteurs de qualité pour les formes initiale et optimale avec celui de la référence vide et de la forme cylindrique à la même fréquence de résonance (mode TE_{201}) 152

Tableau 14 : Comparaison des facteurs de qualité pour les formes initiale et optimale avec celui de la référence vide et de la forme cylindrique à la même fréquence de résonance (mode TE_{102}) 153

Tableau 15 : Dimensions de la structure compacte à plots courbes (deuxième approche) .154

Tableau 16 : Dimensions géométriques de la strcture compacte à plots courbes optimisées avec l'outil Presto (deuxième approche).....154

Tableau 17 : Avantages et inconvénients des techniques d'impression.....156

Tableau 18 : Comparaison des facteurs de qualité extraits en simulation et en mesure pour les différentes formes et estimation des conductivités mesurées.....161

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Introduction

La communication est un élément essentiel de notre vie depuis le début de l'humanité. L'évolution des modes de communication est un processus continu et avec les progrès de la technologie moderne, les méthodes de communication ont changé. Le développement du domaine des télécommunications, depuis le début du XXème siècle et les découvertes scientifiques importantes réalisées dans le domaine de l'électromagnétisme, ont eu un impact important sur notre histoire contemporaine. Des technologies variées ont notamment été mises au point pendant les guerres mondiales, en commençant par la radiotéléphonie pendant la première guerre mondiale jusqu'aux applications radar pendant la deuxième. Récemment la pandémie COVID-19, peut-être plus que tout autre événement dans l'histoire de l'humanité, a démontré l'importance et le rôle essentiel que jouent les infrastructures de télécommunications pour que les entreprises, les gouvernements et les sociétés restent connectés et que les services fonctionnent. En raison des perturbations économiques et sociales causées par la pandémie, les gens du monde entier comptent sur la technologie pour s'informer, s'éloigner socialement et travailler à domicile.

La croissance de la connectivité mondiale et du taux des informations échangées par les réseaux, alimentée récemment par la pandémie COVID-19, offre de nombreuses opportunités aux entreprises des télécommunications pour proposer des produits et des services innovants, d'où la nécessité de solutions technologiques efficaces et abordables. Pour répondre à ces besoins, le développement de composants électroniques performants par les concepteurs est indispensable.

L'utilisation d'outils de conception assistée par ordinateur (CAO) pour la simulation de circuits et de systèmes électroniques, a pris une place de plus en plus importante durant les dernières années jusqu'à devenir indispensable aux concepteurs. Ces outils sont utilisés pour la modélisation et le dimensionnement des dispositifs électroniques, ils sont capables de prédire précisément leur comportement en fonction de leurs caractéristiques géométriques et physiques en se basant sur un modèle fiable. Le dimensionnement à l'aide de ces outils est alors réalisé par le concepteur qui se base essentiellement sur son expérience ou sur des modules d'optimisation implémentés dans les outils de CAO.

Les méthodes d'optimisation classiquement implémentés dans les outils de CAO permettent d'améliorer les performances en jouant sur les dimensions géométriques ou les paramètres physiques de la structure, mais le concepteur peut être limité par la géométrie fixée au départ et peut souhaiter changer la forme du dispositif en cours de conception. Les méthodes d'optimisation de formes répondent à cette problématique en fournissant un nouveau paramétrage de la structure, basée sur les contours ou la topologie, afin d'élargir l'espace de conception pour accéder potentiellement à des dispositifs plus performants.

Il existe déjà dans la littérature, différentes techniques d'optimisation de forme appliquées à la conception électromagnétique des dispositifs hyperfréquences. Ces outils de conception sont puissants et ont montré une capacité intéressante à pousser les limites de conception classique, mais elles ont pour inconvénient la nécessité d'un nombre important de variables.

L'objectif de ces travaux de thèse est de développer une nouvelle technique d'optimisation qui utilise un paramétrage de la forme plus efficace que les méthodes actuelles, permettant ainsi de réduire le nombre de variables servant à décrire la forme de la structure. Ce paramétrage plus efficace doit donc relaxer le problème d'optimisation et autoriser généralement la recherche de solutions locales ou globales.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Le premier chapitre est consacré à une description assez générale de la formulation d'un problème d'optimisation et les étapes du processus transformant le problème de conception d'un système en un problème d'optimisation correctement défini. Ensuite nous définissons le problème d'optimisation sous forme d'un modèle mathématique en décrivant les éléments principaux du problème. Enfin nous classifions les problèmes d'optimisation structurelle soit selon leur caractère déterministe ou stochastique, soit selon les caractéristiques de déformation de la structure : dimensionnelle, de contour ou encore topologique.

Le deuxième chapitre présente une étude bibliographique sur différentes techniques d'optimisation structurelle récentes et leur application dans le domaine des hyperfréquences et classées selon leur caractère d'optimisation de géométrie, de contour et de topologie. Ces techniques permettent d'améliorer une solution initiale en utilisant un nombre plus ou moins élevé de variables. Pour résoudre ce problème, nous avons proposé une technique de paramétrage de contour, basé sur des courbes de Bézier. Les propriétés et les définitions des courbes de Bézier ainsi leur utilisation pour la déformation des structures sont présentées. Pour finir, ce chapitre présente une bref explication de la technique développée.

Le troisième chapitre expose et utilise l'outil développé pour l'optimisation de formes de plots métalliques dans les cavités d'un filtre hyperfréquence afin de régler leur fréquence de résonance et optimiser la réponse du filtre selon son cahier des charges en respectant les contraintes de faisabilité. Nous avons couplé la méthode de paramétrage à la méthode de gradient à pas fixe dans un premier temps, ensuite nous calculons un pas optimal à chaque itération pour garantir la convergence de l'algorithme et la stabilité de son critère. Enfin nous terminons par une introduction du problème d'optimisation en 3D.

Le quatrième chapitre répète l'exercice pour la conception d'un filtre hyperfréquence volumique compact, afin d'améliorer ses performances électriques, par rapport à un autre filtre compact chargé par des plots métalliques de forme classique servant de référence, tout en conservant le même encombrement. Pour cela, deux approches différentes ont été proposées et adaptées à l'outil développé pour l'optimisation de forme par les courbes de Bézier en 3D, cette fois en couplant la méthode de paramétrage par une méthode de descente adaptative sans gradient. A la fin de ce chapitre, nous présentons les structures fabriquées et leurs mesures afin de comparer les résultats obtenus à ceux optimisés par simulations.

Enfin, nous terminons le manuscrit par une conclusion et quelques perspectives.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Chapitre I. Présentation générale d'un problème d'optimisation de formes

I.1. Introduction

L'optimisation de formes des structures s'applique à de très nombreuses disciplines, à des domaines de l'ingénierie aussi variés que la mécanique, l'automobile, l'aéronautique ou encore la médecine. C'est une branche des mathématiques qui résout analytiquement des problèmes consistant à minimiser ou maximiser une fonction pour optimiser la forme d'une structure afin de la rendre plus performante, durable et efficace à moindre de coûts.

Les techniques d'optimisation de formes sont aussi appliquées dans le domaine de l'électromagnétisme, où leur utilisation s'étend grâce à l'évolution des outils CAO, des algorithmes et de moyens de calcul.

Dans ce premier chapitre, nous présentons une étude bibliographique des techniques d'optimisation numériques utilisées pour résoudre un problème d'optimisation structurelle. Nous commençons par définir le processus général de la formulation d'un problème d'optimisation pour mettre en évidence les étapes principales à suivre pour résoudre correctement un problème d'optimisation.

Nous présentons ensuite quelques définitions nécessaires pour formuler et résoudre un problème d'optimisation, tout en décrivant quelques éléments importants du problème. Ensuite nous consacrons une section pour classifier les algorithmes d'optimisation soit selon leur caractère local ou global, soit selon leur caractère déterministe ou stochastique, en citant leurs caractéristiques principales sans toutefois faire une comparaison des performances de ces méthodes.

Nous terminons ce chapitre par une section consacrée à la description des méthodes d'optimisation structurelles. Nous allons présenter les trois classifications importantes en généralité et détailler l'optimisation des dimensions géométriques utilisant l'analyse de sensibilité, l'optimisation de contour par la méthode des courbes de niveaux et le paramétrage des contours en utilisant des courbes et finalement détailler la méthode d'homogénéisation pour l'optimisation de la topologie d'une structure.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.2. Formulation générale d’un problème d’optimisation

Il est généralement admis que la définition et la formulation appropriées d'un problème est un préalable pour le résoudre. Par conséquent, il est essentiel de bien formuler un problème de conception pour l’optimiser efficacement.

Dans cette partie, nous décrivons le processus transformant la conception d'un système ou d'un sous-système en un problème d’optimisation, nous allons nous concentrer sur la formulation exacte du problème en tant que problème d'optimisation.

Formuler correctement un problème d'optimisation est très important car la solution optimale dépend de la formulation. Par exemple, si nous oublions d'inclure une contrainte critique dans la formulation, la solution optimale va être très probablement invalide. De plus, si nous avons trop de contraintes, ou si elles sont incohérentes, il se peut qu'il n'y ait pas de solution au problème. Cependant, une fois que le problème est correctement formulé, un algorithme d’optimisation est généralement nécessaire pour le résoudre.

Pour la plupart des problèmes d'optimisation, nous utiliserons la procédure suivante en cinq étapes pour formuler le problème:

- Étape 1: Description du problème
- Étape 2: Collecte de données et d'informations
- Étape 3: Définition des variables de conception
- Étape 4: Critère d'optimisation
- Étape 5: Formulation des contraintes

Nous décrirons les tâches à effectuer dans chacune des étapes précédentes pour développer une formulation mathématique du problème d'optimisation.

I.2.1. Étape 1: Description du problème

Les objectifs du projet sont-ils clairs?

Le processus de formulation commence par l'élaboration d'un énoncé descriptif du problème, généralement par le concepteur du projet. L’énoncé décrit l'ensemble des objectifs du projet et les besoins à respecter. Ceci est également appelé le cahier des charges du projet. La formulation des spécifications doit préciser les objectifs à atteindre par le système à concevoir et les restrictions à son fonctionnement. La première étape du processus est la phase d'analyse, qui nécessite une caractérisation stricte de l'équipement à optimiser. Il comprend la définition précise:

1. Du comportement et des performances souhaités (objectifs)
2. Des paramètres de conception qui affectent les performances (variables de conception)
3. De toute restriction liée à la fabrication ou à l'utilisation de la structure.

I.2.2. Étape 2: Collecte des informations

Toutes les informations sont-elles disponibles pour résoudre le problème?

Pour développer une formulation mathématique du problème, nous devons recueillir des informations sur le problème, les exigences de performance, les limites de ressources, le coût

Licence CC BY-NC-ND 3.0

des matières premières, et ainsi de suite. Par conséquent, les procédures d'analyse et les outils d'analyse doivent être déterminés à ce stade. Par exemple, la méthode des éléments finis est couramment utilisée pour l'analyse structurelle, de sorte que les logiciels disponibles pour une telle analyse doivent être identifiés. Dans de nombreux cas, l'énoncé du projet est vague et des hypothèses sur la modélisation du problème doivent être faites afin de le formuler et de le résoudre.

I.2.3. Étape 3: Définition des variables de conception

Quelles sont ces variables et comment les identifier?

La prochaine étape du processus de formulation consiste à identifier un ensemble de variables qui décrivent le système, appelées les variables de conception. En général, on parle de variables d'optimisation auxquelles nous pouvons attribuer a priori n'importe quelle valeur. Différentes valeurs pour les variables produisent des solutions différentes. Les variables de conception doivent être indépendants les unes des autres dans la mesure du possible. Si elles sont dépendantes, leurs valeurs ne peuvent pas être spécifiées indépendamment car il existe des contraintes entre variables. Le nombre de variables de conception indépendantes donne les degrés de liberté de conception pour le problème.

Pour certains problèmes, différents ensembles de variables peuvent être identifiés pour décrire le même système. La formulation du problème dépend de l'ensemble sélectionné. Une fois que les variables de conception reçoivent des valeurs numériques, nous avons une solution du système. Nous allons introduire plusieurs concepts pour savoir si cette conception satisfait toutes les exigences ou pas.

Si les variables de conception appropriées ne sont pas sélectionnées pour un problème, la formulation sera soit incorrecte ou impossible. Au stade initial de la formulation du problème, toutes les options de spécification des variables de conception doivent être étudiées. Définir un grand nombre de variables de conception, donne une flexibilité supplémentaire à la formulation du problème. En revanche, il est possible d'attribuer une valeur numérique fixe à n'importe quelle variable pour l'éliminer de la formulation.

Il est parfois difficile d'identifier clairement les variables de conception d'un problème. Dans ce cas, une liste complète de toutes les variables peut être préparée. Ensuite, en considérant chaque variable individuellement, nous pouvons déterminer si elle peut être traitée ou non comme une variable d'optimisation.

Nous utiliserons le terme « variables de conception » pour indiquer toutes les variables d'optimisation pour optimiser le problème. Ces variables sont représentées par le vecteur $x = x_1 \dots x_n$ pour n variables du problème.

Pour résumer, les considérations suivantes doit être donnée lors de l'identification des variables de conception pour un problème:

- En général, les variables de conception doivent être indépendantes les unes des autres. Sinon, il doit y avoir des contraintes d'égalité entre elles.
- Un nombre minimum de variables de conception est nécessaire pour formuler correctement un problème d'optimisation.
- Autant de paramètres indépendants que possible doivent être désignés comme variables de conception lors de la phase de formulation du problème. Plus tard, certaines de ces variables peuvent se voir attribuer des valeurs numériques fixes.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

- Une valeur numérique doit être attribuée à chaque variable de conception identifiée pour déterminer si une conception d'essai du système est spécifiée.

I.2.4. Étape 4: Critère d'optimisation

Comment identifier que le système est optimal?

Un système peut avoir de nombreuses solutions réalisables, et certaines sont meilleures que d'autres. La question est de savoir comment quantifier cette affirmation et spécifier qu'un modèle est meilleur qu'un autre. Pour ce faire, il faut disposer des critères d'optimisation pour associer des valeurs à chaque solution. De cette manière, les avantages d'une conception donnée peuvent être déterminés. Le critère, appelé aussi fonction d'adaptation f, doit être une fonction scalaire, sa valeur est obtenue une fois que la solution est spécifié, c'est-à-dire, qu'il doit être une fonction des variables de conception x.

Mathématiquement un problème d'optimisation, peut être formulé sous la forme d'une fonction à minimiser ou à maximiser, en fonction des exigences du problème, après la recherche des valeurs optimales des variables de conception, soumises à certaines contraintes. Un critère qui doit être minimisé est généralement appelé une fonction de coût dans la littérature technique et fonction objective pour un problème de maximisation. Dans certaines situations, deux fonctions de coût ou plus peuvent être identifiées. Par exemple, nous pouvons minimiser le volume d'une structure et en même temps améliorer sa performance. Ce sont des problèmes d'optimisation multi-objectifs.

Pour certains problèmes, il n'est pas évident de savoir quelle devrait être la fonction objective ou comment elle devrait être exprimée en termes des variables de conception. Une certaine expérience peut être nécessaire pour identifier une fonction objective appropriée pour un problème de conception particulier. Habituellement, ces problèmes sont divisés en plusieurs sous-problèmes plus petits et chacun est formulé comme un problème de conception optimal.

I.2.5. Étape 5: Formulation des contraintes

Quelles restrictions sont à prendre en considération?

Toutes les restrictions imposées à la conception sont appelées contraintes. La dernière étape du processus de formulation consiste à identifier toutes les contraintes et à développer des expressions pour celles-ci. Les systèmes les plus réalistes doivent être conçus et fabriqués en utilisant des ressources données et doivent répondre aux exigences de performance.

Ces contraintes doivent dépendre des variables de conception, car ce ne sont que leurs valeurs qui changent au cours des tests, c'est-à-dire qu'une contrainte significative doit être fonction d'au moins une variable de conception. Plusieurs concepts et termes liés aux contraintes sont expliqués ici.

- *Contraintes linéaires et non linéaires*

La plupart des fonctions de contrainte n'ont que des termes de premier ordre en fonction des variables de conception. Celles-ci sont appelées contraintes linéaires. Les problèmes de programmation linéaire n'ont que des contraintes et des fonctions objectives linéaires. Les problèmes plus généraux ont une fonction objective et des fonctions de contrainte non linéaire. Ce sont des problèmes de programmation non linéaire.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

- *Solution réalisable*

La solution d'un système est un ensemble de valeurs numériques affectées aux variables de conception, c'est-à-dire des valeurs spécifiques affectées au vecteur de variables de conception x. Même si cette solution est absurde, par exemple des dimensions géométriques négatives, elle peut toujours être considérée comme une solution. Évidemment, certaines solutions sont utiles et d'autres ne le sont pas. Une solution répondant à toutes les contraintes est appelée une solution réalisable et une autre irréalisable si elle ne répond pas à une ou plusieurs contraintes.

- *Les contraintes d'égalité et d'inégalité*

Les problèmes de conception peuvent avoir des contraintes d'égalité et d'inégalité. La description du problème doit être étudiée avec soin pour déterminer quelles contraintes doivent être formulées en tant qu'égalités et lesquelles en tant qu'inégalités. Une solution réalisable doit satisfaire avec précision toutes les contraintes d'égalité. Par contre, la plupart des problèmes de conception ont des contraintes d'inégalité. Notez que la région réalisable d'une contrainte d'inégalité est beaucoup plus grande que celle avec la même contrainte exprimée en égalité.

Pour illustrer la différence entre les contraintes d'égalité et d'inégalité, nous considérons une contrainte écrite à la fois sous les formes d'égalité et d'inégalité. La figure 1a montre la contrainte d'égalité $x_1 = x_2$. Les solutions réalisables par rapport à la contrainte doivent se trouver sur la droite (AB). Cependant, si la contrainte est écrite comme une inégalité $x_1 \leq x_2$, la région des solutions réalisables est beaucoup plus grande, comme le montre la figure 1b Tout point sur la droite (AB) ou au-dessus donne une solution réalisable.

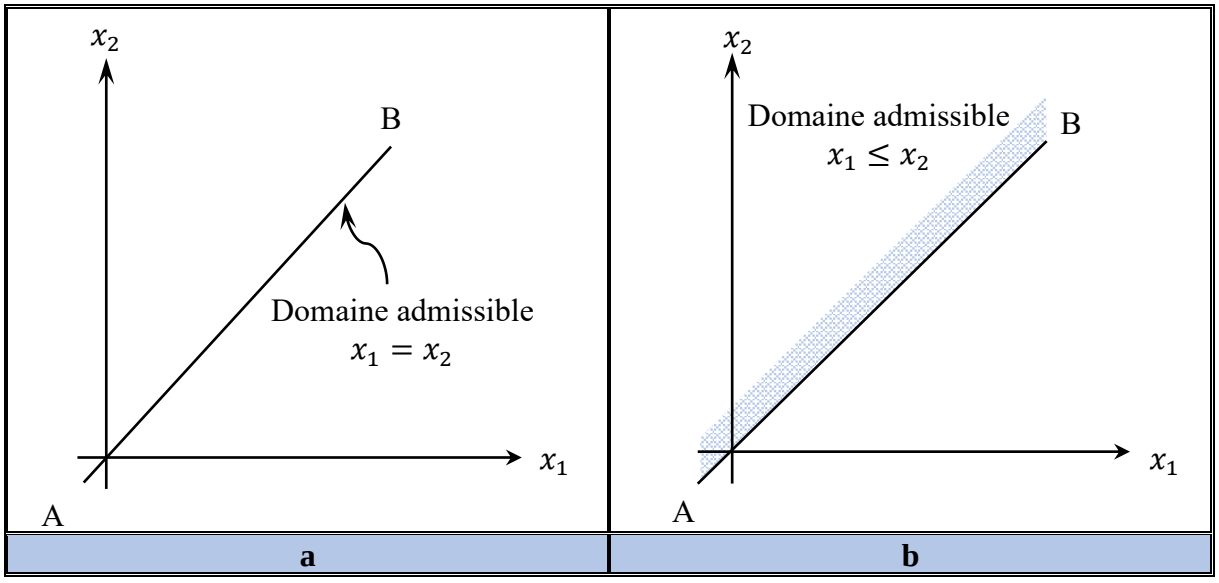


Figure 1 : Illustration de la différence entre contraintes d'égalité et d'inégalité

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.3. Formulation mathématique [1]

Pour résoudre un problème d'optimisation, nous avons besoin d'expressions mathématiques générales. Ce modèle mathématique est défini comme la minimisation d'une fonction de coût, en satisfaisant toutes les contraintes d'égalité et d'inégalité. Les contraintes d'inégalité dans le modèle sont toujours transformées en "type ≤". De nombreux problèmes d'optimisation peuvent également avoir des contraintes d'inégalités de "type ≥". Ces contraintes peuvent être converties au format standard sans trop de difficultés. La contrainte $G_i\,(x) \geq 0$ de "type ≥" équivaut à l'inégalité de "type ≤" $g_i\,(x) = -G_i\,(x) \leq 0$. On peut ainsi multiplier toute contrainte de "type ≥" par −1 pour devenir un "type ≤".

I.3.1. Modèle standard du problème d'optimisation

Tous les problèmes d'optimisation sont définis par un critère qui est utilisé pour comparer différentes solutions et déterminer un optimum. La plupart des problèmes d'optimisation doivent également satisfaire des contraintes de performances et d'autres limitations. Nous pouvons définir un modèle mathématique général pour un problème d'optimisation pour contenir toutes ces possibilités. Une forme standard du problème est d'abord présentée, puis la transformation de divers problèmes de cette formulation est expliquée.

Modèle standard du problème d'optimisation

Trouver un vecteur $x \in S \subset \mathbb{R}^n$ de dimension n des variables du problème à optimiser pour minimiser la fonction de coût :

$$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) \qquad (I\text{-}1)$$

Soumis à p contraintes d'inégalités :

$$g_i(x) = g_i(x_1, \dots, x_n) \leq 0, i = 1, \dots, p \qquad (I\text{-}2)$$

Et m contraintes d'égalités :

$$h_j(x) = h_j(x_1, \dots, x_n) = 0, j = 1, \dots, m \qquad (I\text{-}3)$$

Avec :

$$x_k \in \left[x_k^{min}, x_k^{max}\right], k = 1, \dots, n \qquad (I\text{-}4)$$

Les composants x_k du vecteur $x = (x_1, \dots, x_n)$ sont les variables du problème à optimiser où S représente le domaine des solutions admissibles de x borné par les contraintes du domaine x_k^{min} et x_k^{max}. A noter que ces bornes sont supposées être incluses dans les contraintes d'inégalité de l'équation (I-2).

L'optimum de la fonction d'adaptation est atteint pour un ensemble des valeurs $x^* \in S$, qui est le vecteur solution du problème, tel que $f(x^*) < f(x)$ pour tous $x \in S$.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Observations importantes

1. ***Dépendance des fonctions sur les variables de conception :*** les fonctions $f(x)$, $g_i(x)$ et $h_j(x)$ doivent dépendre de certaines des variables de conception. Les fonctions qui ne dépendent d'aucune variable n'ont aucun rapport avec le problème et peuvent être ignorées.
2. ***Nombre des contraintes d'égalité :*** le nombre des contraintes d'égalités doit être inférieur ou égal au nombre des variables de conception ($m \leq n$). Lorsque $m > n$, nous avons un système d'équation surdéterminé, dans ce cas soit nous avons un excès de contraintes d'égalité et nous devons supprimer cet excès , soit ils sont incohérents. Lorsque $m < n$, une solution optimale du problème est possible. Lorsque $m = n$, aucune optimisation du système n'est nécessaire car les racines des contraintes d'égalité sont les seules solutions du problème d'optimisation.
3. ***Nombre des contraintes d'inégalité :*** il n'y a aucune restriction sur le nombre de contraintes d'inégalité.
4. ***Problèmes sans contraintes :*** certains problèmes d'optimisation peuvent ne pas avoir des contraintes, ils sont appelés des problèmes sans contraintes et ceux avec des contraintes sont appelés des problèmes contraints.
5. ***Problèmes de programmation linéaire :*** Si toutes les fonctions $f(x)$, $g_i(x)$ et $h_j(x)$ sont linéaires en fonction des variables de conception x, alors le problème est appelé un problème de programmation linéaire. Si l'une de ces fonctions n'est pas linéaire, le problème est appelé un problème de programmation non linéaire.

I.3.2. Optimisation multi-objectif

Il existe de nombreuses applications dans lesquelles le concepteur souhaite optimiser simultanément deux ou plusieurs fonctions objectives. Ce type de problème est appelé problème d'optimisation multi-objectif.

Un problème d'optimisation multi-objectif consiste à trouver n variables d'optimisations $x \in \mathbb{R}^n$ qui optimisent simultanément r fonctions d'adaptation $f_l: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}, l = 1, \dots, r$. L'espace de recherche des solutions réalisables est représenté par S.

$$minimiser \quad f_l(x) \equiv \left(f_1(x), \dots, f_r(x)\right), x = (x_1, \dots, x_n) \in S \subset \mathbb{R}^n \qquad (I\text{-}5)$$

Ces variables sont soumises à des limites et des contraintes et prennent leurs valeurs dans des intervalles bornés. Ils existent $2n$ bornes qui représentent l'espace de recherche de $x_k \in \left[x_k^{min}, x_k^{max}\right], k = 1, \dots, n$. Les différents objectifs du problème sont sujet des contraintes représentés par p fonctions d'inégalité $g_i: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}, i = 1, \dots, p$ et m fonctions d'égalité $h_j: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}, j = 1, \dots, m$.

$$g_i(x; t) \leq 0, i = 1, \dots, p \qquad (I\text{-}6)$$

$$h_j(x; t) = 0, j = 1, \dots m \qquad (I\text{-}7)$$

$$\text{Avec} \quad x_k \in \left[x_k^{min}, x_k^{max}\right], k = 1, \dots, n \qquad (I\text{-}8)$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Certains problèmes d'optimisation doivent répondre à plusieurs objectifs, mais ces objectifs n'ont pas le même niveau d'importance, et certains sont considérés plus importants que d'autres. De plus, ils peuvent avoir des dimensions différentes qui ne sont pas toujours comparables. Pour résoudre les problèmes multi-objectifs, il existe plusieurs types d'approches [2] [3] et nous allons en citer trois:

1. ***Méthode de la somme pondérée*** **:** c'est l'approche la plus basique pour résoudre un problème multi-objectif

$$F = \sum_{l=1}^{r} \alpha_l f_l(x) \qquad \textit{(I-9)}$$

α est le vecteur des poids positif défini par le concepteur, tel que, si les fonctions objectives sont normalisées $\sum_{l=1}^{r} \alpha_l = 1$. Généralement les valeurs des poids choisis reflète l'importance de chaque objectif. Si tous les poids sont égaux à 1 alors tous les objectifs ont la même importance. Il existe parfois des difficultés avec la méthode de la somme pondérée même avec certaines méthodes pour la détermination des poids, le choix de poids satisfaisants ne garantit pas nécessairement que la solution finale sera optimale. Nous devrons essayer de résoudre le problème avec des poids différents.

2. ***Méthode min-max pondérée*** **:** aussi appelée « *méthode Tchebycheff pondérée* » est formulé pour minimiser F, qui est défini par :

$$F = \max_{l}\{\alpha_l[f_l(x) - f_l^{\circ}]\} \qquad \textit{(I-10)}$$

Avec f° la solution idéale qui optimise tous les fonctions objectives.
Une approche générale pour résoudre l'équation (I-10) de la méthode min-max est d'introduire un paramètre inconnu supplémentaire λ de la manière suivante :
Minimiser λ pour satisfaire la contrainte

$$\alpha_l[f_l(x) - f_l^{\circ}] - \lambda \leq 0, l = 1, .., r \qquad \textit{(I-11)}$$

Comparé à la méthode de la somme pondérée discutée dans la section précédente qui peut manquer certains points optimaux lorsque les poids varient, cette méthode peut fournir tous les points optimaux.

3. ***Méthode de critère global pondéré*** **:** Il s'agit d'une méthode qui combine toutes les fonctions objectives pour former une seule fonction, qui est ensuite minimisée. Le critère global pondéré le plus courant est défini comme suit:

$$F = \left\{\sum_{l=1}^{r}[\alpha_l(f_l(x) - f_l^{\circ})]^s\right\}^{1/s} \qquad \textit{(I-12)}$$

Les solutions utilisant la formulation du critère global dépendent des valeurs de α et de s. En général, s est proportionnel à l'importance relié à la minimisation de la fonction avec la plus grande différence entre $f_l(x)$ et f_l°. La racine $1/s$ peut-être négligée car les formulations avec et sans cette racine fournissent théoriquement la même solution. Une valeur fixe pour s est sélectionnée, puis α est soit sélectionné pour montrer les

Licence CC BY-NC-ND 3.0

préférences avant que le problème ne soit résolu, soit systématiquement modifié pour donner différents points optimaux.

Selon la valeur donnée à s, la méthode de critère global peut être réduite à d'autres méthodes. Lorsque $s = 1$ l'équation (I-12) sera similaire à celle de la méthode de la somme pondérée en ajustant l'objectif à la différence avec la solution idéal. Lorsque $s = \infty$, l'équation (I-12) se réduit à l'équation (I-10) de la méthode min-max pondérée.

I.3.3. Traitement du problème de maximisation

Le modèle standard du problème traite juste les problèmes de minimisation. Après avoir appliqué une simple fonction de transformation à la fonction d'adaptation $F(x)$ d'un problème de maximisation, l'optimiser revient à la minimisation de la fonction $f(x) = -F(x)$.

La figure 2a montre le tracé d'une fonction $F(x)$ à une variable, qui prend une valeur maximale au point x^*. La figure 2b montre la tracé de la fonction $f(x) = -F(x)$ où on observe que $f(x)$ consiste en la réflexion de la fonction $F(x)$ autour de l'axe des x et prend son minimum au même point x^* où se produit le maximum de $F(x)$.

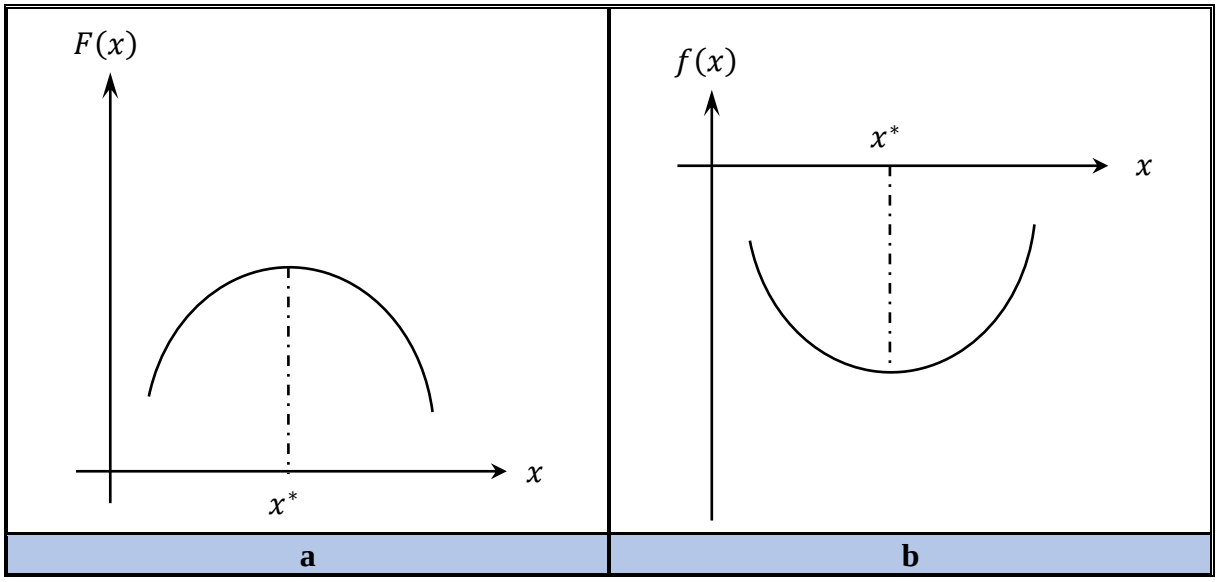


Figure 2 : Transformation d'un problème de maximisation en problème de minimisation

I.3.4. Ensemble réalisable

L'ensemble réalisable définit l'ensemble de toutes les configurations possibles des variables de conception qui définissent la fonction d'adaptation à optimiser. La lettre S représente le domaine des solutions admissibles, dont cette ensemble satisfait tous les contraintes du problème et peut être définit par :

$$S = \left(x \middle| h_j(x) = 0, j = 1, \dots, m;\ g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, p\right) \qquad \textit{(I-13)}$$

Lorsque plus de contraintes sont ajoutées au problème d'optimisation, le domaine des solutions réalisables se réduit, et au contraire lorsque certaines contraintes sont supprimées, le domaine des solutions réalisables s'agrandit. Lorsque le domaine réalisable diminue, le

Licence CC BY-NC-ND 3.0

nombre de solutions possibles qui peuvent optimiser la fonction de coût diminue; c'est-à-dire qu'il y a moins de solutions réalisables. Dans ce cas, la valeur minimale du critère est capable d'augmenter. L'effet est opposé lorsque certaines contraintes sont supprimées.

I.3.5. Variables du problème

Selon le type des variables de conception qui constituent un problème, un problème d'optimisation peut être continu, discret ou mixte. Dans le modèle standard du problème d'optimisation, on a assumé que les variables sont continues et peuvent avoir n'importe quelle valeur appartenant au domaine des solutions admissibles. Alors que dans plusieurs problèmes, surtout dans le domaine de l'ingénierie, certaines variables doivent avoir des valeurs discrètes ou entières. Une variable de conception est dite discrète si sa valeur doit être sélectionnée parmi un ensemble fini de valeurs données. Une variable qui ne peut avoir que des valeurs entières est appelée une variable entière. Les variables discrètes et entières imposent des contraintes supplémentaires au problème d'optimisation. Par conséquent, la valeur optimale de la fonction de coût augmente avec ces variables par rapport au même problème qui est résolu avec des variables continues.

I.3.6. Optimum local et global [4]

Le problème d'optimisation consiste à trouver une solution dans le domaine des solutions admissibles afin de donner une valeur minimale de la fonction de coût. Il existe deux types de minimum d'une fonction : un point minimum local et un point minimum global.

Pour comprendre la différence entre le minimum local et global d'une fonction nous avons tracés un exemple d'une fonction $f(x)$ à une variable dans la figure 3 qui est un exemple de problème sans contraintes où x est défini entre $-\infty$ et $+\infty$. Les points B et D sont des minimums locaux tant que la fonction possède ses plus petites valeurs au voisinage limité de ces points. De même, les points A et C sont des points maximum locaux de la fonction. Pour un point minimum (maximum) global de la fonction nous devons examiner le domaine des solutions en entier et déterminer si la fonction possède la valeur minimale (maximale) sur tout le domaine. Pour l'exemple de la figure 3, il n'existe pas de minimum ou maximum global de la fonction, puisque le domaine de la fonction $f(x)$ n'est pas borné et $f(x)$ peut avoir n'importe quelle valeur sur ce domaine.

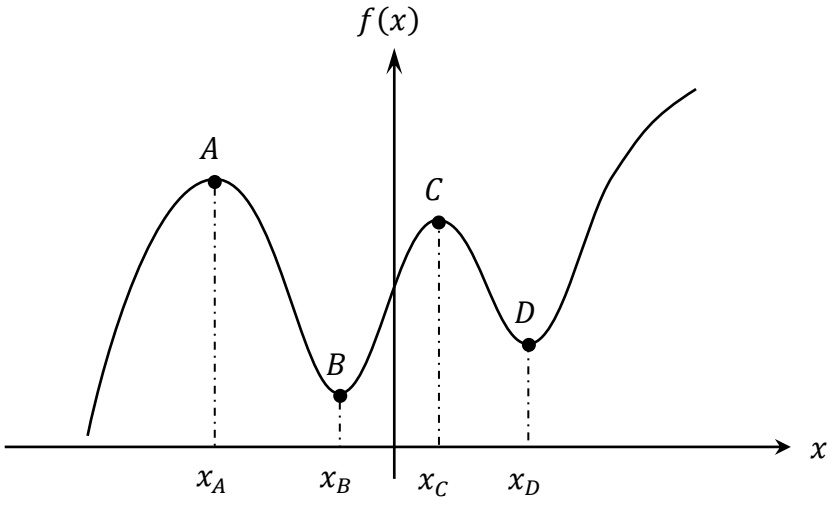


Figure 3 : Représentation des points optimums locaux d'une fonction non bornée et sans contraintes

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Pour la même fonction $f(x)$, si on ajoute des contraintes au domaine des solutions admissibles et x sera borné entre deux valeurs limites $-a$ et b comme représenté dans la figure 4, le point E devient le minimum global et le point F devient le maximum global de la fonction $f(x)$.

- Un point minimum global est celui où il n'y a pas d'autres points faisables dans le domaine avec une meilleure valeur de fonction de coût.
- Un point minimum local est celui où il n'y a pas d'autres points faisables « au voisinage » avec une meilleure valeur de fonction de coût.

MINIMUM GLOBAL

Une fonction $f(x)$ de n variables possède un minimum global à un point x^* si la valeur de la fonction $f(x)$ à ce point est plus petit ou égale à la valeur de la fonction à n'importe quelle point x du domaine des solutions admissibles S.

$$f(x^*) \leq f(x), \forall\, x \in S \qquad (I.14)$$

Si une inégalité stricte est vraie pour tous x autre que x^*, alors x^* est un point minimum global stricte.

MINIMUM LOCAL

Une fonction $f(x)$ de n variables possède un minimum local à un point x^* si la valeur de la fonction $f(x)$ à ce point est plus petit ou égale à la valeur de la fonction à un voisinage de x^* noté $V(x^*)$.

$$f(x^*) \leq f(x), \forall\, x \in V(x^*) \qquad (I.15)$$

Le voisinage de V du point x^* est défini par un ensemble de points par la relation suivante :

$$V = \{x | x \in S\ avec\ \|x - x^*\| < \delta\} \qquad (I.16)$$

Géométriquement, c'est une petite région de solutions admissibles autour du point x^*.

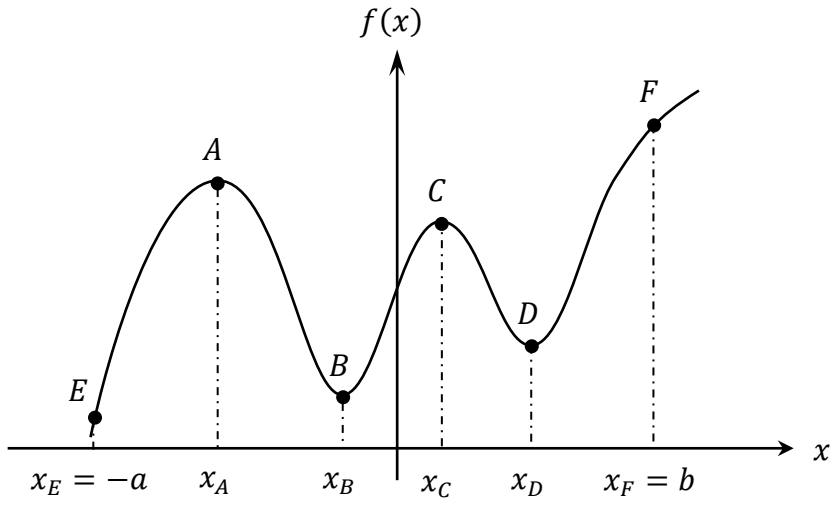


Figure 4 : Représentation des points optimums locaux et globaux d'une fonction bornée et avec contraintes

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.4. Algorithmes des méthodes de résolution et leurs classifications [5]

Les algorithmes d'optimisation sont divers avec quelques techniques générales. Nous pouvons appliquer différentes méthodes de résolution selon les caractéristiques de chaque problème. Ces méthodes peuvent être classifiés en deux types *: les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques*.

I.4.1. Méthodes déterministes

Durant la résolution d'un problème d'optimisation, lorsque l'évolution de la méthode d'optimisation est toujours la même pour la même solution initiale donnée, on peut dire qu'elle est déterministe, il n'y a donc aucune chance laissée au hasard. Ce sont généralement des méthodes efficaces et peu coûteuses, mais la définition de certains modèles initiaux (points de départ) est nécessaire pour résoudre le problème. Ce sont des méthodes locales, c'est-à-dire qu'elles ont tendance à converger vers la meilleure solution la plus proche du point de départ, qu'elle soit locale ou globale.

Les inconvénients des algorithmes des méthodes de recherche locales peuvent être formulés comme suit :

- Par définition, de tels algorithmes terminent par trouver un optimum local, et généralement il n'y a aucune information concernant l'écart entre l'optimum trouvé et l'optimum global.
- L'optimum local obtenu dépend de la configuration initiale, déterminée arbitrairement, de la fonction objective et des contraintes.
- Généralement il n'est pas possible de donner une durée exacte pour le temps de calcul.

Pour éviter certains de ces inconvénients, quelques améliorations sont possibles :

- L'exécution de l'algorithme pour un grand nombre de configurations initiales, dont le coût est l'augmentation en temps de calcul, dont le nombre de solutions admissibles S est fini, pour trouver un optimum global.
- Utiliser des informations obtenues lors des exécutions précédentes de l'algorithme pour améliorer le choix du modèle initial pour les prochaines exécutions.

Nous pouvons diviser les méthodes déterministes suivant plusieurs grandes familles.

I.4.1.1. Les méthodes de simplexe

Le simplexe est une figure géométrique de dimension n. Ces méthodes consistent à évaluer la fonction de coût en un ensemble de $n+1$ vecteurs des variables de contrôle, puis à déplacer cet ensemble dans l'espace des variables de contrôle selon les résultats obtenus. Ces approches ont été proposées par Spendley, Hext et Himsworth en 1962 [6], étendues par Nelder et Mead en 1965 [7] et revisitées récemment par Dennis et Torczon [8] en 1991.

I.4.1.2. Les méthodes de recherche dans une famille de directions

Elles consistent à minimiser successivement la fonction de coût dans une famille de n directions, par une suite d'évaluations. Cette approche a été proposée par Rosenbrock en 1960 [9] et modifiée par Powell en 1964 [10].

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.4.1.3. Les méthodes à surface de réponse

Elles consistent à construire un modèle simple de la fonction de coût, par évaluations avec différents vecteurs des variables de contrôle, puis à minimiser ce modèle par une approche classique. Il ne s'agit pas à proprement parler d'une alternative aux méthodes classiques, mais d'une modélisation de la fonction de coût permettant d'utiliser les méthodes à base de gradient.

I.4.1.4. Les méthodes d'interpolations

Elles consistent à interpoler localement la fonction de coût en différents vecteurs des variables de contrôle, puis à minimiser localement cette interpolation dans une région de confiance. Le résultat permet alors de mettre à jour les supports de l'interpolation, dans une procédure itérative. Ces méthodes ont été proposées par Winfield en 1973 [11], puis revisitées par Powell en 1994 [12] et d'autres auteurs [13] [14] [15].

I.4.2. Méthodes stochastiques [16]

Depuis le développement de l'ordinateur, de nombreux chercheurs ont étudié le problème de l'optimisation numérique d'une fonction objectif. Une des approches étudiées est l'optimisation stochastique, dans laquelle la recherche de la solution optimale s'appuie sur des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires. Cette caractéristique indique une variété de résultats pour plusieurs exécutions successives de la même solution initiale pour un problème d'optimisation.

D'autre part, les méthodes stochastiques sont généralement plus rapides pour localiser un optimum global que les méthodes déterministes. De plus, les méthodes stochastiques s'adaptent mieux aux formulations boîte noire, alors que les méthodes déterministes reposent généralement au moins sur certaines hypothèses théoriques concernant la formulation du problème et ses propriétés analytiques.

Les trois principales méthodes d'optimisation stochastique sont le « *recuit simulé* », les *« algorithmes génétiques »* et la *« recherche tabou »* dont chacune souvent parvient à éviter les inconvénients des algorithmes des méthodes de recherches locales.

I.4.2.1. Le recuit simulé

Le recuit simulé [17] [18] est une technique de recherche locale stochastique qui cherche l'optimum de la fonction objectif $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ sur un ensemble fini S. Elle résout le problème itérativement en choisissant un élément y dans un voisinage $N(x)$ de la configuration actuelle x , et la solution trouvée y est soit accepté comme nouvelle solution ou rejetée. Le recuit simulé peut accepter y avec une probabilité positive même si y donne un résultat pire que celui de x, ce qui permet à l'algorithme de ne pas rester bloqué dans les optimums locaux. Cette technique a fait ses preuves dans de nombreuses applications.

I.4.2.2. Les algorithmes génétiques [19] [20]

L'algorithme génétique (AG) a été introduit pour la première fois par Holland en 1975, et il est devenu une méthode très populaire pour résoudre de gros problème d'optimisation avec plusieurs optimums locaux dans de nombreux domaines d'application. Pour atteindre l'optimum global, cette méthode explore l'espace de recherche admissible pour choisir les régions les plus performantes.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Dans leur forme basique les AG sont des optimiseurs de fonctions, c'est-à-dire des méthodes pour trouver l'optimum de la fonction objective $f(x)$ où les éléments x_i du vecteur $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ sont des binaires. L'AG commence par générer aléatoirement un nombre pair p de chaines binaires de longueur n pour former une population initiale.

Dans la communauté électromagnétique, les optimiseurs de fonctions de tous types sont principalement utilisés dans la conception et dans la résolution de problèmes inverses. Dans les problèmes de conception, les paramètres x_i décrivent les caractéristiques principales d'une conception et $f(x)$ constituent une mesure des performances du système à maximiser ou à minimiser. Les AG diffèrent de la plupart des méthodes d'optimisation traditionnelles de deux manières. Premièrement, ils n'agissent pas nécessairement directement sur les paramètres de conception x, et deuxièmement, ils optimisent simultanément des populations entières de solutions.

I.4.2.3. La recherche tabou [21] [22]

Le recherche tabou est une procédure heuristique de niveau supérieur pour résoudre des problèmes d'optimisation, conçue (en combinaison avec d'autres méthodes) pour échapper au piège des optimums locaux. Le nom vient de cette définition basée sur l'idée d'imposer des restrictions pour empêcher une recherche stochastique de tomber dans des boucles infinies et d'autres comportements indésirables. Le recherche tabou est divisée en trois parties : recherche préliminaire, intensification et diversification.

La recherche préliminaire, la partie la plus importante de l'algorithme, fonctionne comme suit. A partir d'une configuration initiale spécifiée, la recherche tabou résout tous les voisins et identifie celui qui donne la valeur la plus élevée de la fonction objective. Le passage à cette configuration ne mènera peut-être pas à une meilleure solution, mais la recherche tabou s'y déplace quand même ; cela permet à l'algorithme de continuer la recherche sans être bloqué par l'absence de mouvements d'amélioration, et d'échapper aux optimums locaux.

L'étape suivante est l'intensification, qui commence par la meilleure solution trouvée jusqu'à présent et supprime la liste des tabous. L'algorithme procède alors comme dans la phase de recherche préliminaire. Si une meilleure solution est trouvée, l'intensification est relancée. L'utilisateur peut spécifier un nombre maximum de redémarrages, après ce nombre, l'algorithme passe à l'étape suivante. Si la phase d'intensification actuelle ne trouve pas de meilleure solution après un nombre spécifié d'itérations, l'algorithme passe également à l'étape suivante.

L'étape finale est la diversification ; elle commence par supprimer la liste tabou et définit les s mouvements les plus fréquents de l'exécution jusqu'à présent comme étant tabou, où s est la taille de la liste tabou. Ensuite, un état aléatoire est choisi et l'algorithme passe à la phase de recherche préliminaire pour un nombre spécifié d'itérations. La diversification offre un moyen simple d'explorer des régions qui ont été peu visitées à ce jour. Après la fin de la troisième étape, la meilleure solution (ou k meilleures solutions) trouvée jusqu'à présent peut être rapportée, ou l'algorithme entier peut être répété.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.5. Classification des problèmes d'optimisation structurelle [23] [24]

L'optimisation structurelle est indispensable dans la conception et la construction de structures. Elle consiste à déterminer la meilleure distribution de matériau dans un domaine de volume physique, pour satisfaire les meilleures performances et diminuer les coûts de fabrication et d'exploitation. Pour y parvenir, il faut prendre en considération les contraintes imposées par la fabrication et l'utilisation de la structure. Par exemple, les engins spatiaux doivent satisfaire à la fois des critères très stricts de performances mécaniques tout en pesant le moins possible. Le problème d'optimisation de forme d'une structure consiste donc à trouver une géométrie de la structure qui minimise un critère donné (comme par exemple le poids de la structure) tout en satisfaisant simultanément des contraintes spécifiques (comme l'épaisseur, l'énergie de déformation ou les limites de déplacement).

Il existe actuellement trois types différents de méthodes d'optimisation structurelles applicables à la conception de dispositifs hyperfréquences. Chacune a été détaillé par ordre croissant de difficulté et de diversité de solutions.

L'optimisation des dimensions géométriques permet de modifier les dimensions géométriques d'une structure en gardant la même forme et topologie, l'ingénieur ou le concepteur connait la forme de la structure mais ne connait pas les dimensions qui donnent les meilleures performances de la structure.

L'optimisation de contour permet le changement de la forme d'un objet en fixant sa topologie. La forme ou le contour des frontières du domaine structurel est inconnu et pourra être défini par une équation ou un ensemble de points, que l'on peut faire bouger pour chercher la meilleure solution parmi l'ensemble des structures obtenues par l'optimisation des dimensions géométriques.

L'optimisation topologique c'est la forme la plus générale de l'optimisation structurelle où on peut modifier fondamentalement la nature topologique de l'objet. Cela est réalisé en permettant aux variables de conception d'avoir une valeur nulle.

I.5.1. Optimisation de la géométrie dimensionnelle

Les problèmes d'optimisation dimensionnelle ont généralement un objectif de minimiser le volume, le poids d'une structure ou d'améliorer ses performances sous certaines contraintes imposées par la fabrication ou les limites de la structure. Un nombre réduit de variables de conception est choisi pour définir la forme de la structure (épaisseur, diamètre, dimensions) et limite la variation de formes obtenues (figure 5). Ils sont plus souvent choisis pour être les dimensions des sections transversales des éléments de la structure. En raison des exigences de l'ingénierie, ces éléments sont divisés en groupes ayant les mêmes variables de conception ce qui entraine un compromis entre l'utilisation de plus de matériaux et le besoin de symétrie des structures.

La méthodologie d'optimisation de la géométrie dimensionnelle se déroule par les étapes suivantes :

1. Définir la géométrie, les limitations, la performance désirée au début du problème d'optimisation.
2. Sélectionner correctement les variables de conception, qui peuvent être dépendantes les unes des autres, et relier ces variables à leurs contraintes afin de formuler le problème.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

3. Effectuer une analyse de la structure pour évaluer les variations et les contraintes.
4. Calculer les sensibilités des contraintes et de la fonction objective aux petits changements des variables de conception, si une méthode basée sur le gradient est utilisée.
5. Optimiser les variables de conception suivant les sensibilités calculées. Si le critère de convergence de l'algorithme d'optimisation est satisfait, alors la solution optimale est trouvée et le problème est terminé. Sinon l'optimiseur met à jour les valeurs des variables de conception et le processus est répété à partir de l'étape 3.

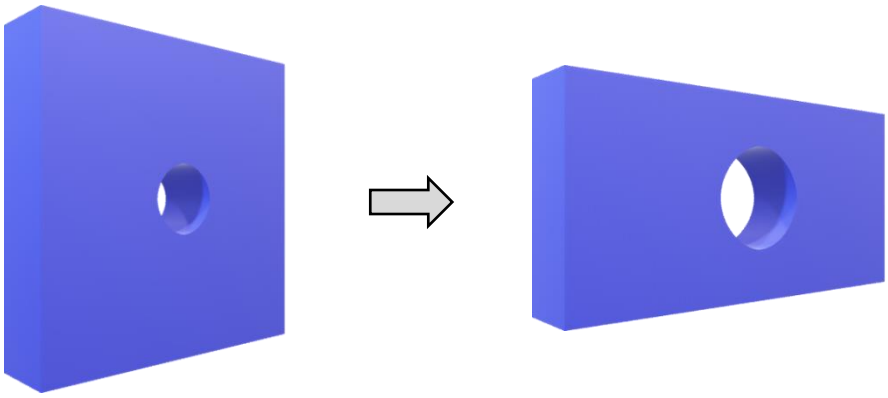


Figure 5 : Optimisation des dimensions géométriques

Analyse de sensibilité structurelle [25]

Un processus d'optimisation consiste en trois modules : la représentation géométrique, l'analyse structurelle et un algorithme d'optimisation. La section d'analyse structurelle doit fournir les informations nécessaires sur les contraintes implicites requises par l'algorithme d'optimisation. Un algorithme d'optimisation de premier ordre nécessite des valeurs de fonction et une sensibilité des contraintes implicites. Par conséquent, l'analyse de sensibilité a été un sujet de recherche important dans le domaine de l'optimisation structurelle.

Dans l'analyse de sensibilité structurelle, il existe quatre catégories de méthodes utilisées pour obtenir les dérivées des mesures de performance par rapport aux variables de conception :

- Les différences finies globales
- Les dérivées discrètes et semi-analytiques
- Les dérivées continues
- La différentiation informatique

Le choix entre les différentes options de calcul des dérivées est en rapport avec trois critères : la précision, le coût de calcul et la difficulté de l'application. Les différences finies globales et la différentiation informatique étant des approches de type boîte noire, elles ne nécessitent pas beaucoup de connaissances en analyse structurelle. Cependant, les dérivées discrètes et continues nécessitent de comprendre la procédure d'analyse structurelle et de différencier le système d'équations. La méthode discrète différencie le système d'équations après discrétisation, tandis que la méthode continue différencie d'abord l'équation continue avant la discrétisation. La différence entre ces méthodes est particulièrement importante pour les

Licence CC BY-NC-ND 3.0

problèmes de conception de forme, car les variables de conception modifient le maillage de la structure. Pour plus d'informations sur ces différentes méthodes vous pouvez consulter les références suivantes [26], [27], [28].

La technique la plus simple et la plus répandue pour calculer les gradients des fonctions d'adaptations de la structure à optimiser par rapport aux variables de conception est la méthode des différences finies.

Soit $f(x) = f(U(x))$ la fonction à minimiser, x est le vecteur de paramètres de conception du modèle, et $U(x)$ est l'état du modèle relatif à la configuration x. $U(x)$ constitue la réponse structurelle du modèle et reflète en général l'aspect d'une contrainte d'égalité, par exemple les paramètres S. L'approximation par différence finie ${\Delta f}/{\Delta x}$ par rapport à la dérivée ${df}/{dx}$ est définie par :

$$\frac{\Delta f}{\Delta x} = \frac{\Delta(x+\Delta x)-f(x)}{\Delta x} \qquad (I.17)$$

A partir de cette formule, nous pouvons voir que le calcul de ${\Delta f}/{\Delta x}$ est indépendant de la fonction, ce qui rend la technique des différences finies facile à mettre en œuvre. Cette technique est également générale à toutes les méthodes d'analyse structurelle et à tous les types d'analyse, car aucune connaissance analytique de la fonction n'est requise. Cependant, cette technique est coûteuse en temps de calcul si le nombre de variables de conception est grand. Si nous devons trouver les dérivées de la réponse structurelle par rapport à n variables de conception, l'approximation par différence finie nécessite n analyses supplémentaires. De plus, elle pose souvent des problèmes de précision.

Les méthodes d'analyse de sensibilité analytique sont plus efficaces. Il existe deux approches fondamentales, l'approche par différenciation implicite et l'approche variationnelle. La différenciation implicite est basée sur la formulation discrétisée du système structurel. Par exemple, l'équation d'équilibre de la formulation des éléments finis est :

$$Ku = g \qquad (I.18)$$

Où K est la matrice de rigidité, u le vecteur de déplacement nodal, et g le vecteur de force. La dérivée de l'équation (I.18) par rapport aux variables de conception x_i, supposant que la force est indépendante de x_i est :

$$K.\frac{\partial u}{\partial x_i} + \frac{\partial K}{\partial x_i}.u = 0 \qquad (I.19)$$

Ainsi, $\frac{\partial u}{\partial x_i}$ peut être calculé si $\frac{\partial K}{\partial x_i}$ est connu. La dérivée de la matrice de rigidité peut être calculée analytiquement pour les variables de dimensionnement géométrique, mais il est difficile de la calculer pour les variables de conception de forme parce que les perturbations modifient la géométrie de la structure et donc la matrice de rigidité K. Par conséquent, pour les calculer, on utilise une méthode semi-analytique. La méthode semi- analytique réduit le coût de calcul de la résolution de l'équation (I.18) mais cette méthode est encore assez coûteuse puisqu'elle doit réassembler la matrice de rigidité pour chaque perturbation de chaque variable.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

L'approche variationnelle est basée sur la dérivée totale de l'équation d'état variationnelle. La mise en œuvre de cette approche est moins difficile car l'expression analytique de la sensibilité ne dépend que des solutions aux limites, qui sont généralement disponibles à partir de programmes d'analyse. Le principal inconvénient est que ces quantités sont difficiles à obtenir avec précision.

I.5.2. Optimisation de contour [29] [30]

Dans les problèmes d'optimisation de contour, l'objectif est d'améliorer les performances de la structure en modifiant sa forme et ses dimensions géométriques et fixant sa topologie (figure 6). Ceci peut être réalisé numériquement en minimisant une fonction d'adaptation soumise à certaines contraintes et liée aux variables d'optimisation de la structure. L'optimisation de contour tente d'intégrer la modélisation géométrique, l'analyse structurelle et l'optimisation en un seul processus de conception assistée par ordinateur complet et automatisé pour déterminer la forme de la frontière d'un composant.

La méthodologie d'optimisation de contour se déroule selon les étapes suivantes :

1. Définir la géométrie de la structure à optimiser au début du problème d'optimisation. Le contour de la structure est modélisé en utilisant une méthode de paramétrage.
2. Utiliser un logiciel de CAO pour créer un modèle numérique de la structure. Effectuer ensuite une analyse et évaluer les déplacements et les contraintes.
3. Si un algorithme d'optimisation basé sur le gradient est utilisé, les sensibilités des contraintes et de la fonction d'adaptation sont calculées par rapport aux changements des variables d'optimisation.
4. Les variables de conception sont optimisées et la nouvelle forme de la structure est définie. Si les critères de convergence de l'algorithme d'optimisation sont satisfaits, alors la solution optimale a été trouvée et le processus est terminé, sinon une nouvelle géométrie est définie et l'ensemble du processus est répété à partir de l'étape 2.

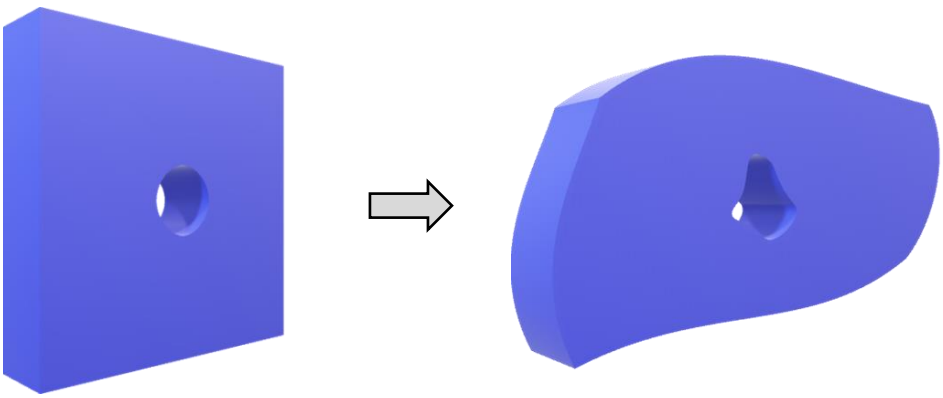


Figure 6 : Optimisation de contour

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Processus général de l'optimisation de contour

Le processus d'optimisation de contour se compose de trois étapes (figure 7) [29]: la représentation géométrique, l'analyse structurelle et l'algorithme d'optimisation. Pour construire le modèle à optimiser, la représentation géométrique de la frontière est d'abord choisie. Ensuite, les variables de conception sont définies suivant la méthode de paramétrage choisie. Ces variables de conception sont utilisées pour formuler le problème d'optimisation de contour. Après avoir initialisé les valeurs des variables, le modèle initial est construit. Une technique d'analyse structurelle est ensuite utilisée pour évaluer les contraintes de cette structure. Cette étape doit fournir les informations nécessaires pour l'étape d'optimisation.

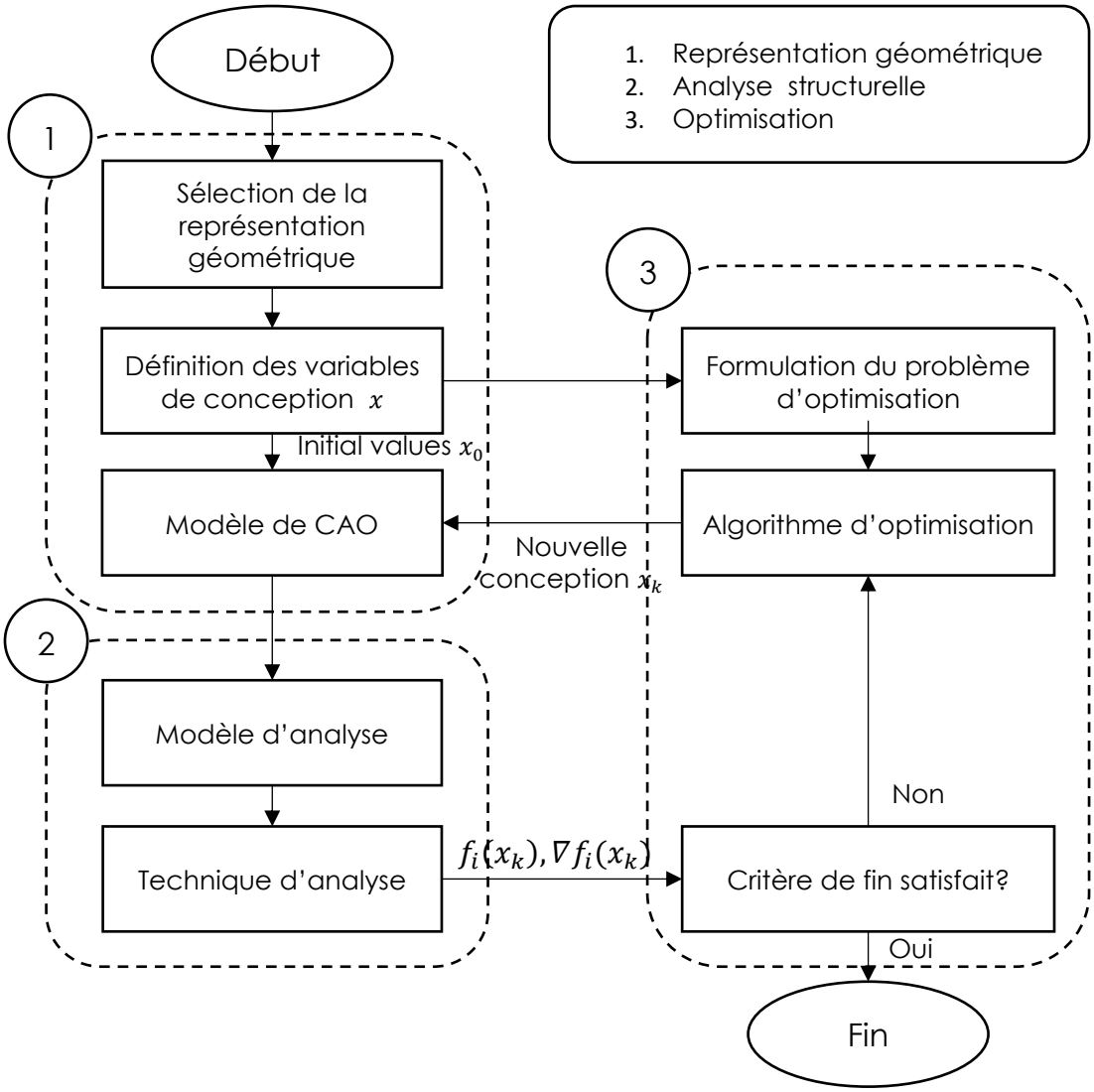


Figure 7 : Diagramme du processus général de l'optimisation de contour

En utilisant les informations fournies par l'étape d'analyse, l'algorithme d'optimisation trouve un nouvel ensemble de valeurs des variables d'optimisation. Un nouveau modèle est construit et réintroduit dans l'étape d'analyse. A nouveau les valeurs de la fonction d'adaptation et les informations de sensibilité des contraintes pour le nouveau modèle sont générées. Si le critère

Licence CC BY-NC-ND 3.0

est satisfait, cette procédure s'arrête, sinon, l'algorithme d'optimisation trouve la prochaine solution.

Paramétrage de la forme du contour du modèle

Le paramétrage du contour qui décrit la forme des frontières d'une structure en fonction des variables de conception, est une étape essentielle du processus d'optimisation du contour. Pour paramétrer les frontières de la structure, leur forme peut être paramétrée de trois manières : en utilisant les coordonnées nodales des éléments de frontière, en utilisant des polynômes et en utilisant des fonctions de fusion de Splines. Cependant, il est important de mentionner qu'il existe de nombreuses méthodes de paramétrage.

Coordonnées nodales des éléments de frontière : l'utilisation des coordonnées pour les nœuds de la frontière d'un modèle comme variable d'optimisation est une méthode très ancienne mais simple et facile à appliquer, en revanche des inconvénients sont signalés:

1. Le nombre de paramètres à optimiser a tendance à devenir très grand, ce qui peut entraîner des coûts et des difficultés de calcul élevés.
2. La régularité du contour n'est pas conservée à travers les nœuds frontières, ce qui peut conduire à des solutions inacceptables.
3. L'erreur d'analyse due au maillage peut être amplifiée et donc la forme optimisée basée sur cette information conduit à une fausse solution.

Représentation polynomiale du contour : La représentation polynomiale est une méthode pour décrire le contour. Le nombre total des variables d'optimisation de contour peut être réduit en utilisant des polynômes pour le paramétrage de la forme. Cependant, l'utilisation de polynômes d'ordre élevé peut entraîner des frontières oscillantes. Une approche plus générale consiste à définir le contour comme une combinaison linéaire de certaines fonctions et les coefficients étant les variables d'optimisation.

Représentation du contour par des Splines : L'utilisation de polynômes d'ordre élevé pour décrire la frontière peut entraîner une forme oscillante comme déjà mentionné. Les Splines éliminent ce problème, car elles sont composées de polynômes d'ordre faible qui sont combinés pour maximiser le lissage des frontières. De plus, la représentation par des Splines donne une meilleure précision de sensibilité qu'une représentation linéaire par morceaux de la frontière. Les fonctions de fusion Bézier et B-Spline sont utilisées pour décrire le contour des composants.

I.5.2.1. Méthode des courbes de niveaux

La méthode des courbes de niveaux est une technique de suivi d'interfaces basée sur la méthode des différences finies. La représentation implicite des formes par la méthode des courbes de niveaux donne l'avantage de pouvoir appliquer facilement des variations de contour et des changements de topologie à une structure. La forme Ω d'une structure est décrite par une fonction courbe de niveau $\phi(x): \Omega_0 \rightarrow \mathbb{R}$ dont la courbe de niveau zéro correspond à la frontière $\partial\Omega$. La relation entre la forme Ω et la fonction des courbes de niveau est définie de la manière suivante :

$$\begin{cases} \phi(x) < 0 & si\ x \notin \Omega \\ \phi(x) = 0 & si\ x \in \partial\Omega \\ \phi(x) > 0 & si\ x \in int\ \Omega \end{cases} \qquad (I.20)$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

La déformation de la frontière $\partial\Omega$ est obtenue en déplaçant la courbe de niveau suivant un champ de vitesse qui fait décroitre la fonction objective et le calcul de cette vitesse se fait en dérivant la fonction objective par rapport à la forme. En utilisant cette dérivée de forme comme direction de déplacement, la méthode des lignes de niveau permet de calculer une nouvelle fonction ϕ de sorte que sa ligne de niveau zéro coïncide avec la frontière déplacée.

La méthode des lignes de niveau est une technique développée par S. Osher et J.A. Sethian en 1988 [31]. Elle permet de suivre une interface Γ entre deux milieux qui se déplace selon une vitesse V le long de la normale. Au lieu de représenter l'interface par des points et de suivre leur déplacement, l'idée est de considérer l'interface comme la courbe de niveau zéro d'une fonction ϕ.

La figure 8 représente une interface $\Gamma(t)$ de dimension N, fonction scalaire de la position $x(t)$, se déplaçant suivant sa normal à une vitesse V. L'interface $\Gamma(t)$ est défini comme suit :

$$\Gamma(t) = \{x \in \mathbb{R}^N, \phi(x,t) = 0\} \qquad (I.21)$$

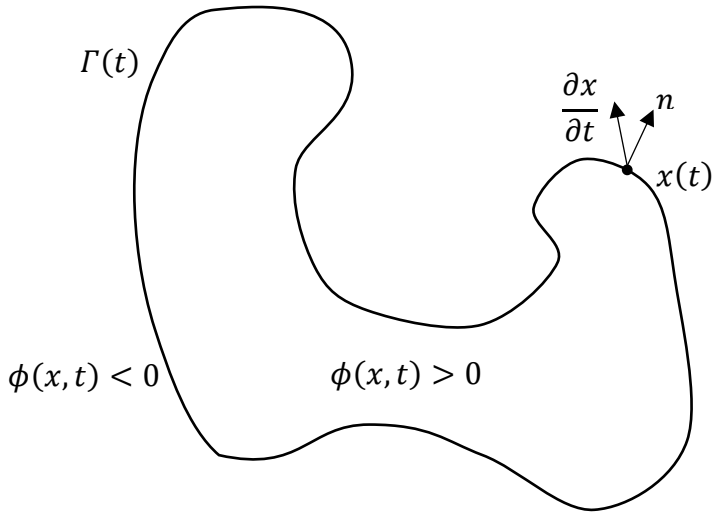


Figure 8 : Interface $\Gamma(t)$ se déplaçant à une vitesse V suivant la normal n

Le but est d'obtenir une équation décrivant l'évolution de la fonction ϕ au cours du temps t. Soit $x(t) \in \Gamma(t)$, on a alors

$$\phi(x(t), t) = 0 \qquad (I.22)$$

En dérivant par rapport à t on obtient:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + V|\nabla \phi| = 0 \qquad (I.23)$$

Cette équation de Hamilton-Jacobi peut être résolue numériquement par la méthode des différences finis ou par des méthodes d'ordre plus élevés. C'est important à noter que l'équation n'est définie que sur l'interface, pour mettre à jour ϕ sur tout le domaine il faut étendre l'équation sur tout le domaine et donc étendre le champ de la vitesse V.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.5.2.2. Paramétrage utilisant des courbes [30]

Plusieurs méthodes ont été développées pour le paramétrage de contour d'une structure utilisant des courbes afin d'éliminer le problème des frontières oscillantes et de maximiser son lissage en utilisant un nombre inférieur de variables de conception. Dans cette section, les variables de conception, définissant la forme des frontières, sont définies pour paramétrer une courbe cubique, dont la représentation géométrique est discutée. Pour traiter les problèmes de paramétrage bidimensionnelles, quatre courbes de base sont discutées : algébrique, géométrique, Bézier et B-Splines.

Transformation linéaire

En utilisant certaines transformations linéaires, toutes les courbes cubiques peuvent être transformées en divers autres formats. Pour l'optimisation de formes, trois transformations majeures sont nécessaires résumées dans la figure 9 :

1. De la matrice de coefficients géométriques B vers la matrice de variables de conception G pour calculer les valeurs des variables de conception.
2. De la matrice G vers la matrice B pour mettre à jour les représentations géométriques d'une forme perturbée.
3. De la matrice B vers la matrice de coefficients algébriques A pour calculer le champ de vitesse aux frontières.

Courbe algébrique

La courbe algébrique est le type de courbe la plus basique. Cependant, elle ne peut pas être utilisée dans des problèmes d'optimisation de contour pratiques car elle ne fournit aucune visualisation géométrique de la relation entre le changement de frontières et le changement de variables de conception, qui sont les coefficients algébriques du polynôme. L'utilité du format de la courbe algébrique en termes d'optimisation de forme est dans le calcul de la vitesse aux frontières. La représentation mathématique de la courbe algébrique est donnée par :

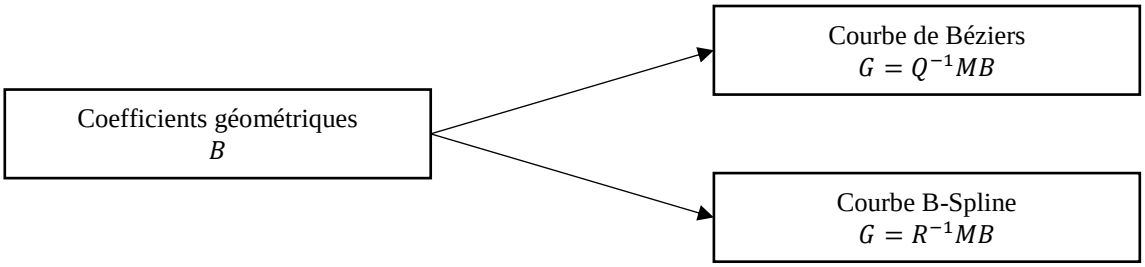
$$p(u) = a_3u^3 + a_2u^2 + a_1u + a_0$$

$$= [u^3 \quad u^2 \quad u \quad 1]\begin{bmatrix} a_3 \\ a_2 \\ a_1 \\ a_0 \end{bmatrix}_{4*2} \qquad (I.24)$$

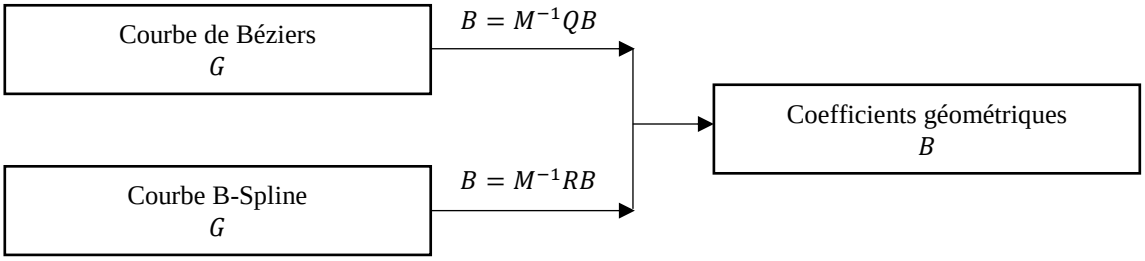
$$= UA \qquad u \in [0,1]$$

Où $p(u) = [p_x, p_y]$ et $a_i = [a_{ix}, a_{iy}]$, $i = 0, \dots, 3$, sont les coefficients algébriques de la courbe.

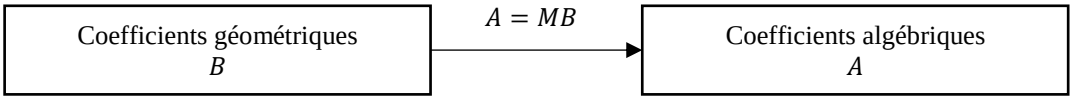
Licence CC BY-NC-ND 3.0



a) Transformation de la matrice B vers la matrice G



b) Transformation de la matrice G vers la matrice B



c) Transformation de la matrice B vers la matrice A

Figure 9 : Format de transformation des courbes pour les formes bidimensionnelles

Courbe géométrique

La courbe géométrique est présentée par les vecteurs position et les vecteurs tangent au niveau des points de départ et de fin. La forme cubique de cette courbe est souvent appelée courbe Hermite. Pour paramétrer cette courbe géométrique, on définit huit coefficient géométrique dans la matrice B comme variables de conception :

$$G = B = \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_0^u \\ P_1^u \end{bmatrix}_{4*2} \qquad (I.25)$$

Où :

$$P_0 = [p_x, p_y]_{u=0},$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

$$P_1 = [p_x, p_y]_{u=1},$$

$$P_0^u = [dp_x/du\,, dp_y/du]_{u=0},$$

$$P_1^u = [dp_x/du\,, dp_y/du]_{u=1}.$$

La transformation entre la courbe géométrique et la courbe algébrique est obtenue en utilisant $A = MB$ avec :

$$M = \begin{bmatrix} 2 & -2 & 1 & 1 \\ -3 & 3 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

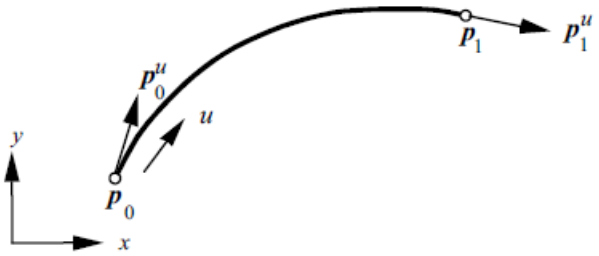


Figure 10 : Exemple d'une courbe géométrique

Courbes de Béziers

Les courbes de Béziers sont des courbes représentées géométriquement par des points de contrôles, dont la position détermine la forme de la courbe en utilisant les fonctions de Bernstein. Ces courbes seront détaillées dans le deuxième chapitre, elles sont définies comme suit :

$$p(u) = \sum_{i=0}^{3} P_i B_{i,3}(u), \qquad u \in [0,1] \qquad (I.26)$$

Dont p_i détermine la position des quatre points de contrôles qui constitue le polygone de contrôle de la courbe et $B_{i,3}(u)$ est la fonction polynomiale de Bernstein d'ordre 3.

Pour paramétrer une courbe de Bézier, les positions des quatre points de contrôle donnés dans la matrice G peuvent être définies comme variables de conception de forme et la matrice G est la suivante :

$$G = \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{bmatrix}_{4*2} \qquad (I.27)$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

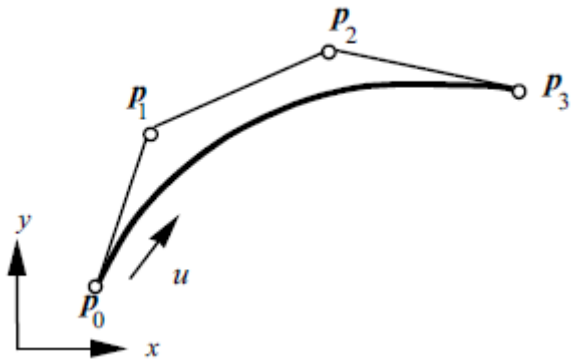


Figure 11 : Exemple d'une courbe de Bézier

Courbes B-Splines [32] [33]

En 1946, Schoenberg a décrit mathématiquement les fonctions polynomiales par morceaux connues par les Splines [34]. Depuis, la théorie des Splines a été développée et explorée dans de plusieurs domaines. Nombreuses applications industrielles, allant de la modélisation de carrosseries automobiles à son utilisation dans les outils modernes de conception assistée par ordinateur (CAO). La popularité de la courbe Splines est généralement attribuée à sa polyvalence pour modéliser et approcher des formes et des fonctions complexes, et à ses excellentes propriétés numériques, ces caractéristiques sont agrégées à partir de la construction mathématique de la Spline. La B-Spline est l'une de ces constructions. La B-Spline et certaines de ses propriétés seront mises en évidence d'un point de vue mathématique. Il deviendra alors clair que la B-Spline a des propriétés qui la rend adaptée à une optimisation de contour.

Une courbe B-Spline de degré p $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ est construite de n coefficients de B-Spline $c = [c_j]_{j=0}^{n-1}$ et de $n + p + 1$ nœuds $t = [t_j]_{j=0}^{n+p}$, elle est définie par :

$$f(x; c, p, t) = \sum_{j=0}^{n-1} c_j B_{j,p,t}(x) = cB_{p,t}(x) \qquad (I.28)$$

Lorsque les paramètres c, p, t sont donnés, la fonction $f(x; c, p, t)$ est notée simplement $f(x)$. Dans l'équation (I.28) $B_{p,t}(x) = [B_{j,p,t}(x)]_{j=0}^{n-1}$ est un vecteur de degré p des fonctions de bases de la B-Spline, définie par la relation de récurrence suivante :

$$B_{j,p,t}(x) = \frac{x - t_j}{t_{j+p} - t_j} B_{j,p-1,t}(x) + \frac{t_{j+1+p} - x}{t_{j+p+1} - t_{j+1}} B_{j+1,p-1,t}(x) \qquad (I.29)$$

$$B_{j,0,t}(x) = \begin{cases} 1, & t_j \le x \le t_{j+1} \\ 0, & autrement \end{cases}$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Les fonctions de base B-Spline sont des polynômes par morceaux définis sur toute la ligne réelle. Cependant, le domaine de la B-Spline dans (I.28) est considéré comme $X = [t_0, t_{n+p}]$ car toutes les fonctions de base sont identiques à zéro en dehors de X. Pour la définition des fonctions de base, il est nécessaire que le vecteur de nœud t contienne une séquence croissante de nombres réels.

Définition : vecteur de nœud régulier
Un vecteur de nœud t est régulier si $t_0 = t_p$, $t_n = t_{n+p}$ et $t_i \leq t_{i+1} \leq t_{i+p+1}$ pour $i = 0, \dots, n-2$.

Un vecteur de nœud régulier garantit de nombreuses propriétés importantes des fonctions de base. Pour cette raison, il est important de maintenir la régularité. Quelques propriétés importantes sont résumées ci-dessous :

- *Propriété 1* : la non-négativité $B_{j,p,t}(x) \geq 0 \; pour \; tous \; j, p \; et \; x$.
- *Propriété 2* : le support local $B_{j,p,t}(x) = 0 \; pour \; tous \; x \notin [t_j, t_{j+p+1}]$.
- *Propriété 3* : la partition de l'unité $\sum_{j=i-p}^{i} B_{j,p,t}(x) = 1 \; pour \; tous \; x \in [t_i, t_{i+1}]$.
- *Propriété 4* : les polynômes de Bernstein.

Le vecteur de nœud régulier

$$t = \left\{ \underbrace{a, \dots a}_{p+1}, \underbrace{b, \dots b}_{p+1} \right\}$$

Donne les fonctions de bases :

$$B_{j,p,t}(x) = \binom{p}{j} \left(\frac{x-a}{b-a}\right)^j \left(\frac{b-x}{b-a}\right)^{p-j}$$

Pour $j = 0, \dots, p$ et $x \in [a, b]$. Les valeurs $a = 0$ et $b = 1$, donnent les polynômes de Bernstein utilisées pour représenter les fameuses courbes de Béziers.

I.5.3. Optimisation topologique

L'optimisation de la topologie structurelle aide l'ingénieur à définir le type de structure le mieux adapté pour satisfaire l'objectif du problème considéré. Cette méthode est radicalement différente des deux précédentes qui sont basées sur le déplacement de la frontière des formes. Elle peut être considérée comme une procédure d'optimisation de distribution de matière en éliminant la matière en excès. L'optimisation de la topologie est généralement utilisée pour atteindre le modèle initial acceptable de la structure, qui est ensuite finalisé en utilisant un outil d'optimisation de forme. La procédure d'optimisation de la topologie se déroule itérativement en éliminant graduellement des petites portions de matériau dont l'utilisation n'est pas efficace ou d'autre part en ajoutant de la matière à d'autres endroits. On obtient comme solution des

Licence CC BY-NC-ND 3.0

formes avec des trous ou des formes divisées en plusieurs parties (figure 12). De nombreux chercheurs ont présenté des solutions pour le problème d'optimisation de la topologie structurelle. L'optimisation topologique peut être prise en employant une des principales approches suivantes [35]:

1. Approche *Ground structure* [36].
2. *Méthode d'homogénéisation* [37].
3. Méthode *bubble* [38].
4. Technique *fully stressed design* [39].

Ce sont des techniques d'optimisation ayant une fonction objective, des variables d'optimisation et des contraintes. Elles résoudront le problème d'optimisation en utilisant le concept de critère d'optimalité. Dans cette section, on va détailler le problème d'optimisation topologique par la méthode d'homogénéisation.

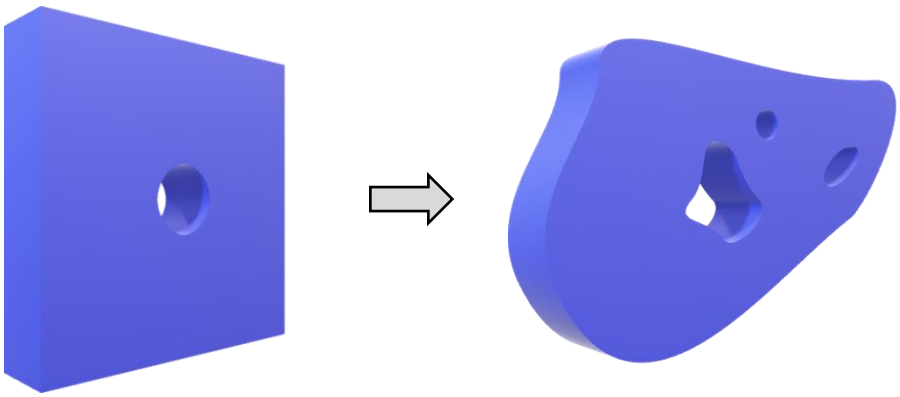


Figure 12 : Optimisation topologique

I.5.3.1. La méthode d'homogénéisation [40]

La méthode d'homogénéisation a été l'une des premières méthodes d'optimisation topologique. Elle a été introduit au début des années 80 par les mathématiciens Kohn 1986 [41], Lurie 1982 [42], et popularisé par Bendsoe 1988 [37] qui fut le premier à traiter numériquement un problème réaliste dans le cadre de l'élasticité. La méthode d'homogénéisation consiste à optimiser la distribution de la matière χ qui est la fonction qui définit la topologie de la structure à optimiser en chaque point du domaine discrétisé : $\chi(x) = 1$ si x est un point de la structure et $\chi(x) = 0$ si x est en dehors de la forme. Mais le problème est mal posé de cette manière. Pour cela on a toujours besoin d'améliorer le critère d'optimisation en retirant ou en ajoutant de la matière dans des zones de plus en plus petites. On construit ainsi des suites qui tendent vers des formes avec des trous infiniment petits. La frontière de ces suites n'est pas une forme classique, l'idée alors est d'élargir l'espace des formes en prenant en compte la forme des frontières, qu'on appelle forme composite. Ces formes composites sont caractérisées par deux paramètres :

- $\theta(x)$ qui est une généralisation de $\chi(x)$, elle représente la densité volumique locale de matière et prend ses valeurs dans l'intervalle [0,1].
- $A(x)$, le tenseur homogénéisé et représente la microstructure de la forme composite.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

La méthode d'homogénéisation transforme le problème initial en problème de relaxation et permet de construire un algorithme pour trouver une topologie optimale de la structure. Une étape de pénalisation des densités intermédiaires est nécessaire pour la forme optimisée, pour obtenir des valeurs de densités très proche de 1 ou de 0 dans les cas où on obtient des formes composites où la valeur de leur densité $\theta(x) \in [0,1]$ alors qu'en pratique on ne sait construire que des formes où la densité $\theta(x) \in \{0,1\}$.

Le problème d'optimisation relaxé s'écrit de la manière suivante :

$$min_x \quad f(\theta(x), A(x)) \qquad (I.30)$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord présenté le processus de formulation général d'un problème d'optimisation en détaillant ses différentes phases. Nous avons vu que pour obtenir une solution optimale du problème, il faut formuler correctement ce problème en spécifiant les objectifs à atteindre, déterminer les procédures et les outils d'analyse pour obtenir les informations nécessaires pour la résolution du problème, définir les variables d'optimisation et leurs contraintes pour obtenir les solutions les plus réaliste du système à concevoir et fabriquer en répondant aux exigences de performance et enfin définir le critère d'optimalité du problème dans le but de converger vers la solution optimale.

Dans un contexte lié aux mathématiques, nous avons donné quelques définitions nécessaires pour la résolution d'un problème d'optimisation. Pour décrire les méthodes d'optimisation, nous avons besoin de formulations mathématiques générales. Ce modèle mathématique est défini comme la minimisation d'une fonction de coût à un ou plusieurs objectifs par rapport aux variables d'optimisation définies par le concepteur, dont, ces variables, sont soumises à des contraintes reliées à la réalisabilité du modèle à optimiser. La solution obtenue peut être locale ou globale selon la méthode de résolution utilisée par le concepteur.

Nous avons ensuite classé les méthodes de résolution des problèmes d'optimisation selon leur caractère déterministe ou stochastique. Les méthodes déterministes se terminent en général par la détermination d'un optimum local sans aucune information quant à l'écart avec un possible optimum global. Les méthodes stochastiques ne dépendent pas de la configuration de départ, ni de la connaissance du gradient pour atteindre une solution optimale, en revanche elles demandent un nombre d'évaluations important pour arriver à la solution du problème.

Enfin, nous avons classifié et décrit les différents types des techniques d'optimisation structurelles. Il existe trois types différents de méthodes d'optimisation structurelles applicables à la conception de dispositifs hyperfréquences. Le premier est l'optimisation des dimensions géométriques d'une structure qui nous permet de varier les dimensions et la coupe transversale de la structure sans changer la forme de ses frontières et sa topologie. Le deuxième est l'optimisation du contour qui nous permet de changer le contour de la structure et la forme de ses frontières sans changer sa topologie. Le troisième est l'optimisation de la topologie qui nous donne la possibilité de changer la forme et la topologie d'un modèle par création ou élimination des trous ou par division ou fusion des composants.

Dans le domaine des hyperfréquences, nous nous intéressons à l'optimisation structurelle de composants. Nous utilisons les méthodes d'optimisation de contour ou de topologie pour pousser les limites de conception classique des méthodes géométriques implémentées dans les outils de modélisation, élargissant ainsi l'espace de conception pour accéder potentiellement à des dispositifs plus performants. Dans le chapitre suivant, nous proposons une technique de paramétrage de contour pour l'optimisation des composants hyperfréquences.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

I.7. Références

[1] A. A. Keller, “Chapter 1 - Elements of Mathematical Optimization”, in *Mathematical Optimization Terminology*, A. A. Keller, Éd. Academic Press, 2018, p. 1-12. doi: 10.1016/B978-0-12-805166-5.00001-0.

[2] G. Bernard et M. L. Besson, “Douze méthodes d’analyse multicritère”, *RAIRO - Oper. Res. - Rech. Opérationnelle*, vol. 5, nº V3, p. 19-64, 1971.

[3] J. S. Arora, “17 - Multiobjective Optimum Design Concepts and Methods”, in *Introduction to Optimum Design (Second Edition)*, J. S. Arora, Éd. San Diego: Academic Press, 2004, p. 543-563. doi: 10.1016/B978-012064155-0/50017-3.

[4] J. S. Arora, “4 - Optimum Design Concepts”, in *Introduction to Optimum Design (Second Edition)*, J. S. Arora, Éd. San Diego: Academic Press, 2004, p. 83-174. doi: 10.1016/B978-012064155-0/50004-5.

[5] J. S. Arora, “18 - Global Optimization Concepts and Methods for Optimum Design”, in *Introduction to Optimum Design (Second Edition)*, J. S. Arora, Éd. San Diego: Academic Press, 2004, p. 565-592. doi: 10.1016/B978-012064155-0/50018-5.

[6] W. Spendley, G. R. Hext, et F. R. Himsworth, “Sequential Application of Simplex Designs in Optimisation and Evolutionary Operation”, *Technometrics*, vol. 4, nº 4, p. 441-461, nov. 1962, doi: 10.1080/00401706.1962.10490033.

[7] J. A. Nelder et R. Mead, “A Simplex Method for Function Minimization”, *Comput. J.*, vol. 7, nº 4, p. 308-313, janv. 1965, doi: 10.1093/comjnl/7.4.308.

[8] Jr. Dennis J. E. et V. Torczon, “Direct Search Methods on Parallel Machines”, *SIAM J. Optim.*, vol. 1, nº 4, p. 448-474, nov. 1991, doi: 10.1137/0801027.

[9] H. H. Rosenbrock, “An Automatic Method for Finding the Greatest or Least Value of a Function”, *Comput. J.*, vol. 3, nº 3, p. 175-184, janv. 1960, doi: 10.1093/comjnl/3.3.175.

[10] M. J. D. Powell, “An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives”, *Comput. J.*, vol. 7, nº 2, p. 155-162, janv. 1964, doi: 10.1093/comjnl/7.2.155.

[11] D. WINFIELD, “Function Minimization by Interpolation in a Data Table”, *IMA J. Appl. Math.*, vol. 12, nº 3, p. 339-347, déc. 1973, doi: 10.1093/imamat/12.3.339.

[12] M. J. D. Powell, “A Direct Search Optimization Method That Models the Objective and Constraint Functions by Linear Interpolation”, in *Advances in Optimization and Numerical Analysis*, S. Gomez et J.-P. Hennart, Éd. Dordrecht: Springer Netherlands, 1994, p. 51-67. doi: 10.1007/978-94-015-8330-5_4.

[13] A. R. Conn, K. Scheinberg, et Ph. L. Toint, “Recent progress in unconstrained nonlinear optimization without derivatives”, *Math. Program.*, vol. 79, nº 1, p. 397, oct. 1997, doi: 10.1007/BF02614326.

[14] A. Conn, K. Scheinberg, et P. Toint, “On the convergence of derivative-free methods for unconstrained optimization”, in *Approximation Theory and Optimization: Tributes to M. J. D. Powell*, A. Iserles et M. Buhmann, Éd. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1997, p. 83-108.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

[15] M. Marazzi et J. Nocedal, “Wedge trust region methods for derivative free optimization”, *Math. Program.*, vol. 91, nº 2, p. 289-305, janv. 2002, doi: 10.1007/s101070100264.

[16] J. C. Spall, “Stochastic Optimization”, in *Handbook of Computational Statistics: Concepts and Methods*, J. E. Gentle, W. K. Härdle, et Y. Mori, Éd. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012, p. 173-201. doi: 10.1007/978-3-642-21551-3_7.

[17] E. H. L. Aarts, J. H. M. Korst, et P. J. M. van Laarhoven, “A quantitative analysis of the simulated annealing algorithm: A case study for the traveling salesman problem”, *J. Stat. Phys.*, vol. 50, nº 1, p. 187-206, janv. 1988, doi: 10.1007/BF01022991.

[18] E. Aarts et J. Korst, *Simulated annealing and Boltzmann machines: a stochastic approach to combinatorial optimization and neural computing*. USA: John Wiley & Sons, Inc., 1989.

[19] X.-S. Yang, “3 - Optimization algorithms”, in *Introduction to Algorithms for Data Mining and Machine Learning*, X.-S. Yang, Éd. Academic Press, 2019, p. 45-65. doi: 10.1016/B978-0-12-817216-2.00010-7.

[20] D. S. Weile et E. Michielssen, “Genetic algorithm optimization applied to electromagnetics: a review”, *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 45, nº 3, p. 343-353, mars 1997, doi: 10.1109/8.558650.

[21] F. Glover, “Tabu Search—Part I”, *ORSA J. Comput.*, vol. 1, nº 3, p. 190-206, août 1989, doi: 10.1287/ijoc.1.3.190.

[22] F. Glover, “Tabu Search—Part II”, *ORSA J. Comput.*, vol. 2, nº 1, p. 4-32, févr. 1990, doi: 10.1287/ijoc.2.1.4.

[23] P. Geoffroy-Donders, “Homogenization method for topology optimization of structures built with lattice materials”, Theses, Ecole Polytechnique, 2018. Consulté le: sept. 22, 2021. [En ligne]. Disponible sur: https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-02000854

[24] R. T. Haftka et R. V. Grandhi, “Structural shape optimization—A survey”, *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 57, nº 1, p. 91-106, août 1986, doi: 10.1016/0045-7825(86)90072-1.

[25] K. K. Choi et N.-H. Kim, *Structural Sensitivity Analysis and Optimization 1: Linear Systems*. Springer Science & Business Media, 2006.

[26] F. van Keulen, R. T. Haftka, et N. H. Kim, “Review of options for structural design sensitivity analysis. Part 1: Linear systems”, *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 194, nº 30, p. 3213-3243, août 2005, doi: 10.1016/j.cma.2005.02.002.

[27] R. T. Haftka et H. M. Adelman, “Recent developments in structural sensitivity analysis”, *Struct. Optim.*, vol. 1, nº 3, p. 137-151, sept. 1989, doi: 10.1007/BF01637334.

[28] D. A. Tortorelli et P. Michaleris, “Design sensitivity analysis: Overview and review”, *Inverse Probl. Eng.*, vol. 1, nº 1, p. 71-105, oct. 1994, doi: 10.1080/174159794088027573.

[29] Y.-L. Hsu, “A review of structural shape optimization”, *Comput. Ind.*, vol. 25, nº 1, p. 3-13, nov. 1994, doi: 10.1016/0166-3615(94)90028-0.

[30] K. K. Choi et N.-H. Kim, *Structural Sensitivity Analysis and Optimization 2: Nonlinear Systems and Applications*. Springer New York, 2010.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

[31] S. Osher et J. A. Sethian, “Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations”, *J. Comput. Phys.*, vol. 79, nº 1, p. 12-49, nov. 1988, doi: 10.1016/0021-9991(88)90002-2.

[32] X. Qian, “Topology optimization in B-spline space”, *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 265, p. 15-35, oct. 2013, doi: 10.1016/j.cma.2013.06.001.

[33] G. E. Farin et G. Farin, *Curves and Surfaces for CAGD: A Practical Guide*. Morgan Kaufmann, 2002.

[34] I. J. Schoenberg, “Contributions to the Problem of Approximation of Equidistant Data by Analytic Functions”, in *I. J. Schoenberg Selected Papers*, C. de Boor, Éd. Boston, MA: Birkhäuser, 1988, p. 3-57. doi: 10.1007/978-1-4899-0433-1_1.

[35] E. Hinton et J. Sienz, “Fully stressed topological design of structures using an evolutionary procedure”, *Eng. Comput.*, vol. 12, nº 3, p. 229-244, janv. 1995, doi: 10.1108/02644409510799578.

[36] R. C. Shieh, “Massively parallel structural design using stochastic optimization and mixed neuralnet/finite element analysis methods”, *Comput. Syst. Eng.*, vol. 5, nº 4, p. 455-467, août 1994, doi: 10.1016/0956-0521(94)90026-4.

[37] M. P. Bendsøe et N. Kikuchi, “Generating optimal topologies in structural design using a homogenization method”, *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 71, nº 2, p. 197-224, nov. 1988, doi: 10.1016/0045-7825(88)90086-2.

[38] H. A. Eschenauer, A. Schumacher, et T. Vietor, “Decision Makings for Initial Designs Made of Advanced Materials”, in *Topology Design of Structures*, M. P. Bendsøe et C. A. M. Soares, Éd. Dordrecht: Springer Netherlands, 1993, p. 469-480. doi: 10.1007/978-94-011-1804-0_33.

[39] Y. M. Xie et G. P. Steven, “A simple evolutionary procedure for structural optimization”, *Comput. Struct.*, vol. 49, nº 5, p. 885-896, déc. 1993, doi: 10.1016/0045-7949(93)90035-C.

[40] M. P. Bendsoe, *Optimization of Structural Topology, Shape, and Material*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1995. doi: 10.1007/978-3-662-03115-5.

[41] R. V. Kohn et G. Strang, “Optimal design and relaxation of variational problems, I”, *Commun. Pure Appl. Math.*, vol. 39, nº 1, p. 113-137, 1986, doi: 10.1002/cpa.3160390107.

[42] K. A. Lurie, A. V. Cherkaev, et A. V. Fedorov, “Regularization of optimal design problems for bars and plates, part 1”, *J. Optim. Theory Appl.*, vol. 37, nº 4, p. 499-522, août 1982, doi: 10.1007/BF00934953.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Chapitre II. Etat de l’art de l’optimisation structurelle dans le domaine des hyperfréquences et paramétrage de contour utilisant les courbes de Béziers

II.1. Introduction

Les outils de CAO jouent un rôle très important dans la modélisation et le dimensionnement des dispositifs hyperfréquences. Dans le domaine des hyperfréquences, plusieurs outils de modélisation et de simulation ont été développés, et sont capables de construire et prédire précisément le comportement de structures hyperfréquences très complexes en fonction de leurs formes et leurs caractéristiques physiques. La construction de ces dispositifs est basée sur des techniques de modélisation géométrique simple comme la CSG (Constructive Solid Geometry) en utilisant des opérations booléennes appliquées sur des géométries comme le cube, le cylindre, la sphère etc. Le dimensionnement et la conception de ces structures à l’aide de ces outils sont effectués par les ingénieurs et les concepteurs comptant sur leurs connaissances et expériences, en s’appuyant sur des outils d’optimisation paramétrique internes à l’outil. Le concepteur se trouve alors limité par des géométries fixes sans la capacité de changer la forme ou la topologie d’une structure. Avec le développement des techniques de modélisation géométrique dans les outils CAO, l’espace de solution de la conception est devenu plus large. Les méthodes d’optimisation de forme proposent une nouvelle description des frontières et de la topologie permettant la conception de nouvelles structures plus performantes en utilisant des techniques de modélisation géométriques avancés, élargissant ainsi l’espace de conception des composants.

De nombreuses techniques dans le domaine de l’optimisation structurelle ont été développées et appliquées à une variété de domaines de la science, n’échappant pas au domaine des hyperfréquences. Dans ce chapitre nous commençons par présenter une étude bibliographique sur ces techniques et leur application à la conception de différents composants hyperfréquences. Ces techniques sont relevées selon la classification du chapitre précédent :, optimisation de la géométrie dimensionnelle, optimisation de contour et optimisation topologique. En général, de telles techniques permettent d’améliorer une solution initiale en utilisant un nombre plus ou moins élevé de variables.

D’une manière générale, les processus d'optimisation de formes sont lents. Pour résoudre ce problème, une nouvelle technique de paramétrage de contour, basé sur des courbes de Bézier est proposée. L'avantage d'une telle approche polynomiale est de représenter une grande diversité de formes avec un nombre réduit de variables. Les propriétés et les définitions des courbes de Bézier et leur utilisation pour la déformation des structures sont présentés. A la fin, une explication brève de la technique que nous avons développée sous Matlab pour piloter le logiciel CST est exposée.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.2. Revue de littérature sur l'optimisation structurelle dans le domaine des hyperfréquences

Dans cette partie, nous allons présenter les techniques d'optimisation structurelles existant dans la littérature pour l'optimisation des dispositifs hyperfréquences et des antennes. Différents exemples dédiés à l'optimisation des dimensions géométriques, à l'optimisation de contour et à l'optimisation topologique, de composants, de filtres et d'antennes seront donnés.

II.2.1. Optimisation de la géométrie dimensionnelle

Parametric Modeling of EM Behavior of Microwave Components Using Combined Neural Networks and Pole-Residue-Based Transfer Functions [1]

Feng Feng et al. en 2016 dans leur article ont proposé une technique couplant des réseaux de neurones et les pôles et résidus des fonctions de transfert pour la modélisation paramétrique des composants hyperfréquences, dans le but d'optimiser leur comportement électromagnétique (EM). Dans cette technique, les réseaux de neurones sont entraînés à apprendre la relation entre pôles et résidus des fonctions de transfert et les dimensions géométriques de la structure. Après le processus d'apprentissage, le modèle entraîné peut être utilisé pour fournir une prédiction précise et rapide du comportement EM des composants hyperfréquences avec les dimensions géométriques comme variables de conception. Cette technique est appliquée sur trois exemples de modélisation paramétrique.

A. Modélisation paramétrique d'une jonction hyperfréquence

Dans cette partie, la technique proposée est appliquée sur une jonction micro-onde et testée sur le même modèle initial pour trois fréquences désirées différentes : 7.8 GHz, 8 GHz et 8.1 GHz. La figure 13 montre les dimensions géométriques de la jonction à optimiser avec la solution obtenue à la fréquence 8 GHz.

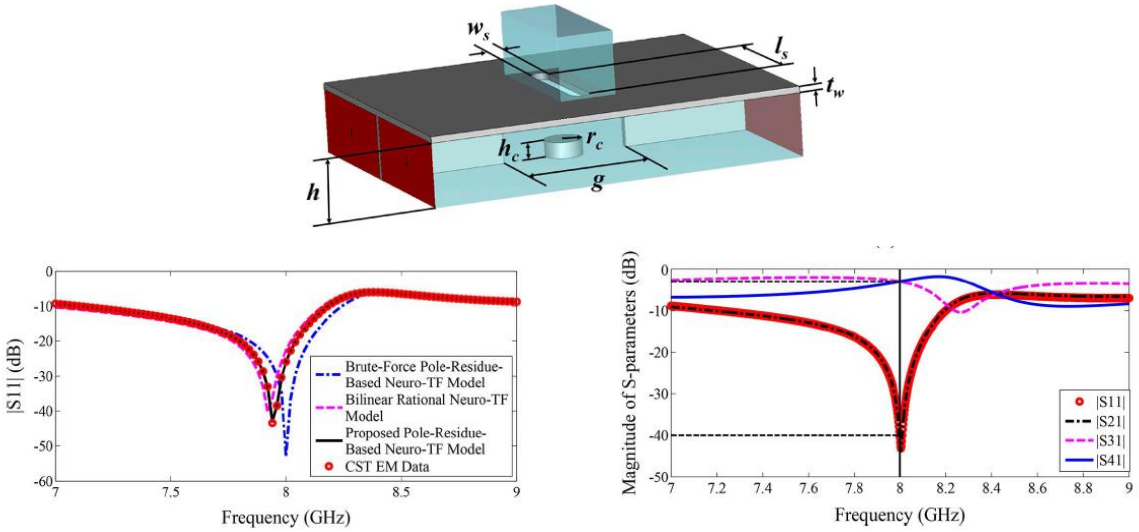


Figure 13 : Jonction micro-onde optimisée par réseau de neurones entrainé sur les pôles et résidus de la fonction de transfert [1]

Licence CC BY-NC-ND 3.0

B. Modélisation paramétrique d'une antenne ultra-large-bande (UWB)

Pour une deuxième application, la technique proposée est appliqué trois fois séparément sur un antenne ultra-large bande pour optimiser sa réponse pour trois spécifications différentes : $|S_{11}| \leq -15\ dB$ pour les bandes de fréquences suivantes : $2.7\ GHz - 10.6\ GHz$, $2.7\ GHz - 10.9\ GHz$ et $2.7\ GHz - 11.3\ GHz$. La figure 14 montre la structure et les variables de conception à optimiser avec le résultat obtenu pour la bande de fréquence $2.7\ GHz - 10.9\ GHz$.

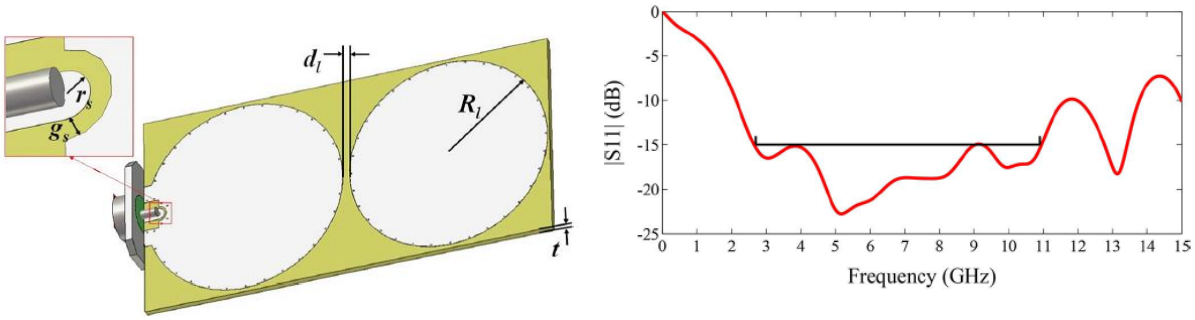


Figure 14 : Antenne ultra-large-bande optimisée par réseau de neurones entrainé sur les pôles et résidus de la fonction de transfert [1]

C. Modélisation paramétrique d'un filtre planaire

Enfin la technique est appliquée pour optimiser l'espace entre les lignes microstrips d'un filtre planaire et le décalage entre les extrémités de chaque ligne et les plans de masse pour trois différentes spécifications : $|S_{11}| \leq -20\ dB$ pour les bandes de fréquences suivantes : $2.3\ GHz - 2.54\ GHz$, $2.32\ GHz - 2.56\ GHz$ et $2.34\ GHz - 2.58\ GHz$. Les variables de conception sont présentées sur la figure 15 avec la réponse du paramètre $|S_{11}|_{dB}$ obtenue de la bande passante $2.32\ GHz - 2.56\ GHz$.

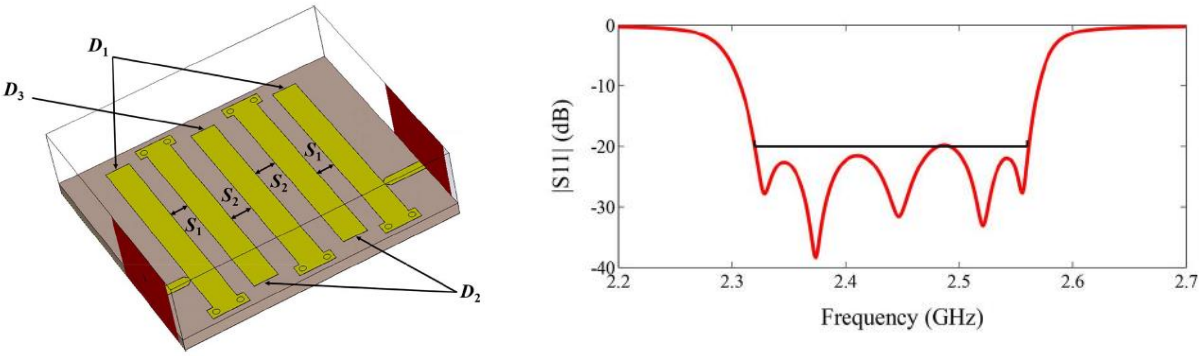


Figure 15 : Filtre planaire optimisé par réseau de neurones entrainé sur les pôles et résidus de la fontion de transfert [1]

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Parametric Modeling of EM Behavior of Microwave Components Using Combined Neural Networks and Hybrid-Based Transfer Functions [2]

En 2020, Feng Feng et ses co-auteurs, ont résolu le problème de discontinuité de la technique basée sur les pôles et résidus de la fonction de transfert, rencontré lorsque les variations géométriques deviennent importantes, en combinant systématiquement le format pôles/résidus et le format rationnel des fonctions de transfert. Les auteurs convertissent les pôles et résidus en coefficients de la fonction de transfert et aboutissent à une base rationnelle qualifiée d'hybride qui permet de résoudre le problème précédent. La performance de cette technique a été illustrée par deux exemples de composants hyperfréquences.

A. Modélisation paramétrique d'un filtre quatre pôles en guide d'ondes

Tout d'abord cette technique est appliquée pour optimiser les hauteurs des plots rectangulaires d'un filtre volumique, comme le montre la figure 16.

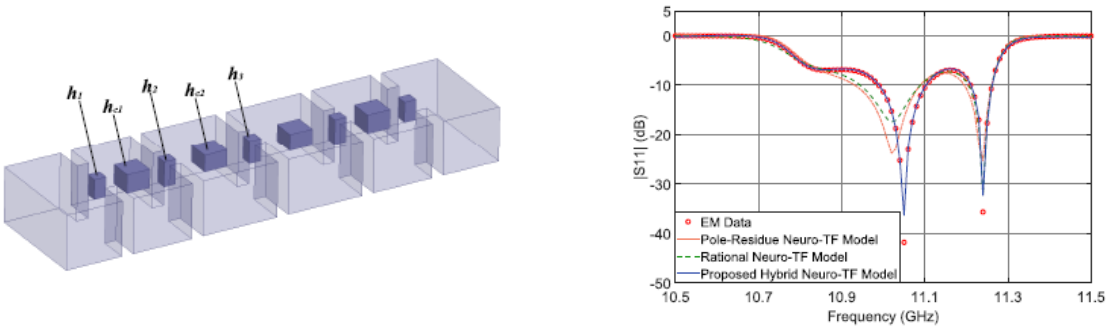


Figure 16 : Filtre en guide optimisé par modèle neuronal hybride

B. Modélisation paramétrique d'un filtre trois pôles en plan H

Dans cette partie, les auteurs ont appliqués cette technique sur un autre filtre volumique pour optimiser les dimensions des ouvertures des iris de couplage et les longueurs des cavités comme le montre la figure 17.

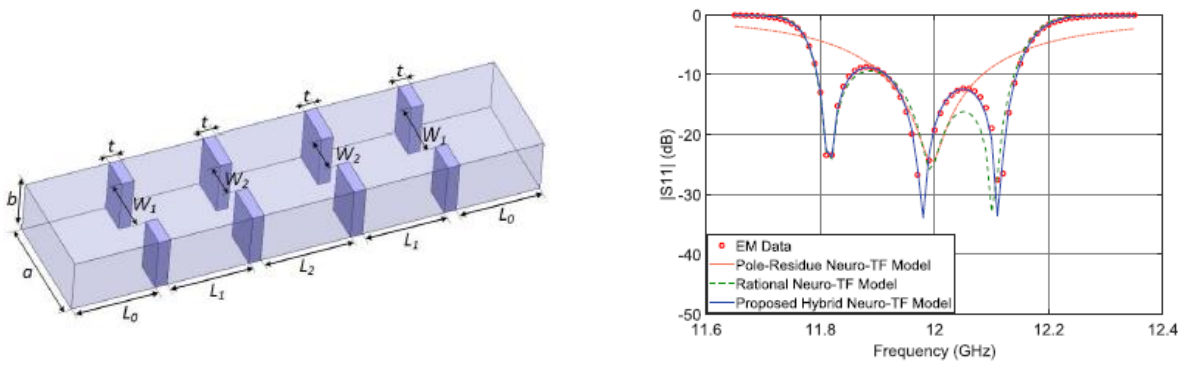


Figure 17 : Filtre en plan H optimisé par modèle neuronal hybride

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Low-Cost Optimization of Compact Branch-Line Couplers and Its Application to Miniaturized Butler Matrix Design [3]

Une technique à faible coût est présentée par Slawomir Koziel en 2014 pour l'optimisation de coupleurs en dérivation (Branch-Line Couplers) basée sur la simulation. Cette technique est divisée en deux étapes. Tout d'abord, il optimise les blocs fondamentaux du coupleur pour obtenir des résultats précis à un coût relativement faible. Le coupleur étant assemblé à partir des blocs précédemment optimisés, un schéma d'optimisation équivalent est appliqué pour ajuster la réponse du coupleur. La procédure proposée permet la conception d'un coupleur en dérivation compact ainsi qu'une matrice de Butler.

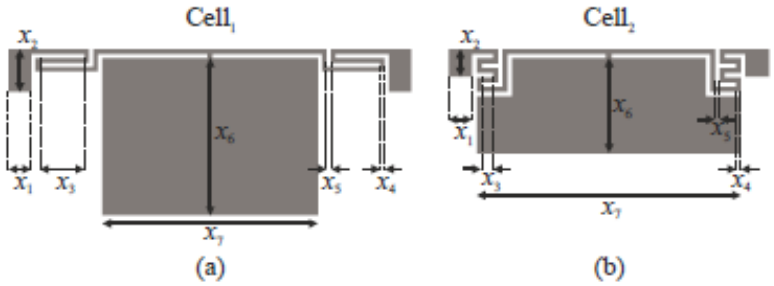


Figure 18 : Structures paramétrées des cellules utilisés pour concevoir un coupleur en dérivation (a) $35.8\ \Omega$ artificial transmission line (b) $50.2\ \Omega$ artificial transmission line.

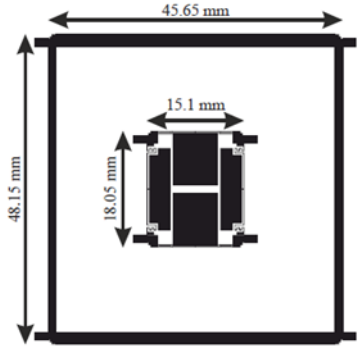


Figure 19 : Comparaison de dimensions de la structure de référence et de la structure compacte optimisée

Le coupleur est composé de deux cellules $35.8\ \Omega$ et deux cellules $50.2\ \Omega$ ayant respectivement un déphasage de -88.3° et -88.4° à la fréquence centrale. Le faible écart par rapport aux longueurs électriques théoriques de 90° est compensé par des jonctions microruban. Pour obtenir des coupleurs et des croisements compacts, par rapport à un coupleur de référence prédéfini, l'auteur a utilisé des lignes de transmission artificielles. La figure 18 montre les deux cellules qui composent le coupleur et les dimensions géométriques à optimiser pour atteindre les spécifications définies en utilisant, pour commencer, l'algorithme *Pattern Search* au niveau de chaque cellule puis un réglage du coupleur basé sur des modèles d'approximation de surfaces de réponse locale. La figure 19 montre une comparaison en taille entre la structure de référence et la structure compacte optimisée.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Les structures optimisées sont utilisées pour construire une matrice de Butler miniature 4x4 (figure 20). La matrice proposée est composée de quatre coupleurs, de deux croisements miniatures construits en connectant deux coupleurs compacts avec deux déphaseurs à 90° et des lignes de transmissions conventionnelles pour le réglage de phase.

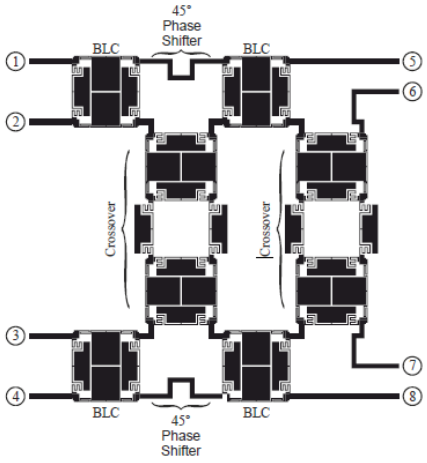


Figure 20 : Matrice de Butler miniature

On Explicit Size Reduction of UWB Antennas through EM-Driven Optimization [4]

Slawomir Koziel en 2017, a fait une étude sur la miniaturisation des antennes ultra-large bandes utilisant une optimisation numérique. Formuler le problème d'optimisation en tant que problème de réduction de taille avec des contraintes sur le maintien de performances électriques, spécialement l'adaptation d'une antenne ultra-large bande, ne conduit pas facilement à des résultats optimaux étant donné que seulement quelques paramètres géométriques déterminent le comportement de l'antenne. Une méthode de conception est proposée pour la relaxation du problème de réduction de la taille et l'amélioration de l'adaptation, où la taille de l'antenne et le maximum de la réflexion de bande sont entrelacés au cours de l'optimisation en minimisant itérativement le maximum de la réflexion dans la bande $3.1GHz - 10.6GHz$ et obtenir à chaque itération une antenne plus compacte. Cette approche est comparée à la formulation standard du problème où la minimisation de la taille de l'antenne est l'objectif principal, pénalisé par le maximum de la réponse de réflexion dans la bande pour maintenir un niveau de réflexion acceptable $|S_{11}| \leq -10\ dB$, en utilisant un algorithme de recherche de gradient.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Le premier exemple d'antenne ultra-large bande (figure 21a) est une antenne à fente circulaire avec un patch circulaire et le deuxième est une antenne planaire à forme de fourche (figure 21b). Elles sont optimisées en taille en utilisant l'approche standard de formulation ($A_{antenne\ I} = 606\ mm^2\ et\ A_{antenne\ II} = 589\ mm^2$) puis la méthodologie proposée de relaxation ($A_{antenne\ I} = 583\ mm^2\ et\ A_{antenne\ II} = 335\ mm^2$). Le point de départ était le modèle optimal par rapport au niveau d'adaptation dont les surfaces initiales de chaque antenne sont : ($A_{antenne\ I} = 765\ mm^2\ et\ A_{antenne\ II} = 702\ mm^2$).

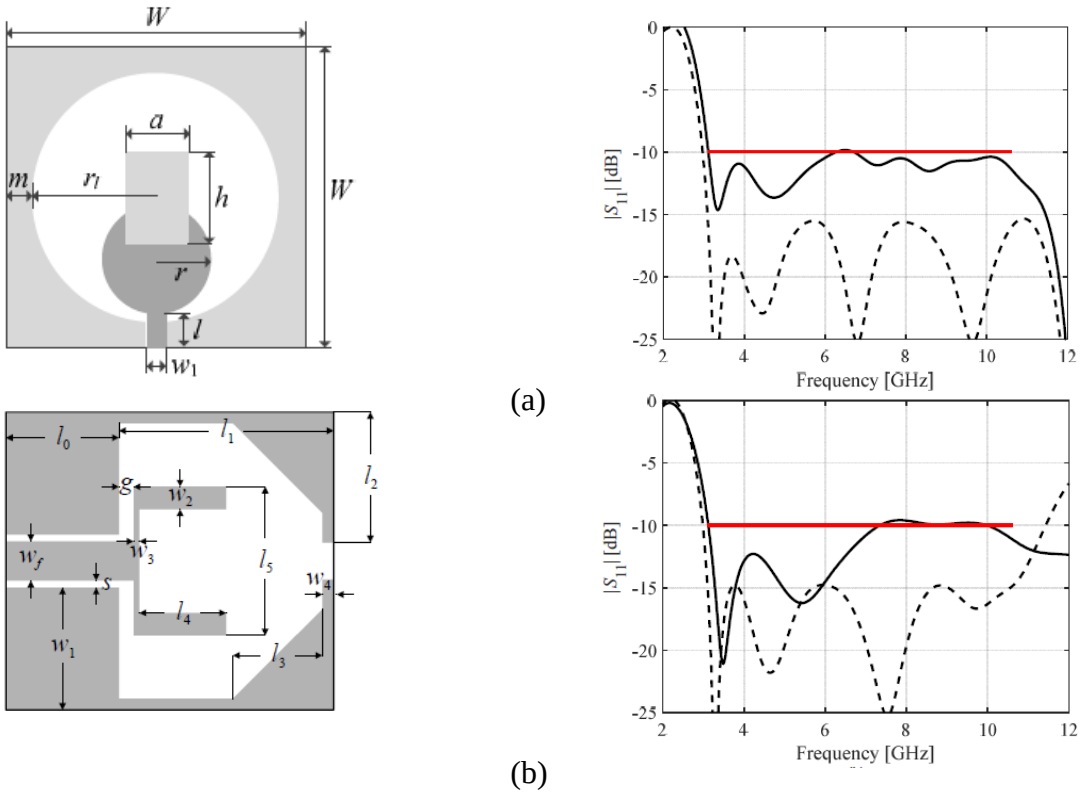


Figure 21 : Comparaison des paramètres S_{11} obtenus par une optimisation de meilleure adaptation et une optimisation par relaxation
(- -) meilleure adaptation et (__) relaxation de (a) l'antenne I et (b) l'antenne II.

Harris Hawks Optimization Algorithm for Waveguide Filter Designs [5]

Un nouvel algorithme, Harris Hawks Optimization (HHO), est appliqué par Pei-Wen Shu et al. en 2020 pour l'optimisation d'un filtre guide d'onde bi-mode d'ordre quatre. Pour tester l'efficacité de la méthode proposée, les algorithmes Particle Swarm Optimization (PSO), Differential Evolution (DE) et Self-adaptive Differential Evolution (SaDE) sont appliqués également pour optimiser le même filtre. La figure 22 représente la structure du filtre et les dimensions géométriques à optimiser. La figure 23 montre la défaillance des algorithmes classiques à trouver une solution satisfaisante.

La figure 24 présente le résultat de l'optimisation du filtre quatre pôles en utilisant l'optimisation de Harris Hawks (HHO) et une comparaison de la convergence de la fonction objective pour les différents algorithmes.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

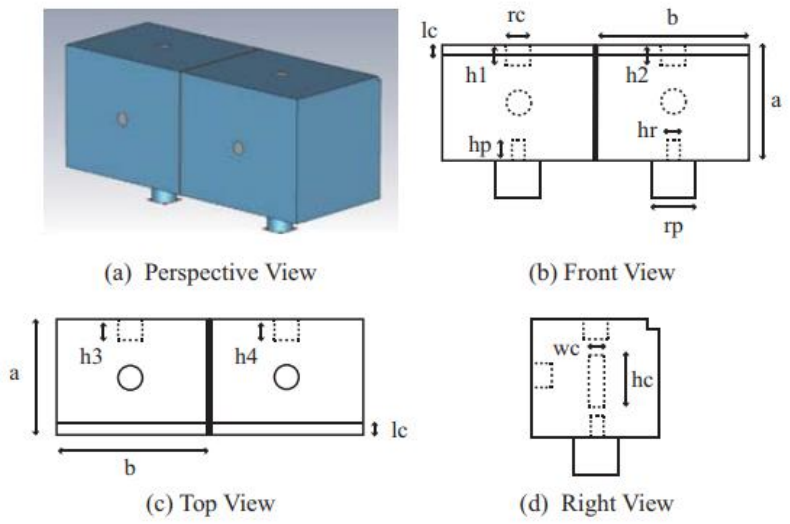


Figure 22 : Structure du filtre guide d'onde.

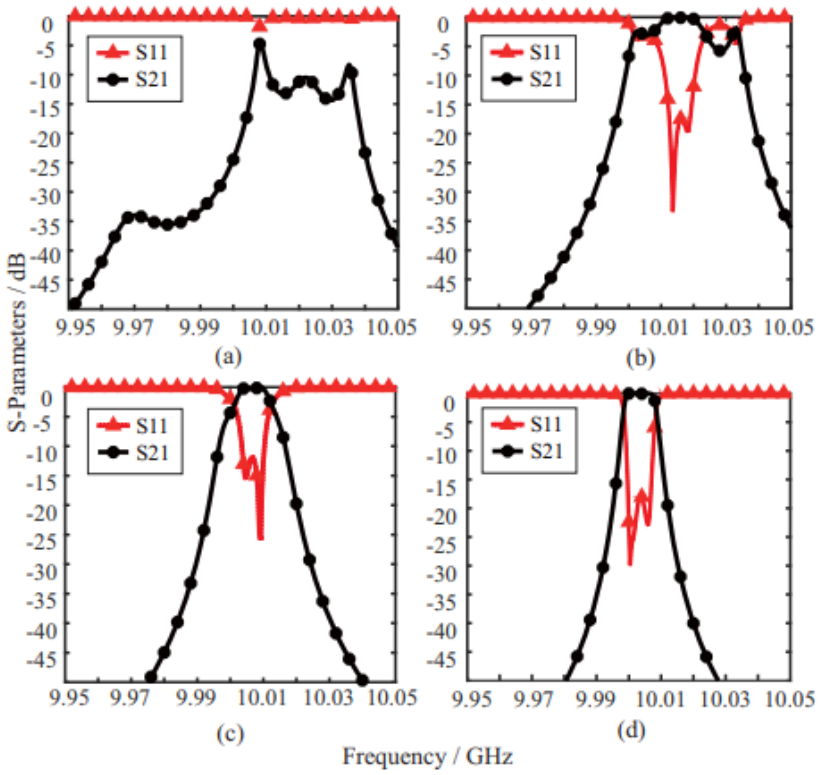


Figure 23 : Paramètres S du modèle initial et des différents algorithmes classiques (a) modèle initial, (b) PSO, (c) DE et (d) SaDE.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

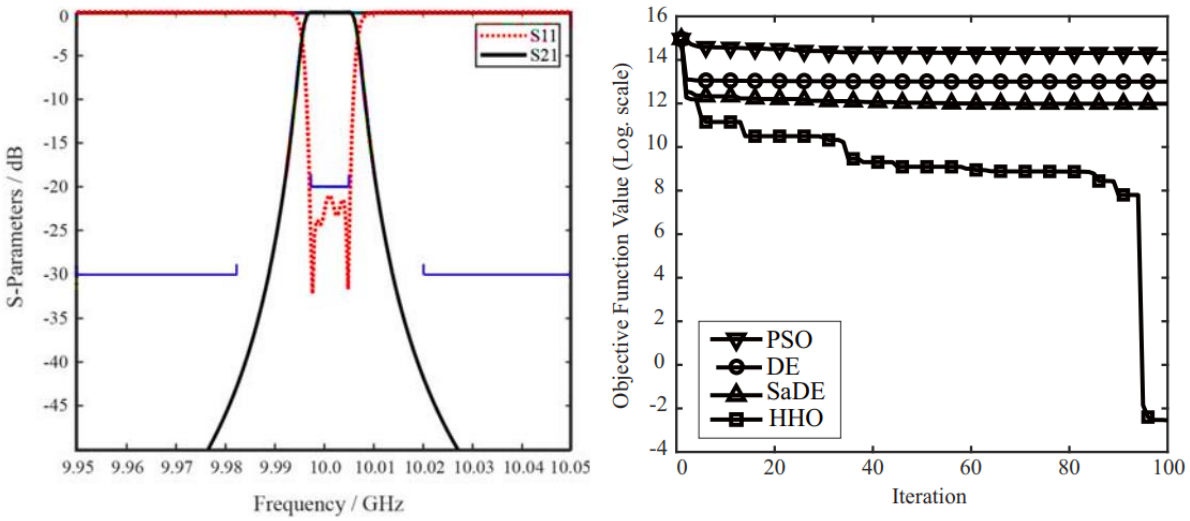


Figure 24 : Résultat de l'optimisation des dimensions géométriques du filtre par l'algorithme (HHO)

II.2.2. Optimisation de contour

Synthesis of Notched Band UWB Antennas With a Hybrid PSO-Spline Technique [6]

Le travail de Leonardo Lizzi et al. en 2010 décrit une approche pour la synthèse des antennes ultra large bande (UWB). L'auteur a utilisé les courbes Splines pour paramétrer le contour de l'antenne dans le but d'obtenir une antenne ultra large bande et une simple fente rectangulaire pour obtenir la caractéristique stop-bande comme le montre la figure 25.

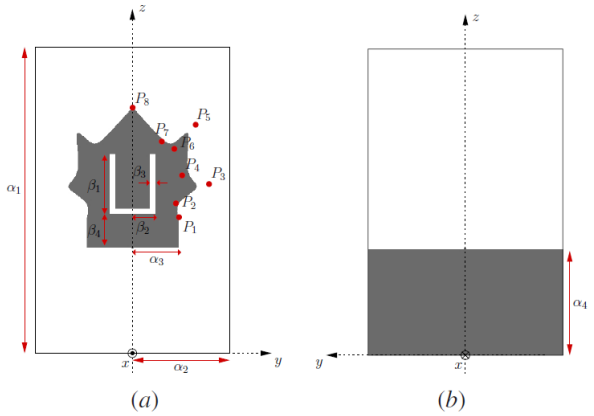


Figure 25 : Schémas de l'antenne optimisée et des paramètres décrivant sa forme
(a) vue de face et (b) vue d'arrière

Licence CC BY-NC-ND 3.0

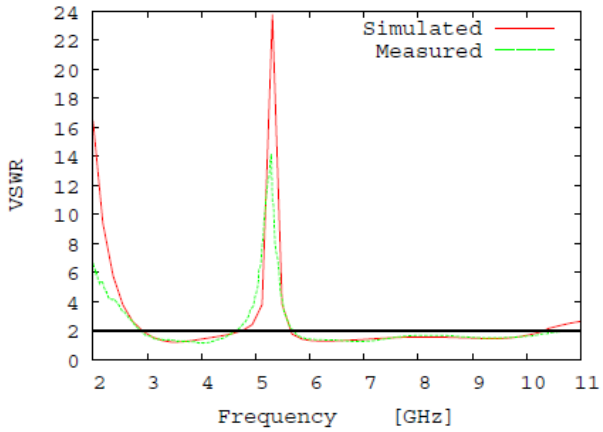


Figure 26 : Adaptation d'impédance dans la bande de fréquence UWB en terme de VSWR

Afin de trouver les meilleures valeurs des paramètres décrivant le contour de l'antenne, le problème de synthèse est reformulé comme un problème d'optimisation. Une approche basée sur l'optimiseur d'essaim de particules (PSO) et un simulateur électromagnétique standard de méthode des moments (MoM) est adoptée, pour optimiser itérativement les variables d'optimisation, reposant sur le calcul d'un critère quantifiant les performances de chaque solution, basé sur le calcul du taux d'ondes stationnaire (VSWR). La figure 26 montre l'adaptation de l'antenne en terme de valeurs du taux d'ondes stationnaires sur toute la bande de fréquence.

Design of Cavity Resonators Applying Shape Deformation Techniques [7]

Dans cette publication Michał Baranowski et al. ont réalisé la conception d'une cavité résonante en utilisant les outils de modélisation 3D enrichis par une méthode de déformation de forme [8]. La déformation de forme permet d'effectuer la paramétrisation géométrique d'une structure 3D et peut être reconnue comme une extension de la paramétrisation disponible avec l'approche de la géométrie constructive des solides.

La technique de déformation de forme a été appliquée pour optimiser la forme de la cavité résonante illustrée sur la figure 27 dans le but d'améliorer le contrôle des paramètres électriques des résonateurs. Le but est d'atteindre le facteur de qualité demandé, augmenter la séparation du premier mode d'ordre supérieur résonnant à la fréquence f_1 du mode fondamental résonnant à f_0 à une valeur demandée $\Delta f(\mathrm{GHz})$, en préservant la fréquence de résonance à f_0.

Une boucle d'optimisation est appliquée, dans laquelle l'optimiseur peut changer à la fois la géométrie de la forme de base du résonateur (longueur, largeur, hauteur) et les positions des points de contrôle qui définissent la forme extérieure en appliquant une méthode de déformation basée sur une méthode de gradients.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

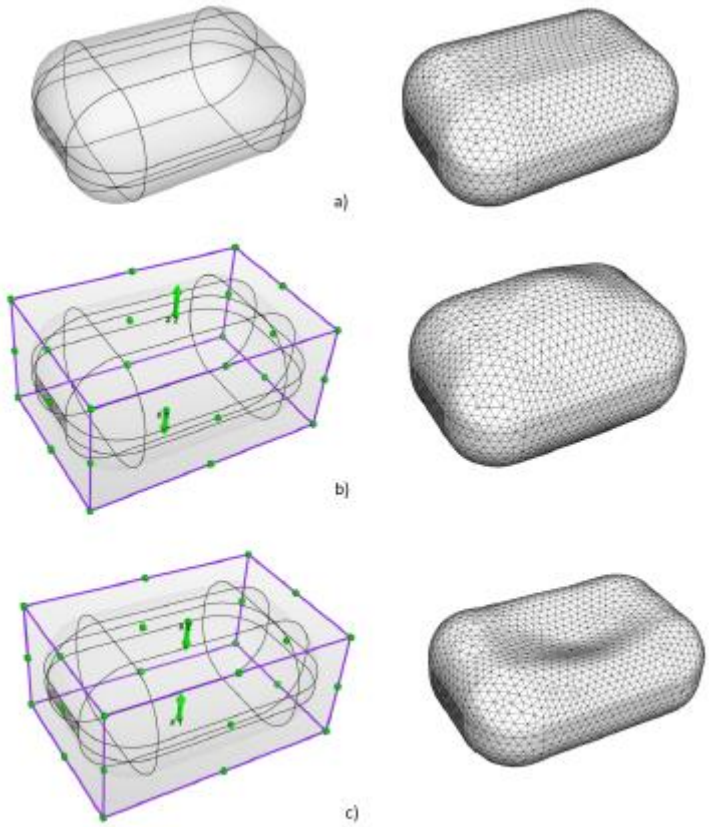
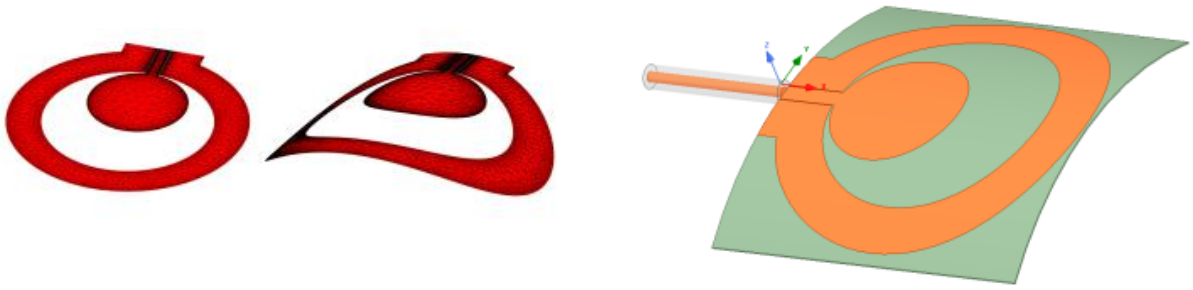


Figure 27 : Example de déformation d'une cavité rectangulaire à bords arrondis
a) cavité initiale et son maillage, b) déformation d'étirement et maillage résultant,
c) déformation de compression et maillage résultant.
Les flèches vertes indiquent la direction de la déformation définie,
les points verts indiquent les points fixes

Application of Mesh Deformation for Modeling of Conformal RF Components with 3D FEM [9]

Maciej Jasinski et al. ont travaillé sur une méthode d'analyse de composants microondes conformes. Cette méthode a été appliquée sur des antennes ultra large bandes pour la modélisation de structures courbées utilisées dans plusieurs applications des systèmes de télécommunication modernes, notamment pour les antennes imprimées sur des objets communicants. Cette méthode alternative de simulation électromagnétique de composants microondes fabriqués sur des surfaces lisses arbitraires est basée sur la déformation du maillage de la structure planaire. La figure 28 montre la structure testée en utilisant le solveur 3D FEM InventSim pour appliquer la méthode de déformation du maillage comparée à la structure modélisée classiquement sur le solveur commercial HFSS.

Licence CC BY-NC-ND 3.0



(a) (b)

Figure 28 : Maillages de l'antenne planaire conforme
(a) projection du maillage sur une surface conforme modélisée sur InventSim, (b) antenne conforme modélisée sur HFSS

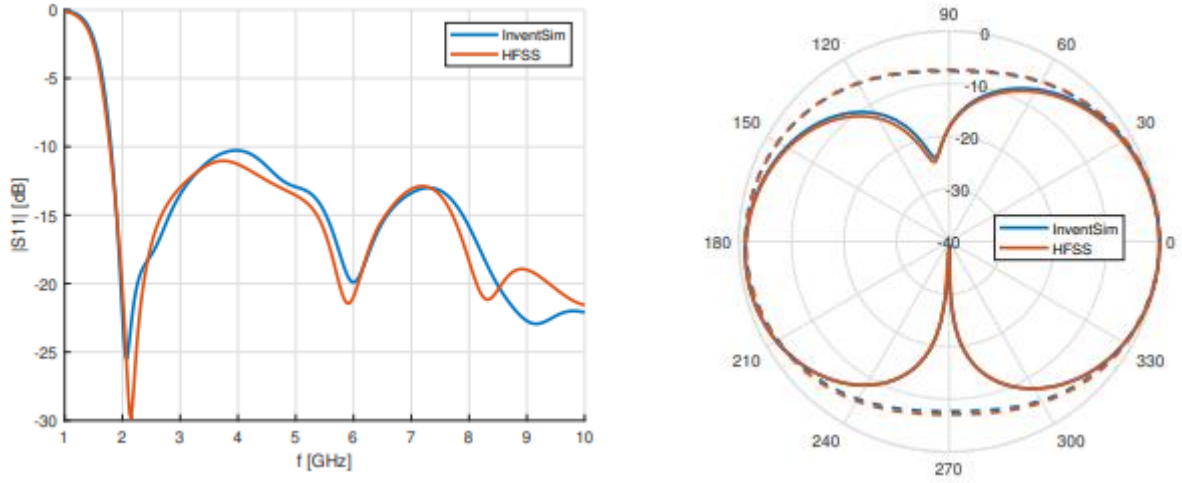


Figure 29 : Comparaison du paramètre $|S_{11}|_{dB}$ et du motif de rayonnement des antennes ultra large bandes

La figure 29 présente une comparaison du paramètre $|S_{11}|_{dB}$ et du motif de rayonnement à $3GHz$ dans le plan YZ des antennes modélisées à partir des deux approches, les résultats sont convergents.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Shape Optimization of a Dielectric Resonator for Improving Its Unloaded Quality Factor [10]

Au sein de notre laboratoire, Hassan Khalil et al. ont présenté une approche d'optimisation de contour des résonateurs diélectriques dans le but d'améliorer leurs facteurs de qualité à vide en utilisant la méthode de courbes de nouveaux et la méthode du gradient topologique.

Les deux techniques sont couplées à la méthode des éléments finis et appliquées au contour du résonateur diélectrique pour optimiser la distribution des matériaux diélectriques afin de minimiser itérativement le critère d'optimisation et améliorer les performances électriques du résonateur par rapport à une référence de forme classique. L'optimisation commence avec l'algorithme des courbes de niveaux et lorsqu'elle tombe dans un minimum local, se poursuit avec l'algorithme de gradient topologique, et ainsi de suite. La conception optimale est atteinte lorsque aucune modification avec les deux algorithmes ne peut diminuer la fonction de coût. Pour faciliter la fabrication du résonateur, la forme est approchée et paramétrée avec cinq dimensions géométriques. Ces paramètres sont d'abord redimensionnés pour récupérer la fréquence de résonance initiale et optimisés suivant une direction de gradient.

La figure 30 illustre la structure de référence et la forme initiale du diélectrique à optimiser, comparée à la forme optimisée par la méthode proposée et sa forme approchée.

La figure 31 présente l'évolution du facteur de qualité Q_0 durant l'optimisation par la méthode proposée et l'optimisation des dimensions géométriques de la forme approchée.

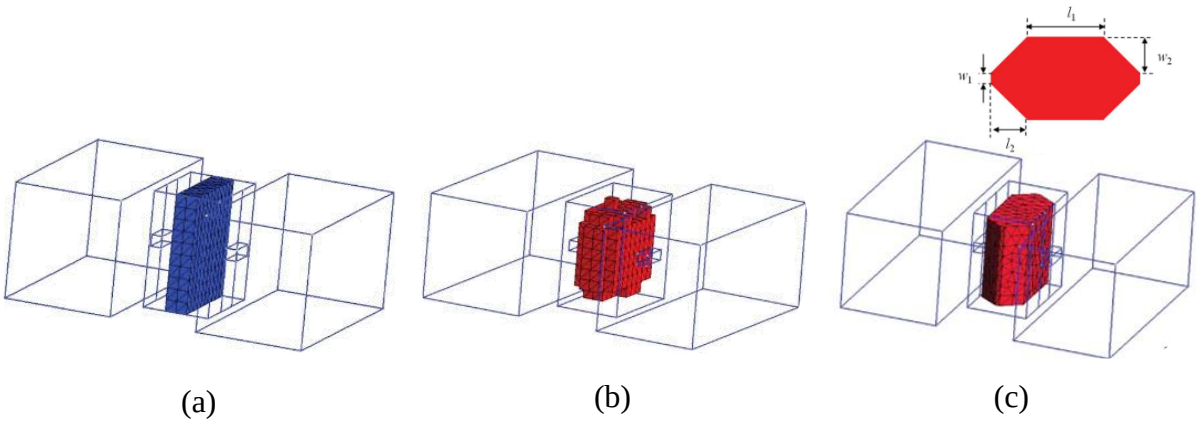


Figure 30 : Résonateurs optimisés par courbes de niveaux puis paramétrisation géométrique Résonateurs (a) de référence, (b) optimisé courbes de niveaux et gradient topologique et (c) optimisé par paramétrisation géométrique

	f_0 (GHz)	Q_0
Reference	11.44	2000
First LS optimization	11.41	2400
TG optimization	11.46	2800
Second LS optimization	12.35	3340

	l_1 (mm)	l_2 (mm)	w_1 (mm)	w_2 (mm)
Before optimization	8	1.08	1	2
After optimization	7.11	1.52	0.5	1.98

Figure 31 : Evolution du facteur de qualité aux différentes étapes de l'optimisation

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Designing Microwave Absorber Shape by Using Optimization [11]

Ibrahim Catalkaya et al. ont appliqué une paramétrisation du contour pour optimiser la forme d'absorbants microondes par une fonction puissance dans le but d'améliorer leur capacité à absorber l'énergie des ondes électromagnétiques incidentes pour des mesures en chambre anéchoïque.

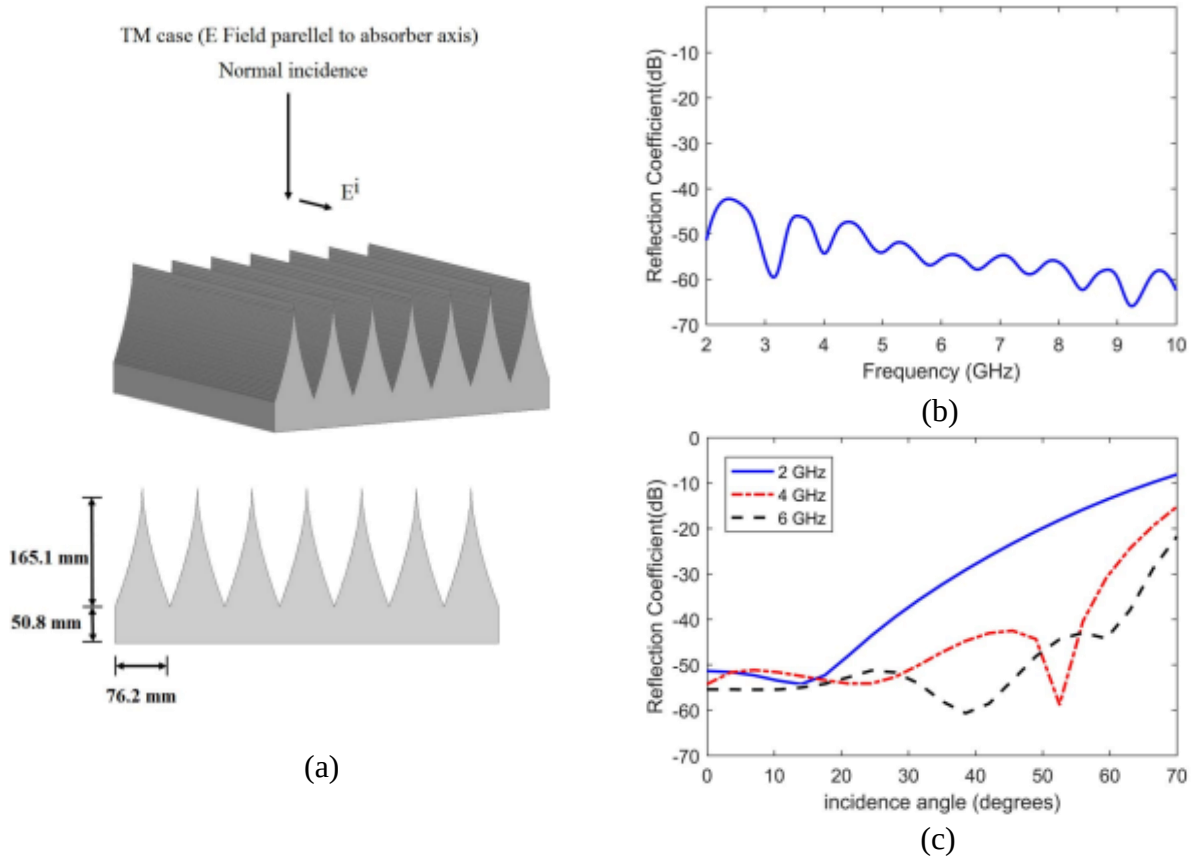


Figure 32 : Optimisation de formes d'absorbants microondes
(a) structure optimisée des absorbants microondes (b) réponse du coefficient de réflexion sur la bande de fréquence 2-10 GHz et (c) réponse du coefficient de réflexion à 2GHz, 4GHz et 6GHz en fonction de la variation de l'angle d'incidence

La méthode périodique des moments (Periodic Moment Method : PMM) est utilisée pour l'analyse des absorbeurs périodiques et l'outil d'optimisation de MATLAB est utilisé pour optimiser la forme des absorbants. La figure 32 représente la structure optimisée des absorbeurs et la variation du coefficient de réflexion sur la bande de fréquence 2-10 GHz et sa variation à 2GHz, 4GHz et 6GHz pour différents angles d'incidence.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.2.3. Optimisation topologique

Particle Swarm Optimization of Microstrip Antennas for Wireless Communication Systems [12]

Anthony A. Minasian et al. ont proposé un outil de conception d'un réseau d'antenne microruban à couplages parasites en utilisant l'optimisation par essaim de particules (PSO). Une application particulière de l'algorithme PSO est utilisée dans cette approche pour concevoir l'antenne sans augmenter sa taille, sa complexité et son coût. La forme de l'antenne à optimiser n'est pas limitée par une géométrie prédéfinie et ne fournit pas une symétrie ou d'autres facteurs qui pourraient limiter le résultat du processus d'optimisation. Des sous patches sont ajoutés autour de l'antenne lors du processus d'optimisation, changeant ainsi la topologie du composant. Ils sont couplés d'une manière parasite pour obtenir la topologie optimale recherchée.

Le logiciel développé se compose de deux éléments principaux. Le premier est le logiciel qui implémente les algorithmes PSO et le second est un programme de liaison qui connecte l'algorithme au logiciel de simulation d'antennes pour permettre l'évaluation des performances et de la fonction de coût de l'antenne pour une géométrie d'antenne particulière. La première étape de la méthodologie de conception consiste à concevoir une antenne microruban rectangulaire qui a une fréquence centrale de $5.5\ GHz$, l'étape suivante consiste à optimiser l'antenne grâce à l'ajout de petits sous-patchs disposés librement autour du patch principal et excités de manière parasite. Les paramètres de performance d'antenne sont recalculés pour chaque géométrie d'antenne modifiée et comparés aux performances spécifiées. La géométrie avec les meilleures performances est sélectionnée pour la prochaine itération. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que la solution obtenue corresponde à une valeur spécifique de la fonction de coût ou que le nombre maximal d'itérations soit atteint. La figure 33 illustre la géométrie optimisée de l'antenne et la structure fabriquée avec une comparaison du coefficient de réflexion $(|S_{11}|_{dB})$ de la forme initiale du patch avec la réponse optimale simulée et mesurée.

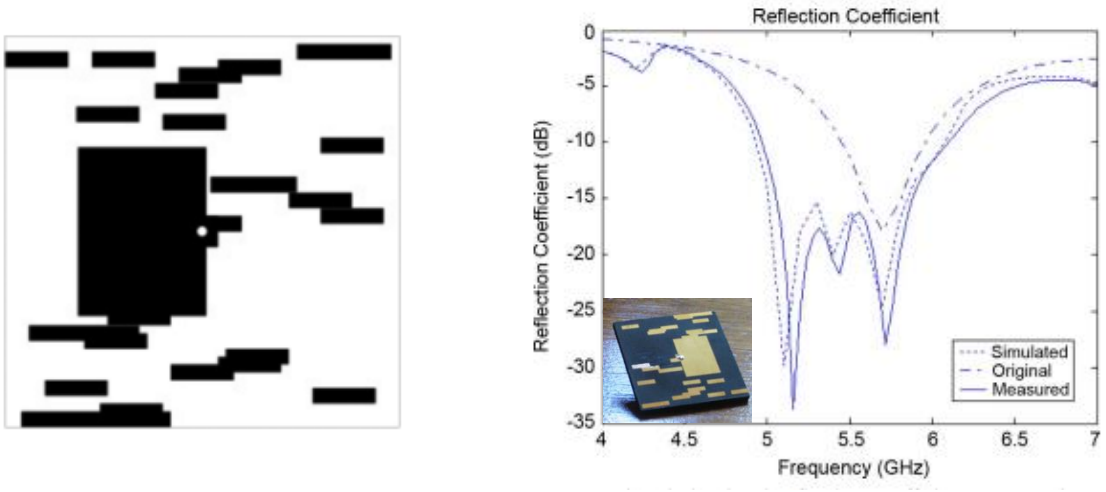


Figure 33 : Résultat d'optimisation topologique d'une antenne microruban par essaim de particules (PSO)

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Joint Optimisation of Ground, Feed Shapes with Material Distributive Topology of Patch in UWB Antennas using Improved Binary Particle Swarm Optimisation [13]

Une optimisation topologique conjointe du plan de masse, de la structure d'alimentation et du patch rayonnant d'antennes ultra large bandes (UWB) est proposée dans cet article par T. Palanisamy et al. Le plan de masse, la structure d'alimentation et le patch rayonnant sont identifiés en se basant sur le vecteur de position de l'algorithme d'optimisation d'essaim de particules binaires. Le plan de masse et la structure d'alimentation de l'antenne sont optimisés à partir d'un ensemble de combinaisons possibles discrètes et la distribution topologique des matériaux du patch rayonnant est optimisée avec l'une des différentes structures d'alimentation et de plan de masse présentées dans la figure 34. Elle est appliquée à la conception d'antennes UWB avec des configurations de topologie asymétriques et symétriques en miroir. Cette méthode est mise en œuvre en simulant l'antenne dans le logiciel CST MWS avec une co-simulation MATLAB à l'aide du contrôle ActiveX et optimisée avec l'algorithme BPSO amélioré pour résoudre le problème de minimum local.

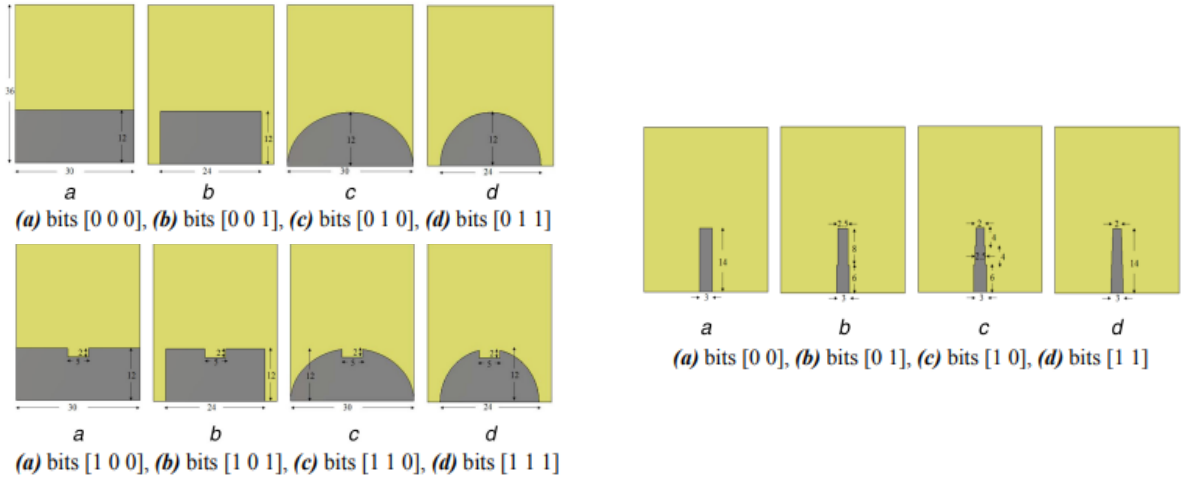


Figure 34 : Différentes structures de plan de masse et de structures d'alimentation utilisées pour l'optimisation des antennes UWB.

Il y a au total huit plans de masse différents, chacun est représenté avec 3 bits et quatre alimentations microrubans différentes, chacune représentée avec 2 bits. Le patch rayonnant est divisé en 120 cellules, chaque cellule est définie sur un seul bit « 0 » ou « 1 », ce qui signifie une cellule sans ou avec un conducteur, respectivement. Ici, deux topologies de patch rayonnant différentes sont prises en compte pour la conception d'antennes. L'une est une topologie asymétrique où les 120 cellules sont dans l'espace de solution représenté avec une chaîne binaire de 120 bits comme présenté dans la figure 35a, l'autre est la topologie symétrique où 60 cellules sont utilisées et reflétées symétriquement limitant la chaîne binaire à 60 bits comme le montre la figure 35b. Pour la conception d'antennes, le vecteur de position de chaque particule est considéré comme une chaîne binaire totale de 125 bits ou de 65 bits pour représenter la topologie asymétrique ou la topologie symétrique, respectivement

Licence CC BY-NC-ND 3.0

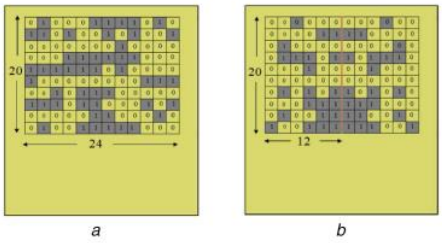


Figure 35 : Pixélisation du patch rayonnant pour l'optimisation topologique de l'antenne

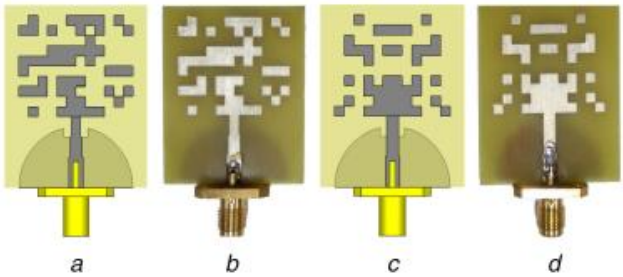


Figure 36 : Topologie optimale des antennes UWB

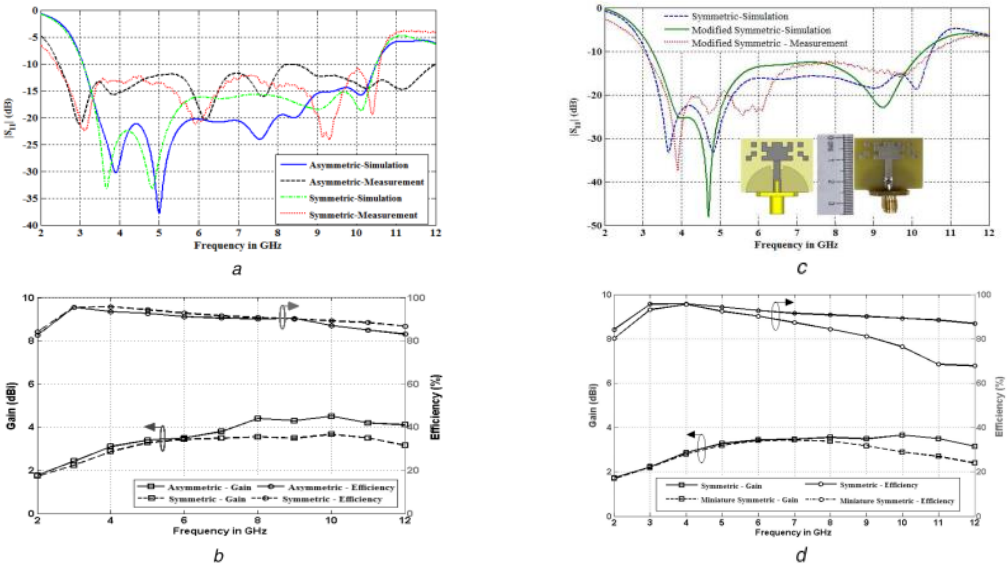


Figure 37 : Résultats d'optimisation de l'antenne
(a-b) antenne asymétrique et (c-d) antenne symétrique

Les figures 36a et 36b illustrent la topologie optimale de l'antenne UWB obtenues en utilisant la topologie asymétrique et sa structure fabriquée, respectivement. La topologie optimale de l'antenne UWB obtenue en utilisant la topologie symétrique et son prototype fabriqué sont montrés dans les figures 36c et 36d, respectivement. On observe que pour les deux topologies, le même plan de masse est optimisé. En ce qui concerne la structure d'alimentation, la structure en trois étapes pour la topologie asymétrique et la structure en deux étapes pour la topologie symétrique semblent optimiser les performances.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Topology Optimization of Microwave Filters Including Dielectric Resonators [14]

Au sein de notre laboratoire, des travaux sur l'optimisation topologique ont été effectués lors de la thèse de Hassan Khalil [15]. Dans cet article, un exemple présente l'optimisation topologique de composants céramiques pour la conception de filtres microondes en appliquant la méthode du gradient topologique couplée à la modélisation par éléments finis. La structure de référence est un filtre quatre pole à cavités bi-modes chargé par des résonateurs en céramique et couplés par une iris de couplage métallique en forme de croix. Le problème d'optimisation a pour but de remplacer l'iris de couplage par un élément de couplage en céramique afin d'obtenir les mêmes performances dans la bande passante et la région hors-bande pour fabriquer le filtre avec une cavité métallique unique et les éléments de couplage et de résonance en céramique sont simplement placés à l'intérieur de la cavité. La deuxième étape consiste à optimiser la forme des résonateurs en céramique pour améliorer les performances hors-bande. Une optimisation des dimensions géométriques des éléments optimisés par identification matricielle est appliquée à la fin de chaque étape pour finaliser l'optimisation. La figure 38 illustre la structure de référence et la structure optimisée après la première étape et une comparaison des paramètres S après l'optimisation des dimensions géométriques des éléments en céramiques. La même approche a été appliquée pour optimiser la forme des résonateurs céramiques pour améliorer les performances hors-bande. Les résultats sont présentés sur la figure 39.

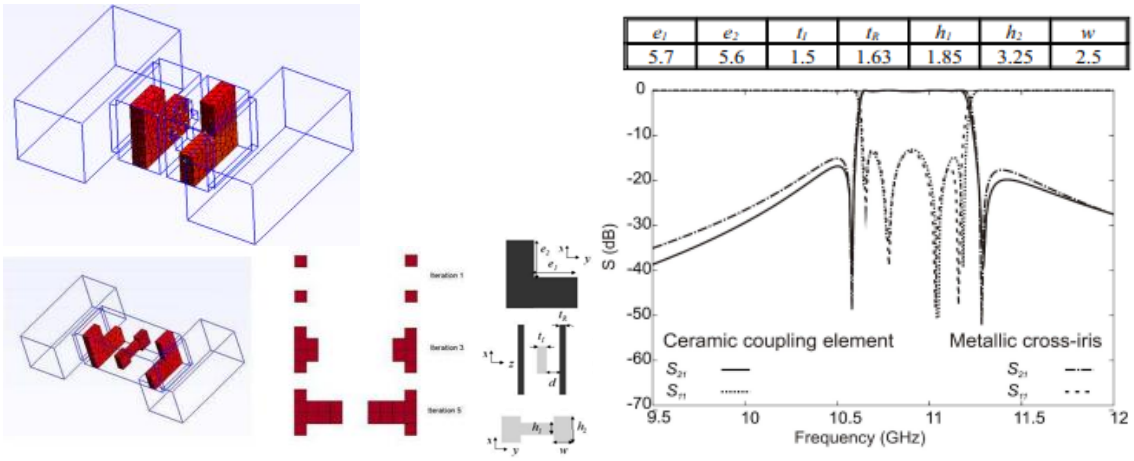


Figure 38 : Résultat de l'optimisation topologique de l'élément de couplage céramique

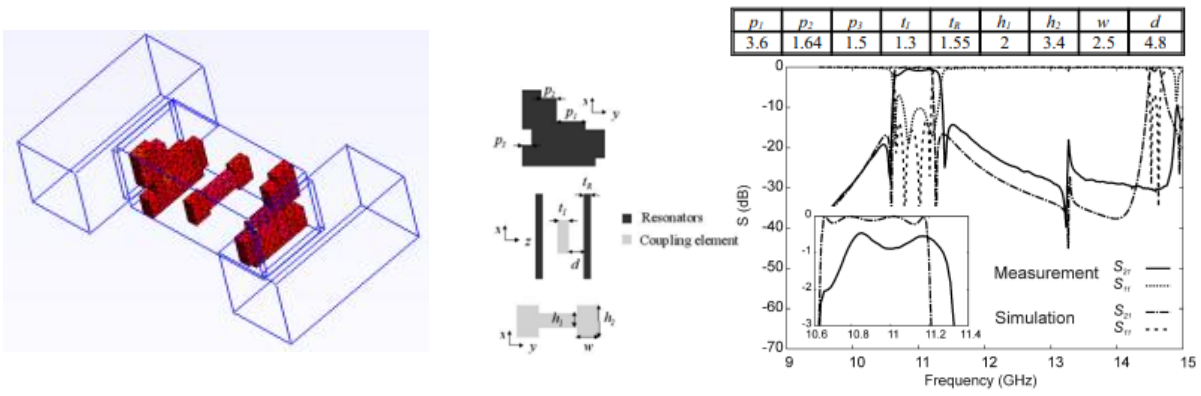


Figure 39 : Résultat de l'optimisation topologique des résonateurs céramiques

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.2.4. Limitation des méthodes d'optimisation de forme

Les techniques que nous avons pu exposer dans les sections précédentes sont des outils de conception puissants pour accompagner le concepteur dans la recherche de solutions optimales.

Les techniques d'optimisation dimensionnelle sont maintenant bien intégrées dans les simulateurs commerciaux. Ce n'est pas le cas des techniques d'optimisation de contour et d'optimisation topologique.

Ces dernières techniques s'appuient généralement sur la discrétisation de la structure ce qui a pour inconvénient de nécessiter un nombre conséquent de variables. La manipulation d'un nombre importants de variables ouvre l'espace des solutions, mais compte tenu du coût relativement élevé de l'évaluation de la fonction d'adaptation avec un simulateur numérique, la convergence vers l'optimum global est fastidieuse, sans négliger qu'il faut garder à l'esprit que la solution doit rester réalisable, ce qui implique d'associer des contraintes fortes, voire très complexes à définir pour un problème d'optimisation topologique pur.

Compte-tenu de ces remarques, nous souhaitons développer une approche d'optimisation des contours qui s'affranchisse de la discrétisation de la structure et qui nous permette de décrire une forme relativement riche avec un nombre limité de paramètres et avec laquelle nous pourrons définir des contraintes de manière simple lorsqu'il s'agira de garantir la faisabilité de la structure optimale.

Pour toutes ces raisons, nous avons décidé de recourir à un paramétrage polynomial de la structure à optimiser, et notre attention s'est fixée sur les courbes de Bézier qui ont d'abord été développées dans le secteur automobile par Pierre Bézier (ingénieur chez Renault) et Paul de Casteljau (ingénieur chez Citroën), avant d'être popularisées et appliquées à différents modèles.

Nous allons décrire dans la section suivante les courbes de Bézier telles que nous les utiliserons ensuite pour optimiser les contours des composants hyperfréquences.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.3. Courbes de Bézier

Pour traiter les problèmes d'optimisation de forme dans les chapitres suivants, nous utiliserons des courbes de Bézier planes (de dimension deux). En effet, ces courbes permettent de représenter une grande diversité de formes avec un nombre limité de paramètres.

Une courbe de Bézier de degré n est une courbe polynomiale définie à partir de $n+1$ points $\{P_i\}_{i=0,\dots,n}$ appelés points de contrôle. On peut joindre dans un ordre donné les points de contrôle par des segments et obtenir ainsi un polygone de contrôle. Cette courbe est une approximation lisse du polygone de contrôle et passe seulement par le premier et le dernier point de contrôle. La forme de ces courbes peut être facilement déformée en déplaçant un ou plusieurs points de contrôle. Le développement des courbes que nous allons traiter a commencé avec De Casteljau et Bézier d'une manière indépendante.

II.3.1. Présentation et définition

Une procédure intéressante et célèbre pour générer une courbe de Bézier est l'algorithme de De Casteljau [16]. Elle peut être définie d'une manière récursive comme De Casteljau les a d'abord développées. On va l'illustrer par un exemple de courbe de Bézier du second degré.

On considère trois points de contrôle $P_0, P_1\ et\ P_2\ \in\ \mathbb{R}^2$ qui définit la courbe de Bézier $B_{0,1,2}(t)$ et construit à partir de deux polynômes en variant le vecteur t entre 0 et 1 :

$$B_{0,1}(t) = (1-t)P_0 + tP_1$$

$$B_{1,2}(t) = (1-t)P_1 + tP_2$$

$$B_{0,1,2}(t) = (1-t)B_{0,1}(t) + tB_{1,2}(t) \qquad (II.1)$$

$B_{0,1}(t)$ (respectivement $B_{1,2}(t)$) représente une courbe de Bézier de premier degré ou une interpolation linéaire entre P_0 et P_1 (respectivement entre P_1 et P_2) alors $B_{0,1,2}(t)$ est l'interpolation linéaire entre $B_{0,1}(t)$ et $B_{1,2}(t)$. La figure 40 présente un schéma des différentes étapes de l'algorithme de De Casteljau avec un exemple graphique qui présente une courbe de Bézier et les points $B_{0,1}(t)$, $B_{1,2}(t)$ et $B_{0,1,2}(t)$ pour une valeur de $t = 0.36$. L'équation mathématique de cette courbe peut être obtenue en remplaçant les expressions de $B_{0,1}(t)$ et $B_{1,2}(t)$ dans celle de $B_{0,1,2}(t)$.

$$B_{0,1,2}(t) = (1-t)^2P_0 + 2t(1-t)P_1 + t^2P_2$$

L'équation obtenue est celle d'une parabole pour t variant entre 0 et 1, c'est la somme pondérée des points de contrôle en fonction du paramètre t. La figure 41 représente l'importance de la pondération au niveau de chaque point de contrôle et son influence sur la déformation de la courbe en globale.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

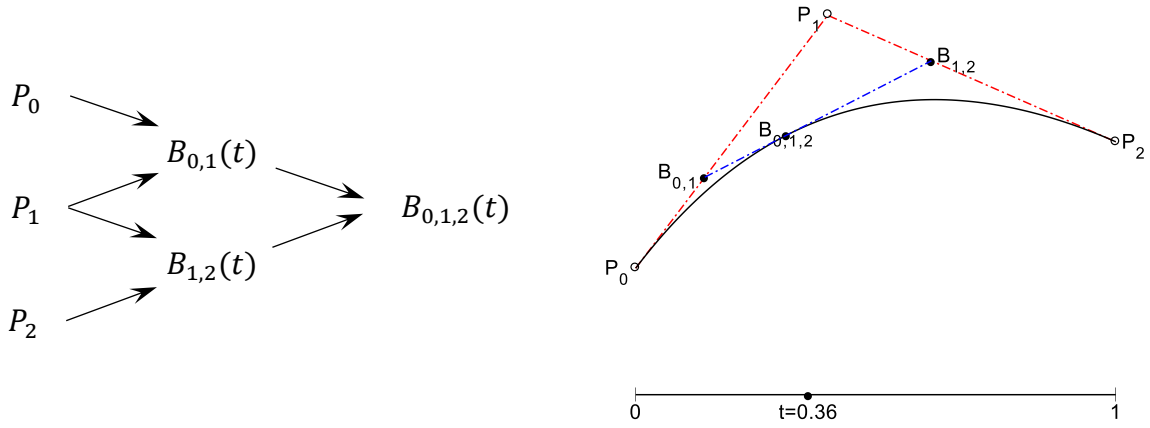


Figure 40 : Algorithme de De Casteljau, t=0.36

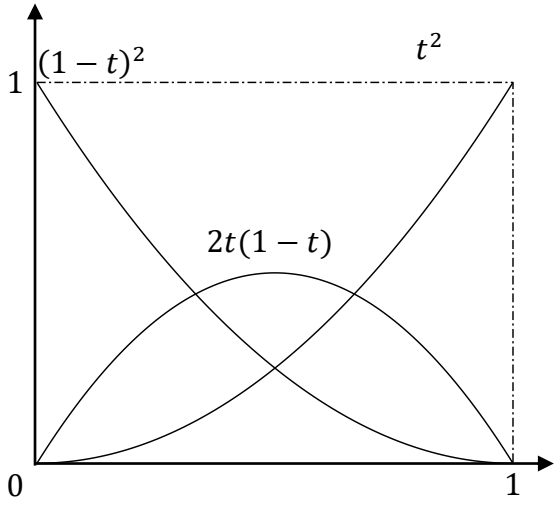


Figure 41 : Fonctions de pondération des points de contrôle de la courbe de Bézier

Il est aussi important d'avoir une représentation explicite des courbes de Bézier [17] pour faciliter leur développement théorique ; pour cela les courbes de Bézier sont définis explicitement en terme des fonctions polynomiales de Bernstein :

$$B_i^n(t) = \binom{n}{i} t^i (1-t)^{n-i} \qquad (II\text{-}2)$$

Dont le coefficient binomial est défini par :

$$\binom{n}{i} = \begin{cases} \dfrac{n!}{i!\,(n-i)!} & si\ 0 \le i \le n \\ 0 & autrement \end{cases}$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Une courbe de Bézier de degré n définie à partir de $n+1$ points $\{P_i\}_{i=0,\dots,n}$ sur un vecteur $t \in [0,1]$ est exprimée de la manière suivante :

$$S([P_0, \dots, P_n], t) = \sum_{i=0}^{n} P_i B_i^n(t) \quad 0 \leq t \leq 1$$

Dans les travaux qui suivent, les courbes de Bézier sont utilisées comme méthode de paramétrisation de contour des composants à optimiser. On s'intéresse à l'utilisation des courbes d'ordre trois et quatre parce qu'elles permettent de créer des courbes avec des points d'inflexions. Différentes formes des courbes de Bézier cubiques sont illustrées sur la figure 42. Les courbes ayant une auto-intersection, deux points d'inflexion et une forme cuspide ne sont pas intéressantes pour nos travaux, ce sont des formes à éviter.

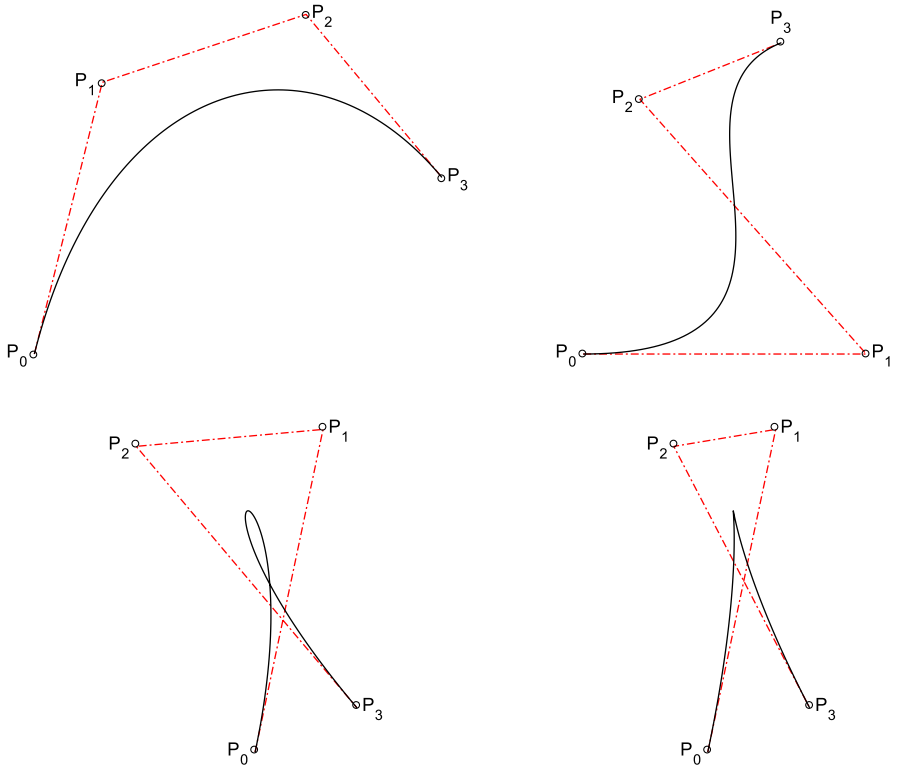


Figure 42 : Différents formes des courbes de Bézier cubiques

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Courbe de Bézier fermée

Une courbe de Bézier de degré n est dite fermée lorsque le premier point et le dernier point de contrôle coïncident ($P_0 \equiv P_n$) ainsi $S([P_0, \dots, P_n], 0) = S([P_0, \dots, P_n], 1)$ et la courbe ne doit pas avoir d'auto-intersection. La figure 43 présente l'exemple d'une courbe de Bézier de degré $n = 6$ fermée.

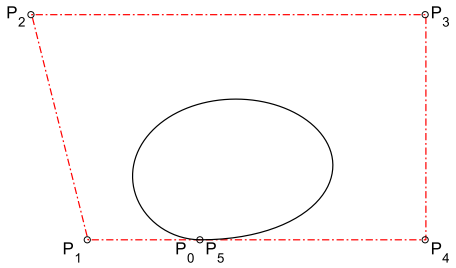


Figure 43 : Courbe de Bézier fermée de degré 6

II.3.2. Propriétés

Les propriétés des courbes de Bézier sont les suivantes [17]:

1. *Les points extrêmes* : Une courbe de Bézier définie par un ensemble de points de contrôle $[P_0, \dots, P_n]$ passe seulement par le premier et le dernier point du polygone de contrôle. Cela est facilement observé si on substitue $t = 0$ et $t = 1$ dans l'équation de la courbe.
2. *Les tangentes de fin* : Etant donné un polygone de contrôle $[P_0, P_1, \dots, P_{n-1}, P_n]$, le premier segment $\overline{P_0P_1}$ et le dernier segment $\overline{P_{n-1}P_n}$ du polygone de contrôle sont tangents à la courbe de Bézier correspondante. Un exemple de calcul est appliqué à une courbe de Bézier cubique pour démontrer cette propriété. Les pentes des tangentes sont définies par :

   $$\frac{dS}{dt} = -3(1-t)^2P_0 + 3[-2(1-t)t + (1-t)^2]P1 + 3[-t^2 + 2t(1-t)]P_2 + 3t^2P_3$$

   Pour $t = 0$ on obtient :

   $$\frac{dS}{dt} = 3(P_1 - P_0)$$

   Et pour $t = 1$ on obtient :

   $$\frac{dS}{dt} = 3(P_3 - P_2)$$

   Ce qui signifie que les tangentes à la courbe en P_0 et en P_n, respectivement, ont la même direction des segments $\overline{P_0P_1}$ et $\overline{P_2P_3}$. Cette propriété est importante pour les courbes de Bézier par morceaux et la division d'une courbe ou la fusion de deux courbes.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

3. *Invariance par transformation affine :* Effectuer une transformation f affine des points de contrôle $\{P_i\}_{i=0,\dots,n}$ d'une courbe puis tracer cette courbe à partir du polygone transformé est équivalent à effectuer une transformation f directe à une courbe de Bézier :

$$S([f(P_0),\dots,f(P_n)],t) = f\big(S([P_0,\dots,P_n],t)\big) \quad \forall\, t \in [0,1]$$

   Appliquer une transformation au polygone de contrôle d'une courbe de Bézier est plus raisonnable pour minimiser le temps de calcul, parce que la transformation n'est appliqué que $n+1$ fois.

4. *Enveloppe convexe* : Une courbe de Bézier est contenue à l'intérieur de l'enveloppe convexe de ses points de contrôle. Les points de la courbe de Bézier sont obtenus de manière récursive de combinaison convexe à partir des points de contrôle d'où on obtient l'enveloppe convexe de la courbe. Cette propriété a pour avantage d'aider à tester l'intersection entre deux courbes et l'auto-intersection d'une courbe. On peut commencer par tester si leurs enveloppes convexes s'intersectent ou s'auto-intersectent. Ceci n'est pas difficile à tester et permet donc d'obtenir rapidement s'il y a une chance d'intersection.

5. *Invariance après transformation de l'intervalle de définition* : Une courbe de Bézier $S_n(t)$ est initialement définie pour $t \in [0,1]$. Pour une transformation $t = \frac{u-a}{b-a}$ la courbe $S_n\left(\frac{u-a}{b-a}\right)$ avec $u \in [a,b]$ définit la même courbe de Bézier.

6. *La symétrie* : Une courbe de Bézier définie par un polygone de contrôle $\{P_0, P_1, \dots, P_n\}$ est la même que celle définie par les mêmes points pris dans l'ordre inverse $\{P_n, P_{n-1}, \dots, P_0\}$. Ceci est due à la symétrie des polynômes de Bernstein.

7. *Contrôle pseudo-local* : Chaque polynôme de Bernstein possède un seul maximum pour $t = \frac{i}{n}$, si on déplace un seul sommet du polygone de contrôle, la courbe est principalement affectée par le changement autour de la région qui correspond au paramètre $t = \frac{i}{n}$. De cette manière on peut prédire la déformation de la courbe.

II.3.3. Expression matricielle des courbes de Bézier

Les courbes de Bézier peuvent s'écrire sous forme de matrices. Les polynômes de Bernstein $B_i^n(t)$ sont des scalaires dépendant du paramètre t, et nous rappelons que les points de contrôle sont de dimension deux, $\{P_i\}_{i=0,\dots,n} \in \mathbb{R}^2$ car on s'intéresse à des courbes planes :

$$S([P_0,\dots,P_n],t) = \sum_{i=0}^{n} P_i B_i^n(t)$$

$$= [P_0 \;\; P_1 \;\; \cdots \;\; P_n] \begin{bmatrix} B_0^n(t) \\ B_1^n(t) \\ \vdots \\ B_n^n(t) \end{bmatrix}$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Si l'on souhaite écrire la forme polynomiale d'une courbe de Bézier de degré n en terme de base de puissance, exprimé par $\{1, t, t^2, \cdots, t^n\}$, on obtient la forme matricielle suivante :

$$S([P_0, \dots, P_n], t) = [P_0 \ P_1 \ \cdots \ P_n] \ . \ M_n \ . \begin{bmatrix} 1 \\ t \\ \vdots \\ t^n \end{bmatrix}$$

Où M_n correspond à une matrice de coefficients m_{ij} définis par :

$$m_{ij} = (-1)^{j-i} \binom{n}{k} \binom{k}{i}$$

Ceci peut être calculé en utilisant la définition des polynômes de Bernstein et le théorème du binôme, comme suit [18] :

$$B_i^n(t) = \binom{n}{i} t^i (1-t)^{n-i}$$

$$= \binom{n}{i} t^i \sum_{j=0}^{n-i} (-1)^j \binom{n-i}{j} t^j$$

$$= \sum_{j=0}^{n-i} (-1)^j \binom{n}{i} \binom{n-i}{j} t^{j+i}$$

$$= \sum_{j=i}^{n} (-1)^{j-i} \binom{n}{i} \binom{n-i}{j-i} t^j$$

$$= \sum_{j=i}^{n} (-1)^{j-i} \binom{n}{k} \binom{k}{i} t^j$$

Voici un exemple de l'expression matricielle d'une courbe de Bézier cubique ($n = 3$) ; on obtient dans $\mathbb{R}^2$ en notant (x_i, y_i) les coordonnées des points de contrôle $\{P_i\}_{i=0,\dots,3}$:

$$S([P_0, \dots, P_3], t) = \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & x_2 & x_3 \\ y_0 & y_1 & y_2 & y_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & -3 & 3 & -1 \\ 0 & 3 & -6 & 3 \\ 0 & 0 & 3 & -3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ t \\ t^2 \\ t^3 \end{bmatrix}$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.4. Application des courbes de Bézier à l'optimisation de formes

Les outils numériques utilisés actuellement dans l'industrie, capables de prédire précisément le comportement du dispositif à travers ses caractéristiques physiques, permettent la modélisation et le dimensionnement des dispositifs hyperfréquences à travers des géométries très complexes construites à partir de blocs de construction de base simples, tels que les boites, les cylindres, les cônes et des opérations booléennes entre ces formes de base. Des formes complexes qui ne peuvent pas être construites à partir de ces opérations de base ne sont pas autorisés, d'où le fait que le concepteur se trouve limité dans la conception des composants et compte sur son expérience et à des outils d'optimisation internes aux logiciels de CAO. Dans ce contexte il est nécessaire d'améliorer les outils de conception pour enrichir la modélisation 3D des composants avec des nouvelles techniques d'optimisation de forme surtout dans un contexte de développement de nouvelles technologies de fabrication comme la fabrication additive (impression 3D).

Les techniques d'optimisation de forme répondent à ces besoins en proposant des nouvelles formes et topologies de la structure, élargissant ainsi l'espace des solutions pour obtenir des dispositifs plus performants. Il existe déjà dans la littérature, comme présenté au début de ce chapitre, des techniques d'optimisation de contour et de topologie dédiées à la conception de dispositifs plus performants. L'objectif que nous poursuivons dans ces travaux en utilisant les courbes de Bézier est d'appliquer une nouvelle technique de paramétrage polynomial de la forme, plus efficace que les méthodes déjà existante en réduisant le nombre de variables à optimiser, afin d'obtenir une diversité de solutions et de formes des composants à moindre coût.

II.4.1. Courbes de Bézier pour l'optimisation de contour

Dans nos travaux, les courbes de Bézier sont utilisées pour décrire le contour des composants hyperfréquences à optimiser. Ce sont des courbes polynomiales paramétrées par des points de contrôle qui décrivent la forme de la courbe. Elles font une partie de la famille des courbes B-Splines. Leur avantage est la simplicité du lien entre les points de la courbe et les points de contrôle et par conséquent, la capacité à évaluer leur déformation.

On travaille avec des courbes de degré trois ou quatre pour éviter d'avoir des polynômes de très grand degré qui entraine l'apparition d'oscillations et des calculs moins stables numériquement. Un autre inconvénient à utiliser une courbe de haut degré, est la modification globale de la forme de la courbe par le changement d'un seul point de contrôle, malgré la propriété de la pseudo-localisation des courbes de Bézier. Pour obtenir des formes plus complexes, on fixe le degré de la courbe en augmentant le nombre de courbes par divisions lorsque c'est nécessaire, pour avoir plus de degrés de liberté.

Dans notre problème d'optimisation de contour, paramétré par les courbes de Bézier, les variables d'optimisation sont les points de contrôle de la courbe et notre problème d'optimisation de contour est transformé en problème d'optimisation paramétrique ce qui va relaxer notre problème d'optimisation et autoriser la recherche des solutions locales du problème. Cette technique comme tous les problèmes d'optimisation se base sur le calcul d'un critère à minimiser pour obtenir une solution optimale. Dans notre cas, le critère est défini en termes de paramètres S. Il est nécessaire de trouver une direction de descente pour minimiser ce critère en calculant son gradient par rapport aux coordonnées des points de contrôle lorsque cela est possible ou par d'autres méthodes qui ne nécessitent pas le calcul du gradient.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.4.1.1. Interpolation utilisant les courbes de Bézier

Dans cette partie, on présente le problème de paramétrisation de contour en utilisant les courbes de Bézier. Considérons un espace $\mathcal{C}$ comme un ensemble de courbes qui définissent la frontière d'une forme plane. Ensuite définissons pour le problème d'optimisation la fonction objective à minimiser : $\mathcal{J} : \mathcal{C} \longrightarrow \mathbb{R}$. Dans cette ensemble $\mathcal{C}$ on choisit un sous-ensemble $\mathcal{S} \subset \mathcal{C}$ de courbes de Bézier par morceaux [19] qui est un espace vectoriel fini sur $\mathbb{R}$ et on applique les restrictions du critère $\mathcal{J}|_{\mathcal{S}}$ à cet espace. $\mathcal{S}$ est isomorphe sur $\mathbb{R}^n$ pour $n \in \mathbb{N}$ noté par : $\phi : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathcal{S}$, on optimise alors $\mathcal{J}|_{\mathcal{S}} \circ \phi : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$, transformant ainsi le problème d'optimisation de contour en problème d'optimisation paramétrique. Le problème est résolu itérativement et la solution de chaque itération est prise comme point de départ de l'itération suivante.

Parmi l'ensemble de courbes de l'espace $\mathcal{C}$, on considère les courbes de Bézier par morceaux notées $\mathcal{S}_{N,d}$ où N représente le nombre de patches ou de courbes de degré d. Pour déterminer la dimension de l'espace $\mathcal{S}_{N,d}$ il suffit de compter le nombre de points de contrôle de la courbe, chaque courbe $\gamma \in \mathcal{S}_{N,d}$ possède N patches de degré d ce qui fait $N(d+1)$ points de contrôle a priori. En réduisant le nombre de points en commun entre les courbes voisines, on obtient un total de Nd si on considère des courbes fermées, $Nd+1$ sinon. Pour la suite on va représenter le nombre total de points de contrôle par N_t. On définit ϕ l'application qui associe N_t points de contrôle à sa courbe de Bézier :

$$\phi : (\mathbb{R}^2)^{N_t} \longrightarrow \mathcal{S}_{N,d}$$

$$\left(P_0, \dots, P_{N_t-1}\right) \longmapsto \phi\left(P_0, \dots, P_{N_t-1}\right)$$

Pour une courbe $\gamma \in \mathcal{S}_{N,d}$, d'après la propriété de symétrie d'une courbe par une simple application $t \longmapsto 1-t$ on peut toujours obtenir deux représentations polynomiales de la même courbe. Mais il existe d'autres cas de reparamétrisation polynomiale qui permettent d'ajouter des points de contrôle à une courbe sans modifier sa forme, cette technique est appelée élévation du degré [18]. En même temps, il existe des courbes dont les patches peuvent avoir des degrés inférieurs à d et donc on peut obtenir des paramétrisation polynomiales utilisant un nombre réduit de points de contrôle mais ce cas reste rare. Pour cela, il est important de trouver une application qui prouve l'existence et l'unicité de points de contrôle.

La méthode suivante est proposée pour faire une approximation d'une courbe $m \in \mathcal{C}$ par une courbe de Bézier. Cette méthode consiste à interpoler cette courbe en N_t points et à définir une courbe polynomiale qui passe par ces points. On va commencer par définir l'application ψ suivante :

$$\psi : \mathcal{C} \longrightarrow (\mathbb{R}^2)^{N_t}$$

$$m \longmapsto \left(m(t_0), \dots, m\left(t_{N_t-1}\right)\right)$$

Avec $t = (t_0, \dots, t_{N_t-1})$ est une subdivision de l'intervalle $[0,1]$ en N_t points de la manière suivante :

Licence CC BY-NC-ND 3.0

$$t_i = \frac{i}{N_t - 1}\ , pour\ tout\ i\ \in \{0, \dots, N_t - 1\}$$

On souhaite maintenant déterminer les points de contrôle de la courbe de Bézier qui interpole les N_t points ; on définit alors l'application suivante :

$$H : \ (\mathbb{R}^2)^{N_t} \longrightarrow (\mathbb{R}^2)^{N_t}$$

$$\left(M_0, \dots, M_{N_t-1}\right) \longmapsto \left(P_0, \dots, P_{N_t-1}\right)$$

Les points de contrôle $P_0, \dots, P_{N_t-1}$ définissent la courbe $\gamma = \phi\left(P_0, \dots, P_{N_t-1}\right)$ telle que :

$$\psi(\gamma) = \left(M_0, \dots, M_{N_t-1}\right)$$

Ainsi les points $M_0, \dots, M_{N_t-1} \in (\mathbb{R}^2)^{N_t}$ sont définis comme suit en utilisant la définition des courbes de Bézier par morceaux :

$$M_0 = \gamma(t_0) = \ S([P_0, \dots, P_d], 0)$$

$$M_1 = \gamma(t_1) = \ S\left([P_0, \dots, P_d], \frac{1}{d}\right)$$

…

$$M_{d-1} = \gamma(t_{d-1}) = S\left([P_0, \dots, P_d], \frac{d-1}{d}\right)$$

$$M_d = \gamma(t_d) = \ S([P_0, \dots, P_d], 1)$$

Les $d + 1$ premiers points sont déterminés par le premier patch $\{P_0, \dots, P_d\}$, de même les points $(M_d, \dots, M_{2d})$ sont déterminés par le deuxième patch $\{P_d, \dots, P_{2d}\}$ et ainsi de suite. Le problème d'interpolation original à N_t équations est équivalent à N_t problèmes de détermination des points de contrôle $\{Q_0, \dots, Q_d\} \in \mathbb{R}^2$ d'un patch interpolant $d + 1$ points $N_0, \dots, N_d$, définis comme suit :

$$\begin{cases} S([Q_0, \dots, Q_d], 0) = N_0 \\ S\left([Q_0, \dots, Q_d], \frac{1}{d}\right) = N_1 \\ \dots \\ S\left([Q_0, \dots, Q_d], \frac{d-1}{d}\right) = N_{d-1} \\ S([Q_0, \dots, Q_d], 1) = N_d \end{cases}$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

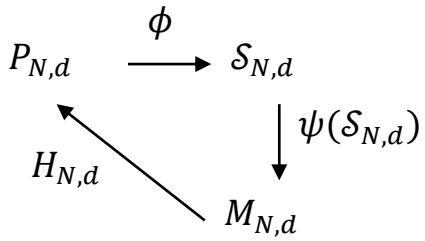
Pour résoudre ce problème d'interpolation, la matrice S_d du système est écrite dans la base de Bernstein sous la forme suivante :

$$S_d = \begin{bmatrix} B_0^d(0) & \cdots & B_d^d(0) \\ B_0^d\left(\frac{1}{d}\right) & \cdots & B_d^d\left(\frac{1}{d}\right) \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ B_0^d\left(\frac{d-1}{d}\right) & \cdots & B_d^d\left(\frac{d-1}{d}\right) \\ B_0^d(1) & \cdots & B_d^d(1) \end{bmatrix}$$

Maintenant, après avoir résolu ce problème et prouvé l'existence et l'unicité des points de contrôle qui définissent une courbe de Bézier, on possède un moyen pour paramétrer une courbe $m \in \mathcal{C}$ par une courbe de Bézier par morceaux de la manière suivante :

$$m \longrightarrow \psi(m) \longrightarrow H(\psi(m)) \longrightarrow \phi(H(\psi(m)))$$

Voici le diagramme commutatif qui traduit ce problème :



II.4.1.2. Déformation d'une courbe

Après l'étape de paramétrisation d'une courbe par une courbe de Bézier, on s'intéresse maintenant à la déformation de cette courbe pour déformer itérativement la forme des frontières dans notre problème. On commence par calculer une déformation $\delta\gamma$ de la courbe paramétrées à chaque itération dans la direction de descente du critère et on applique cette déformation aux points qui définissent le contour de la courbe en mettant à jour la nouvelle forme de la courbe de la manière suivante :

$$\gamma \longleftarrow \gamma + \alpha\delta\gamma$$

Où α est le pas de déformation de la méthode de descente utilisée.

D'après le diagramme obtenu dans la partie précédente, la déformation de la courbe est obtenue après le calcul de la déformation d'un ensemble de points de cette évaluée par ψ :

$$\psi(\delta\gamma) = (\delta M_0, \dots, \delta M_{N_t-1})$$

On peut ensuite calculer le vecteur de déformation des points de contrôle :

$$H(\delta M_0, \dots, \delta M_{N_t-1}) = (\delta P_0, \dots, \delta P_{N_t-1})$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Dans les problèmes d'optimisation de forme, la déformation $\delta\gamma$ d'une courbe est évaluée en quelques points du contour et on déplace ces points dans la direction de déformation calculée. Dans notre cas, ces courbes sont des courbes de Bézier, définis par des points de contrôle, donc lorsqu'on souhaite déformer la frontière de la courbe suivant une direction de descente, on doit calculer la déformation de ces points de contrôle.

Prenant un exemple d'une courbe de Bézier de degré $n = 3$ pour montrer la méthode de calcul de la déformation d'une courbe en utilisant un échantillonnage de cette courbe. La figure 44 illustre une courbe de Bézier cubique avec une déformation appliquée à quatre points échantillonnés de sa frontière.

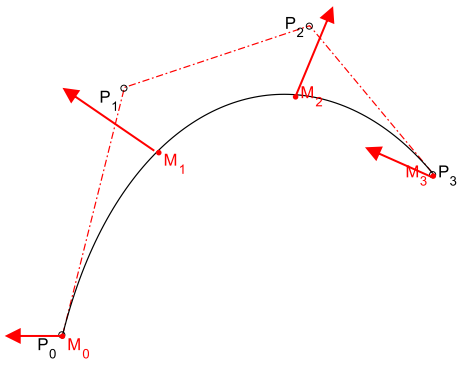


Figure 44 : Déformation des quatre points de la courbe

En se référant à la partie précédente l'interpolation de la direction de descente de la courbe de Bézier cubique est la suivante :

$$\begin{cases} S([\delta P_0, \delta P_1, \delta P_2, \delta P_3], 0) & = \delta M_0 \\ S\left([\delta P_0, \delta P_1, \delta P_2, \delta P_3], \frac{1}{3}\right) & = \delta M_1 \\ S\left([\delta P_0, \delta P_1, \delta P_2, \delta P_3], \frac{2}{3}\right) & = \delta M_2 \\ S([\delta P_0, \delta P_1, \delta P_2, \delta P_3], 1) & = \delta M_3 \end{cases}$$

La matrice S_d du système que l'on a déjà présenté en prenant $d = 3$ est la suivante :

$$S_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{8}{27} & \frac{4}{9} & \frac{2}{9} & \frac{1}{27} \\ \frac{1}{27} & \frac{2}{9} & \frac{4}{9} & \frac{8}{27} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

On doit ensuite calculer l'inverse de cette matrice $H_3 = S_3^{-1}$ dont l'expression est :

Licence CC BY-NC-ND 3.0

$$H_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-5}{6} & 3 & \frac{-3}{2} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{-3}{2} & 3 & \frac{-5}{6} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La déformation des points de contrôle est alors calculée comme suit :

$$\begin{bmatrix} \delta P_0 \\ \delta P_1 \\ \delta P_2 \\ \delta P_3 \end{bmatrix} = H_3 \begin{bmatrix} \delta M_0 \\ \delta M_1 \\ \delta M_2 \\ \delta M_3 \end{bmatrix}$$

La figure 45 montre une comparaison entre la forme initiale de la courbe et sa forme nouvelle en montrant la déformation des quatre points échantillonnés et les vecteurs de déformation du polygone de contrôle.

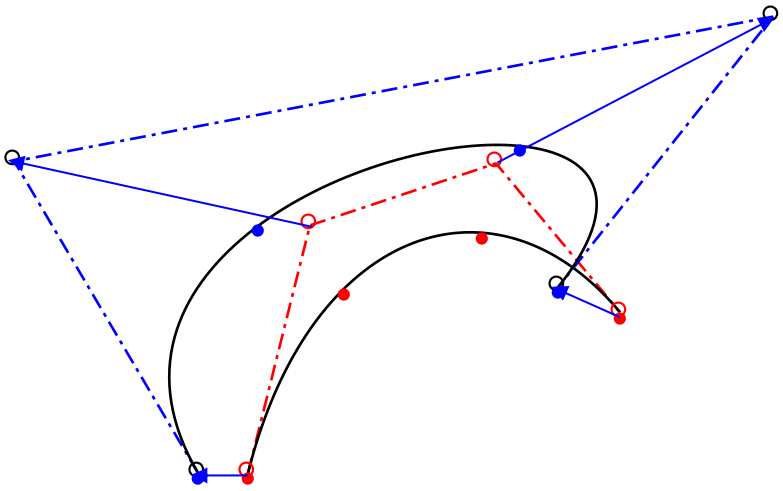


Figure 45 : Déformations des quatre points de contrôle après l'interpolation

II.4.1.3. Division d'une courbe

Pour augmenter les degrés de liberté d'une courbe et augmenter les chances de convergence de notre algorithme, on peut augmenter le nombre de patches utilisés décrivant la forme de la frontière pour une structure. En même temps, il faut limiter le nombre de points de contrôle pour conserver l'idée d'optimisation de contour avec un nombre limité de variables par rapport aux méthodes d'optimisation de formes déjà existante. On propose alors une méthode qui permet d'augmenter le nombre de patches durant le processus d'optimisation, lorsque c'est nécessaire, en divisant le patch. La méthode de division d'un patch partage le dernier en deux. Cette méthode peut être généralisée pour diviser un patch en n patches, mais dans notre cas on se limite à le diviser en deux.

L'avantage de la procédure de division est de ne pas modifier la forme initiale de la courbe tout en augmentant le nombre de degrés de liberté de cette courbe. Le premier patch obtenu

Licence CC BY-NC-ND 3.0

décrit la première moitié de la courbe et le second décrit la deuxième moitié. Le processus de division est défini comme suit :

Soit $P_0, \dots, P_n \in \mathbb{R}^2$ les points de contrôle définissant la courbe initiale à diviser, on commence par choisir t, une subdivision régulière de l'intervalle $[0,1]$ en $2n+1$ valeurs :

$$t_i = \frac{i}{2n}, \quad \forall\, i \in \{0, \dots, 2n\}$$

Ensuite on applique un échantillonnage de la courbe en ces $2n+1$ points noté par $M_0, \dots, M_{2n}$:

$$M_i = S([P_0, \dots, P_n], t_i), \quad \forall\, i \in \{0, \dots, 2n\}$$

On définit ensuite une autre subdivision régulière de l'intervalle $[0,1]$, cette fois en $n+1$ valeurs

$$s_i = \frac{i}{n}, \quad \forall\, i \in \{0, \dots, n\}$$

Par la suite, on commence la procédure de division de la courbe définie par $P_0, \dots, P_n$ qui consiste à déterminer les points de contrôle $Q_0, \dots, Q_n$ et $R_0, \dots, R_n$ qui vérifient les équations suivantes:

$$S([Q_0, \dots, Q_n], s_i) = M_i \qquad \forall\, i \in \{0, \dots, n\}$$

$$S([R_0, \dots, R_n], s_i) = M_{n+i} \qquad \forall\, i \in \{0, \dots, n\}$$

Ce sont deux problèmes d'interpolation que nous avons déjà résolus dans la section précédente et qui peuvent être écrits sous la forme matricielle suivante :

$$S_n Q = M^{(1)}$$

$$S_n R = M^{(2)}$$

Avec :

$$Q = \begin{bmatrix} Q_0 \\ \vdots \\ Q_n \end{bmatrix} \qquad M^{(1)} = \begin{bmatrix} M_0 \\ \vdots \\ M_n \end{bmatrix} \qquad R = \begin{bmatrix} R_0 \\ \vdots \\ R_n \end{bmatrix} \qquad M^{(2)} = \begin{bmatrix} M_n \\ \vdots \\ M_{2n} \end{bmatrix}$$

Soit H_n l'inverse de la matrice S_n que l'on a déterminé dans la section précédente. Pour déterminer les points de contrôle des deux nouvelles courbes, on résout les systèmes suivants en utilisant H_n :

$$Q = H_n M^{(1)}$$

$$R = H_n M^{(2)}$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

La figure 46 illustre un patch de degré trois divisé en deux où le patch $Q_0, \dots, Q_n$ trace la première moitié de la courbe et le patch $R_0, \dots, R_n$ décrit la deuxième moitié de la courbe.

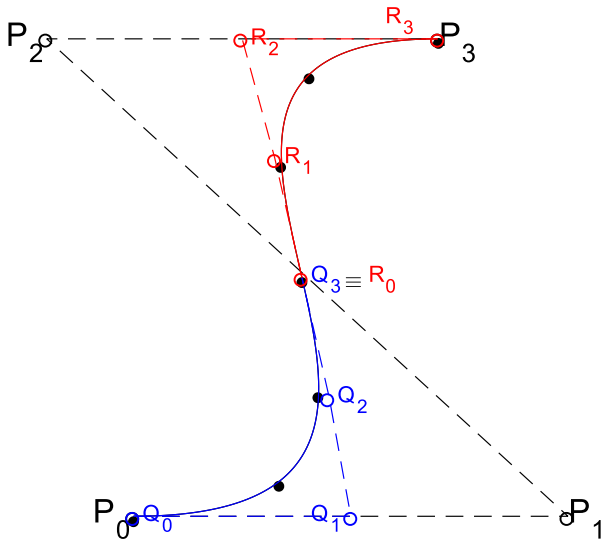


Figure 46 : Division d'une courbe de Bézier cubique

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.5. Couplage de la méthode des courbes de Bézier avec les méthodes de descente

Notre technique d'optimisation de contour des composants hyperfréquences est un algorithme réalisé sous le logiciel Matlab qui pilote le logiciel CST MICROWAVE STUDIO par le langage de programmation des macros VBA (Visual Basic Application). Les technologies de programmation Component Object Model (COM) et ActiveX sont utilisées pour construire une interface entre Matlab et le langage de macros de CST MWS. Matlab joue alors le rôle d'un client qui contrôle le serveur CST. Dans MATLAB, la commande *actxserver* est utilisée pour créer un environnement CST studio en tant qu'un objet de serveur COM et renvoie un outil manipulateur vers l'interface par défaut, permettant ainsi l'utilisation de l'objet par Matlab. Une fois l'objet COM créé, en utilisant la commande *invoke* avec les outils de manipulation spécifiques, les outils, les macros et d'autres informations dans CST sont accessibles.

La fonction de cet outil est de construire automatiquement des composants hyperfréquences dans CST, lancer le solveur de fréquence, analyser la structure et récupérer les résultats obtenus, dans le but d'optimiser itérativement la forme des composants, après le calcul du critère à minimiser en fonction des variables/paramètres de conception. La déformation de la forme des composants définis par des courbes de Bézier est estimée sous Matlab par des méthodes de descente, et va être appliqué au contour ou aux points de contrôle de la courbe pour changer la forme des composants et ainsi de suite jusqu'à obtenir la forme optimale qui correspond à nos objectifs.

Il existe plusieurs méthodes de descente qui peuvent être classées en deux types. Le premier type correspond aux méthodes qui nécessitent un calcul de gradient et le second type correspond aux méthodes de descente sans gradient. Dans nos travaux, nous avons utilisé les deux types de méthodes d'optimisation locales, que l'on va détailler dans cette partie.

II.5.1. Méthode de gradients

Les méthodes basées sur les gradients calculent itérativement la solution d'un système linéaire en réalisant une série $\{x_k\}\, x_k \in \mathbb{R}^n$ et $k = 1,2,\ldots$ correspond au nombre d'itérations, en partant d'une solution initiale x_0 de manière que la fonction objective f décroit à chaque itération :

$$f(x_{k+1}) < f(x_k)$$

Le problème est formulé de la manière suivante :

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

Où $\alpha_k > 0$ est une valeur constante à chaque itération appelée pas de déformation et $d_k \in \mathbb{R}^n$ est choisie d'une manière qui garantit la convergence du critère f. D'après le développement de Taylor de f autour de x_k , une diminution de f est atteint localement lorsque d_k est une direction de descente de f en x_k. Une des méthodes les plus simple et ancienne de la direction de descente est de prendre $d_k = -\nabla f(x_k)$, ∇ est le gradient de f au point x_k. On pose alors le problème :

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Après avoir défini la direction de descente du problème, qui est le gradient de f au point x_k, il faut choisir une valeur du pas de déformation α_k de manière à garantir la convergence du critère. Il y a deux méthodes pour choisir α_k . La première est de donner une valeur constante du pas de déformation au début du problème d'optimisation. Cette méthode ne garantit pas la convergence du critère qu'après plusieurs lancements du problème jusqu'à obtenir une valeur optimale du pas qui minimise la fonction de coût à la fin du problème. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle est couteuse au niveau de temps de calcul, pour cela on passe à la deuxième méthode de calcul d'un pas optimal à chaque itération de α_k. Pour définir une valeur optimale du pas de déformation à chaque itération on utilise la méthode de recherche linéaire, traduite par la condition suivante :

$$f(x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)) = \min_{\alpha>0} f(x_k - \alpha_k \nabla f(x_k))$$

La méthode de recherche linéaire de pas consiste à prendre α_k comme le minimiseur en α de $f(x_k - \alpha_k \nabla f(x_k))$. Il y a deux problèmes. Le premier est que f n'est pas explicite et l'évaluation coûte cher. Le second est que la résolution du problème peut être longue.

Pour résoudre le premier problème, la solution sera de considérer f comme une fonction de α :

$$f(\alpha) = f(x_k - \alpha_k \nabla f(x_k))$$

Ainsi il convient de simplifier le problème en interpolant la fonction de coût comme fonction de degré 2. Soit $f(\alpha) = a\alpha^2 + b\alpha + c$ la forme quadratique du polynôme en fonction de α dont il faut trouver l'optimum pour obtenir la valeur de α_k. Pour résoudre le problème on a besoin de trois valeurs de $f(x_k - \alpha_k \nabla f(x_k))$.

L'optimum local, dans notre cas, est un minimum pour faire converger le critère f, est obtenu pour $\alpha_k = \frac{-b}{2a}$. On s'intéresse au calcul de cette valeur sur l'intervalle $[0, \alpha_{max}]$, où α_{max} correspond à la valeur maximale du pas que l'on peut choisir à chaque itération en prenant en compte les contraintes sur les variables de déformation du problème.

$$\begin{cases} c = f(0) \\ b = \nabla f(0) \\ a = \dfrac{f(\alpha_{max}) - f(0) - \dfrac{\nabla f(0)}{\alpha_{max}}}{{\alpha_{max}}^2} \end{cases}$$

Après l'interpolation du critère et le calcul des coefficients $a, b\ et\ c$, on obtient $\alpha_{opt} = \frac{-b}{2a}$ et la solution optimale du pas à une itération k est la suivante :

$$\alpha_k = min(\alpha_{opt}, \alpha_{max})$$

Pour notre problème d'optimisation appliqué aux points de contrôle d'une courbe de Bézier la solution finale du problème à chaque itération sera la suivante :

$$P_i^{k+1} = P_i^k - \alpha_k \nabla J(P_i^k)$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.5.2. Méthode de descente adaptative

La méthode de descente adaptative, est une méthode ancienne d'optimisation multidimensionnelle. Cette méthode est basée sur l'idée qu'un problème d'optimisation de dimensions n peut être décomposé en n sous-problème à une dimension. Chaque variable du problème est mise à jour à son tour, tandis que toutes les autres variables restent fixes. Ainsi la fonction de coût f est optimisée itérativement en optimisant à chaque itération la valeur d'une des variables d'optimisation.

On considère $f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ la fonction de coût du problème d'optimisation de dimension n, pour chaque variable d'optimisation on applique une déformation $t_{i,k}\delta x_i$ à chaque itération k où $t \in [-1,1]$ et δx_i est la déformation maximale qui correspond à chaque variable d'optimisation. Sa valeur dépend des contraintes et de la solution initiale. La fonction de coût est ainsi considérée comme fonction de t_k pour chaque variable et évaluée pour trois valeurs de $t = \{-1,0,1\}$ dans le but d'interpoler la fonction de coût, de trouver le pas optimal de la déformation de chaque variable à chaque itération, en utilisant la méthode de recherche linéaire. La déformation choisie à chaque itération est celle de la plus grande valeur de descente.

Le problème peut être formulé de la manière suivante :

$$J_i(t_{i,k}) = f(x_1, \dots, x_i + t_{i,k}\delta x_i, \dots, x_n) \quad avec\ i \in \{1, \dots, n\}\ et\ t \in [-1,1]$$

$$J_i(t_{i,k}) = a_i t_{i,k}^2 + b_i t_{i,k} + c$$

Après la résolution de cette équation, on obtient la valeur du pas optimal t_i à chaque itération comme le montre la figure 47 ; ainsi la fonction de coût est évaluée pour toutes les valeurs obtenues de t_i.

$$évaluer\ J_i(t_i), \forall\ i\ \in \{1, \dots, n\}$$

On cherche ainsi le minimum de fonction de coût évalué :

$$J_k(t_k) = min(J_1(t_1), \dots, J_n(t_n))$$

La solution optimale obtenue sera :

$$f(x_1, \dots, x_k + t_k\delta x, \dots, x_n)$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

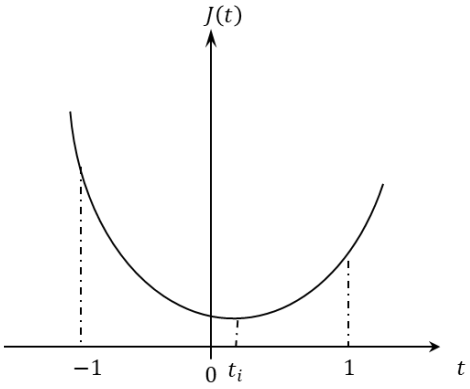


Figure 47 : Interpolation de la fonction de coût pour trouver le pas optimal t_i de chaque variable

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux méthodes d'optimisation structurelles et à leur application dans le domaine des hyperfréquences, pour améliorer les performances des dispositifs et optimiser leur surface ou leur volume. Pour cela nous avons présenté une étude bibliographique sur des méthodes d'optimisation structurelles appliquées à la conception de composants hyperfréquences en montrant leurs limitations. Nous avons choisi de les classer selon leur caractère structurel (géométrie dimensionnelle, contour et topologie).

Cette étude bibliographique non-exhaustive a montré l'importance des méthodes d'optimisation structurelles pour la conception des dispositifs hyperfréquences afin d'élargir l'espace de conception de ces dispositifs, ce qui devient un enjeu avec le développement des outils de CAO et l'avènement de nouvelles technologies de fabrication.

Les concepteurs s'intéressent à des méthodes d'optimisation de contour ou de topologie pour pousser les limites de leur conception et ne pas être contraints par des formes classiques de composants. Ces méthodes d'optimisation sont développées et couplées aux outils de CAO qui sont fréquemment utilisés pour la modélisation et la simulation des composants. Le problème avec ces méthodes est le grand nombre de variables d'optimisation et par conséquent le temps de calcul qui peut devenir très important compte tenu du nombre d'évaluations nécessaires pour atteindre un optimum global.

Une méthode de paramétrage de contour, utilisant les courbes de Bézier, a été proposée pour développer une nouvelle technique d'optimisation de contour bénéficiant d'une variété de formes malgré un nombre limité de paramètres. Nous avons présenté les courbes de Bézier et les différentes procédures pour générer une courbe de Bézier, soit récursivement par l'algorithme De Casteljau soit par représentation explicite basée sur les polynômes de Bernstein.

Dans une autre section, nous avons définis une méthode d'interpolation par des courbes de Bézier et nous avons expliqué l'approche utilisée pour déformer une courbe de Bézier et déterminer les nouvelles coordonnées des points de contrôle de la courbe qui correspondent à cette déformation. Par la suite, nous avons montré comment améliorer le contrôle de déformation des frontières par la division des patches pour augmenter le nombre de degrés de liberté sans déformer la forme globale de la courbe.

Enfin cette nouvelle technique de paramétrage de contour, pour garantir la convergence du critère, est couplée aux méthodes de descente utilisant ou non des gradients, pour évaluer itérativement la déformation du polygone de contrôle suivant la direction de descente du critère. Pour cela nous avons présenté une explication du processus d'optimisation programmé sous Matlab qui applique cette technique, et la façon de piloter le logiciel CST MWS pour le calcul des performances des composants et en déduire le critère à minimiser.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

II.7. Références

[1] F. Feng, C. Zhang, J. Ma, et Q.-J. Zhang, « Parametric Modeling of EM Behavior of Microwave Components Using Combined Neural Networks and Pole-Residue-Based Transfer Functions », *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol. 64, nº 1, p. 60-77, janv. 2016, doi: 10.1109/TMTT.2015.2504099.

[2] Z. Zhao, F. Feng, W. Zhang, J. Zhang, J. Jin, et Q.-J. Zhang, « Parametric Modeling of EM Behavior of Microwave Components Using Combined Neural Networks and Hybrid-Based Transfer Functions », *IEEE Access*, vol. 8, p. 93922-93938, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2990157.

[3] S. Koziel et P. Kurgan, « Low-cost optimization of compact branch-line couplers and its application to miniaturized Butler matrix design », in *2014 44th European Microwave Conference*, oct. 2014, p. 227-230. doi: 10.1109/EuMC.2014.6986411.

[4] S. Koziel, « On explicit size reduction of UWB antennas through EM-driven optimization », in *2017 IEEE MTT-S International Conference on Numerical Electromagnetic and Multiphysics Modeling and Optimization for RF, Microwave, and Terahertz Applications (NEMO)*, mai 2017, p. 137-139. doi: 10.1109/NEMO.2017.7964212.

[5] P.-W. Shu, Q.-X. Chu, et J.-Y. Mai, « Harris Hawks Optimization Algorithm for Waveguide Filter Designs », in *2020 IEEE Asia-Pacific Microwave Conference (APMC)*, déc. 2020, p. 406-408. doi: 10.1109/APMC47863.2020.9331450.

[6] L. Lizzi, G. Oliveri, P. Rocca, et A. Massa, « Synthesis of notched band UWB antennas with a hybrid PSO-spline technique », in *The 40th European Microwave Conference*, sept. 2010, p. 858-861. doi: 10.23919/EUMC.2010.5616283.

[7] M. Baranowski, B. Łukasz, L. Adam, et M. Michał, « Design of Cavity Resonators Applying Shape Deformation Techniques », in *2021 IEEE MTT-S International Microwave Filter Workshop (IMFW)*, nov. 2021.

[8] T. W. Sederberg et S. R. Parry, « Free-form deformation of solid geometric models », in *Proceedings of the 13th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, New York, NY, USA, août 1986, p. 151-160. doi: 10.1145/15922.15903.

[9] M. Jasinski, A. Lamecki, et M. Mrozowski, « Application of mesh deformation for modeling of conformal RF components with 3D FEM », in *2020 23rd International Microwave and Radar Conference (MIKON)*, oct. 2020, p. 381-385. doi: 10.23919/MIKON48703.2020.9253950.

[10] H. Khalil *et al.*, « Shape optimization of a dielectric resonator for improving its unloaded quality factor », *Int. J. RF Microw. Comput.-Aided Eng.*, vol. 21, nº 1, p. 120-126, 2011, doi: 10.1002/mmce.20496.

[11] I. Catalkaya et S. Kent, « Designing microwave absorber shape by using optimization », in *2017 8th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST)*, juin 2017, p. 27-30. doi: 10.1109/RAST.2017.8003004.

[12] A. A. Minasian et T. S. Bird, « Particle Swarm Optimization of Microstrip Antennas for Wireless Communication Systems », *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 61, nº 12, p. 6214-6217, déc. 2013, doi: 10.1109/TAP.2013.2281517.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

[13] T. S. C. A. Palanisamy et M. Murugappan, « Joint optimisation of ground, feed shapes with material distributive topology of patch in UWB antennas using improved binary particle swarm optimisation », *IET Microw. Antennas Amp Propag.*, vol. 12, n° 12, p. 1967-1972, juin 2018, doi: 10.1049/iet-map.2018.5056.

[14] H. Khalil *et al.*, « Topology optimization of microwave filters including dielectric resonators », in *2009 European Microwave Conference (EuMC)*, sept. 2009, p. 687-690. doi: 10.23919/EUMC.2009.5295945.

[15] H. Khalil, « Développement des techniques d'optimisation de forme pour la conception de composants hyperfréquences », These de doctorat, Limoges, 2009. Consulté le: janv. 06, 2022. Disponible sur: http://www.theses.fr/2009LIMO4058

[16] G. Farin, « 4 - The de Casteljau Algorithm », in *Curves and Surfaces for CAGD (Fifth Edition)*, G. Farin, Éd. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2002, p. 43-55. doi: 10.1016/B978-155860737-8/50004-1.

[17] G. Farin, « 5 - The Bernstein Form of a Bézier Curve », in *Curves and Surfaces for CAGD (Fifth Edition)*, G. Farin, Éd. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2002, p. 57-79. doi: 10.1016/B978-155860737-8/50005-3.

[18] G. Farin, « 6 - Bézier Curve Topics », in *Curves and Surfaces for CAGD (Fifth Edition)*, G. Farin, Éd. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2002, p. 81-93. doi: 10.1016/B978-155860737-8/50006-5.

[19] P. Bonnelie, « Déformations libres de contours pour l'optimisation de formes et application en électromagnétisme », These de doctorat, Limoges, 2017. Consulté le: janv. 09, 2022. [En ligne]. Disponible sur: http://www.theses.fr/2017LIMO0006

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Chapitre III. Développement et application de la méthode d'optimisation de contour paramétré par des courbes de Bézier

III.1. Introduction

L'utilisation de perturbateurs [1] dans les cavités de filtres hyperfréquences, afin de modifier leur fréquence de résonance par effet capacitif n'est pas une idée récente. Pour rattraper les variations de dimensions des cavités liées aux tolérances de fabrication, l'emploi de vis de réglage est souvent nécessaire afin d'ajuster la réponse du filtre et garantir sa conformité avec le cahier des charges, en particulier pour les filtres passe-bandes à bande étroite. Si l'utilisation de ces perturbateurs pour la modification locale du champ dans les cavités est efficace dans l'objectif de rattraper les erreurs liées aux tolérances de fabrication, le principe est utilisé pour réduire les dimensions des cavités avec des plots qui introduisent alors un fort effet capacitif permettant au filtre de fonctionner à la même fréquence avec des dimensions de cavité réduite, mais au détriment généralement des pertes par effet Joule.

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé une méthode de paramétrage de contour utilisant les courbes de Bézier pour développer un outil pour l'optimisation de forme des composants hyperfréquences. Dans ce chapitre, nous allons déployer et utiliser cet outil pour l'optimisation de forme de plots métalliques dans les cavités d'un filtre hyperfréquence afin de régler leur fréquence de résonance et optimiser la réponse du filtre selon son cahier des charges en respectant les contraintes de faisabilité.

Nous démarrons le chapitre par quelques généralités sur les filtres hyperfréquences en technologie volumique en décrivant leur principe de fonctionnement. Ensuite nous présentons notre modèle initial et son modèle simplifié qui nous servira de référence. Ce modèle de référence utilise une facétisation du plot cylindrique car le logiciel d'analyse électromagnétique utilisé, CST MWS, ne permet d'accéder aux gradients par une analyse de sensibilité que pour une déformation de faces planes ou de rayon. Nous avons donc remplacé les plots cylindriques de la structure par des plots facétisés et les positions des facettes seront paramétrées par des courbes de Bézier que nous allons déformer. Nous pourrons alors utiliser l'outil développé pour optimiser la forme des plots en couplant la méthode de paramétrage avec la méthode de gradient à pas fixe dans premier temps. Nous utiliserons ensuite un pas optimal calculé à chaque itération pour garantir la convergence de l'algorithme et obtenir un critère plus stable. Cet exemple sera l'occasion de tester différents paramètres de l'algorithme et de d'évaluer différentes formulations de la fonction d'adaptation.

Enfin nous terminons par une introduction du problème d'optimisation en 3D en définissant des plots métalliques composés de plusieurs cylindres empilés les uns au-dessus des autres.

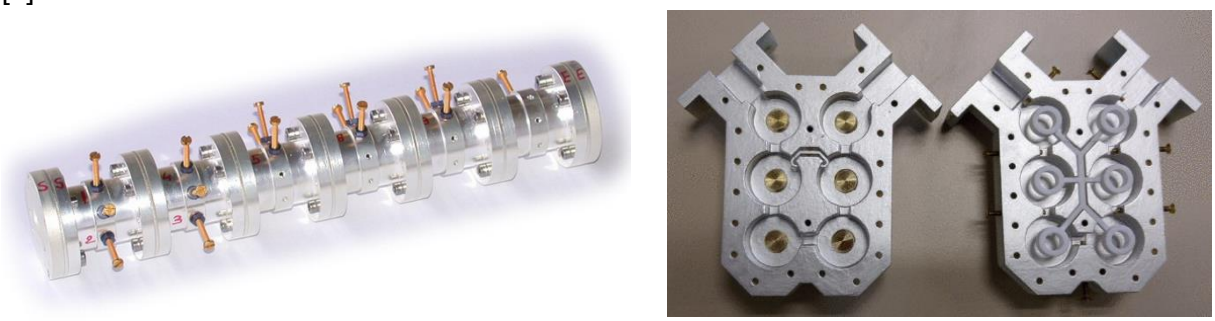
Licence CC BY-NC-ND 3.0

III.2. Conception d'un filtre volumique hyperfréquence

Un filtre est un dispositif hyperfréquence qui possède une entrée et une sortie dont la fonction est de sélectionner une ou plusieurs bandes de fréquences et d'éliminer les autres considérées comme indésirables. Un filtre passe-bande est généralement réalisé en couplant des résonateurs, pour former une fonction de filtrage, dont les caractéristiques (fréquence centrale, bande passante, adaptation, pertes d'insertion…) dépendent des dimensions géométriques ou de la forme de la structure, ainsi que des matériaux qui la compose. Les performances électriques d'un filtre s'évaluent à partir de ses paramètres de répartition (paramètres S) et sont généralement définies par le respect d'un gabarit en fréquence.

Différentes technologies de filtres hyperfréquences ont été mises au point et les technologies volumiques, en guides d'ondes, sont les plus anciennes et bien que généralement encombrantes elles restent très utilisées notamment dans les systèmes de communication par satellites car très performantes en termes de pertes.

Les principales limitations liées à ce genre de filtre sont leur encombrement, leur poids, leur coût de réalisation, et la difficulté de production de masse. De plus, après réalisation, un réglage est nécessairement effectué afin de rattraper les dérives dimensionnelles liées aux tolérances de fabrication. La figure 48 illustre différents filtres en technologies volumiques [2] [3].



(a) (b)

Figure 48 : Exemple de différents filtres en technologies volumiques
(a) filtre à cavité métallique et (b) filtre à résonateurs diélectriques

III.2.1. Principe de fonctionnement

Les ondes électromagnétiques se propageant naturellement dans l'espace libre, leurs équations de propagation sont déterminées par les équations de Maxwell. La propagation d'une onde électromagnétique se déplaçant dans un guide d'onde infini ne s'effectue que sous certaines conditions des équations de Maxwell en considérant les conditions aux limites du guide. Dans un guide fermé, l'onde électromagnétique est décomposée en une superposition de configurations électromagnétiques appelées modes de propagation dépendant de la fréquence où chaque mode de propagation peut exister. Chaque mode de propagation est caractérisé par une distribution spécifique des champs électrique et magnétique et par une fréquence de coupure et le mode ayant la fréquence de coupure la plus basse est appelé mode fondamental.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Définition : La fréquence de coupure d'un mode est la fréquence à partir de laquelle un mode se propage.

On peut classifier les modes de propagation en trois : modes Transverse Electrique (TE), modes Transverse Magnétique (TM) et modes Transverse ElectroMagnétique (TEM). Ce dernier n'existe pas dans les guides d'ondes rectangulaires ou cylindriques mais il existe dans des guides coaxiaux.

On considère maintenant que le guide d'onde n'est plus infini mais qu'il est fermé en ses deux extrémités par des murs de même nature que les parois du guide. Dans ce cas on ajoute des conditions aux limites sur la propagation de l'onde. L'onde est réfléchie aux deux extrémités du guide et se superpose avec l'onde incidente, faisant apparaitre une onde stationnaire. Ainsi un mode résonant apparait dans la cavité à une fréquence qui lui est propre.

Filtre passe-bande : Le filtre passe-bande est un dispositif généralement réalisé par une succession de résonateurs couplés entre eux dont le nombre détermine l'ordre de la fonction de filtrage. C'est un quadripôle définit par des paramètres de répartition (paramètres S) comme illustré sur la figure 49.

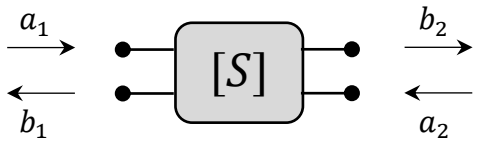


Figure 49 : Schéma représentant un quadripôle

Les paramètres S d'un filtre définissent son comportement par une relation qui relie l'onde incidente et l'onde réfléchie à chaque port du filtre représenté par a_i et b_i respectivement au port i :

$$b_1 = S_{11}a_1 + S_{12}a_2$$

$$b_2 = S_{21}a_1 + S_{22}a_2$$

Où S_{11}, S_{12}, S_{21} et S_{22} sont les paramètres du filtre à deux ports dont chaque paramètre S_{ij} mesure le rapport entre l'onde réfléchie b_i et l'onde incidente a_j. Le paramètre S_{21} correspond à la fonction de transfert du filtre et permet de caractériser son comportement en termes de transmission ou de réjection en fonction de la fréquence. C'est la relation qui relie l'onde sortante à l'onde entrante du filtre. Le paramètre S_{11} correspond à la fonction de réflexion du filtre et permet de caractériser le niveau d'adaptation du filtre sur la bande passante, c'est la relation entre l'onde réfléchie et l'onde incidente à l'entrée du filtre.

La fonction de filtrage d'un filtre passe-bande est donc dépendante des paramètres S et est caractérisée par sa fréquence centrale, sa bande passante, ses pertes d'insertion, son niveau d'adaptation et ses niveaux de réjection hors bande, éventuellement son temps de propagation de groupe.

Pour le problème d'optimisation d'un filtre, la fonction d'adaptation du problème doit être définie en fonction de ces paramètres S pour optimiser sa réponse par rapport à une réponse idéale de référence.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

III.2.2. Structure de référence

Dans ce chapitre, la structure de référence qui nous a servi pour nos tests est un modèle de filtre hyperfréquence à deux résonateurs métalliques ré-entrants insérés dans des cavités métalliques. Ce modèle a été choisi car il s'agit d'un exemple didactique implémenté dans le logiciel d'analyse électromagnétique CST MWS. Ce filtre est excité par des sondes et les deux résonateurs sont couplés par un iris au milieu de la cavité.

III.2.2.1. Modèle initial

La structure considérée est un filtre à bande étroite décrit sur la figure 50. On va se concentrer dans un premier temps sur le calcul des paramètres S de ce filtre et sur l'analyse de sensibilité de ses paramètres en fonction des variations spécifiques de quelques variables reliées au dimensionnement géométrique des éléments constituant le filtre.

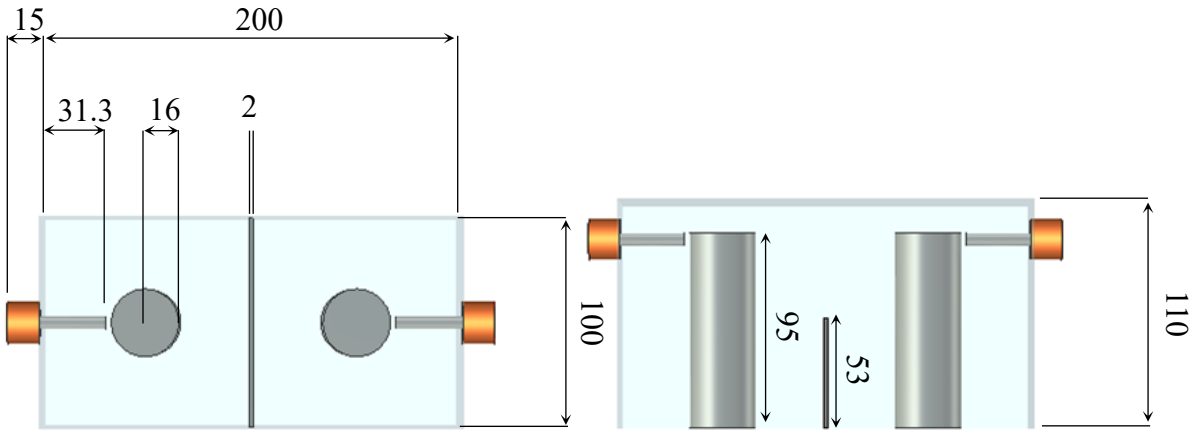


Figure 50 : Structure initiale et ses dimensions en mm

La figure 50 montre la structure et ses dimensions (en mm) dans deux plans transversaux. La structure est constituée de deux résonateurs ré-entrants formés par des conducteurs électriques parfaits de formes cylindriques, chacun dans une cavité rectangulaire. Les deux résonateurs sont couplés par un iris rectangulaire. Les deux ports coaxiaux sont couplés de manière capacitive au dispositif en étendant le conducteur intérieur du câble coaxial dans la cavité.

Après avoir construit le modèle de la structure, nous sommes prêts à calculer ses paramètres S. Pour optimiser la réponse de la structure nous aurons besoin d'effectuer une analyse de sensibilité sur le contour des résonateurs pour calculer le gradient qui sera utilisé pour changer itérativement la forme des résonateurs. Le but alors, est de paramétrer le contour des plots par des courbes de Bézier et d'optimiser leur forme pour obtenir la réponse du filtre illustré sur la figure 51.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

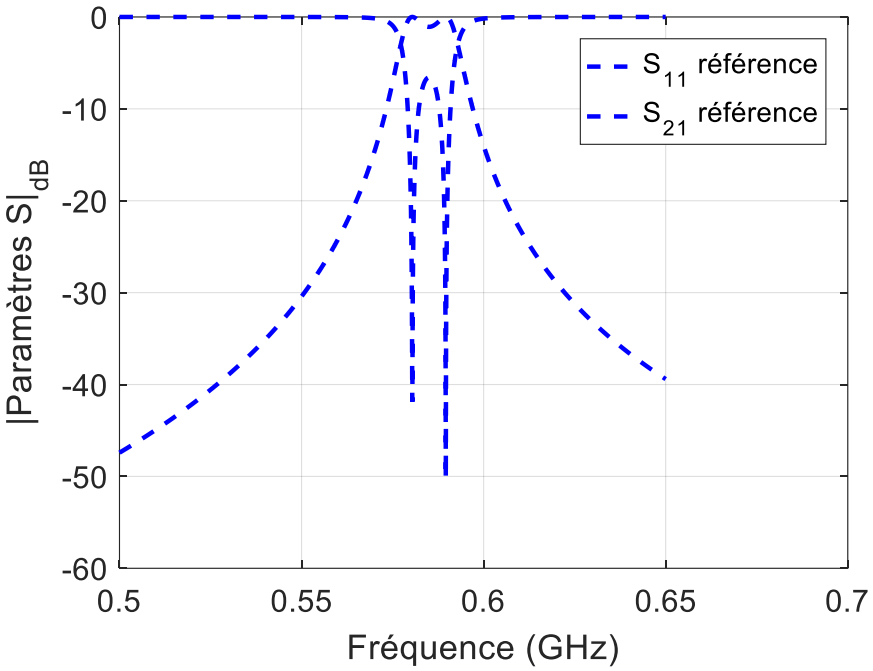


Figure 51 : Paramètres S de la structure initiale

Dans notre cas, le contour des résonateurs cylindriques sera paramétré par des courbes de Bézier fermées, dont les points de contrôle sont les variables du problème à optimiser. La méthode du gradient nécessite ensuite le calcul des dérivées des paramètres S par rapport à ces variables, ce qui n'est pas évident à obtenir. Le logiciel CST MWS ne peut calculer les dérivées des paramètres S par analyse de sensibilité que par rapport à un déplacement de faces ou la variation d'un rayon. Il ne peut pas effectuer ce calcul par rapport à la variation d'un point d'une courbe. La solution retenue dans ce cas, consistait à approcher le contour des plots capacitive par des courbes de Bézier discrétisées et ainsi obtenir des plots facétisés pour pouvoir calculer les dérivées des paramètres S par rapport au déplacement de ces faces.

III.2.2.2. Modèle simplifié avec des plots facétisés

Pour résoudre le problème de calcul des dérivées des paramètres S par analyse de sensibilité sur le logiciel CST MWS, la solution a consisté à approcher le contour des plots cylindriques par des segments. Autrement dit, nous allons remplacer les plots cylindriques par des plots facétisés comme le montre la figure 52. Ainsi la structure obtenue possède les mêmes dimensions et les mêmes caractéristiques que le modèle initial, la seule différence est que nous avons remplacé les plots capacitifs cylindriques par des plots cylindriques discrétisés en dix faces. Après ces changements sur la structure initiale, on est capable de calculer les paramètres S de cette structure et de calculer les dérivées des paramètres S sur chaque face des résonateurs par rapport à son déplacement.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

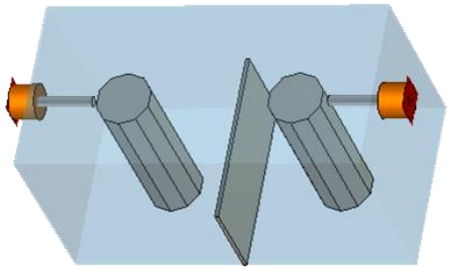


Figure 52 : Modèle simplifié à plots facétisés de la structure de référence

La section circulaire du modèle initial et la forme discrétisée du modèle simplifié peuvent être définis par un polygone de contrôle de deux manières différentes et ces deux configurations permettent d'obtenir la même forme. La première méthode consiste à définir le contour par une seule courbe de Bézier fermée, la deuxième consiste à utiliser des courbes de Bézier fermées par morceaux en utilisant trois patches dont deux sont de degré trois et le troisième de degré quatre. Pour les deux configurations, on obtient le même nombre de points de contrôle. Pour un cercle de rayon 16 mm, qui définit le contour du plot cylindrique de rayon 16 mm, les coordonnées des points de contrôle de la courbe de Bézier fermée sont les suivants :

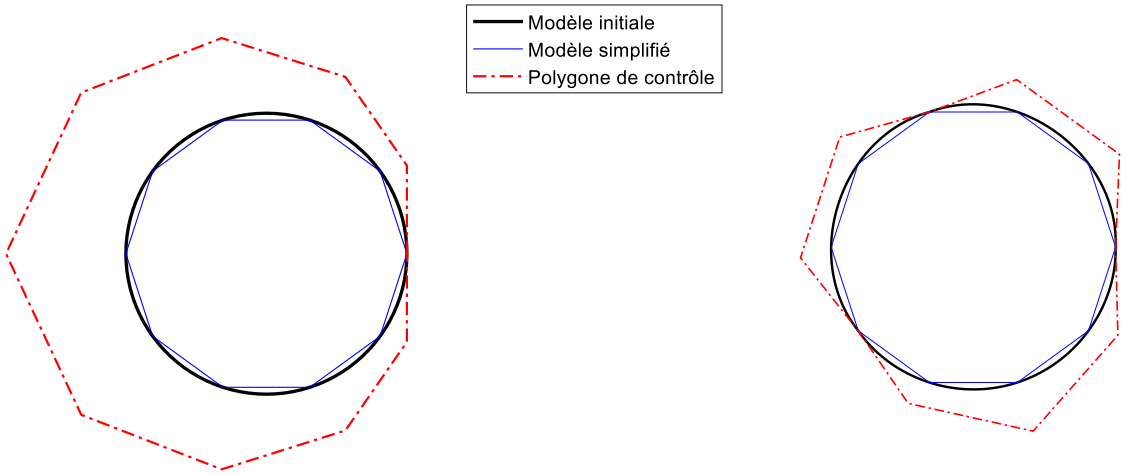
$$P = \begin{bmatrix} 16 & 15.998 & 8.991 & -5.085 & -21.081 & -29.645 & -21.081 & -5.085 & 8.991 & 15.998 & 16 \\ 0 & 10.045 & 20.138 & 24.559 & 18.348 & 0 & -18.348 & -24.559 & -20.138 & -10.045 & 0 \end{bmatrix}$$

Les points de contrôle qui définissent les courbes de Bézier fermées par morceaux et décrivant la même forme du contour du plot sont les suivants :

$$P_1 = \begin{bmatrix} 16 & 0 \\ 16.435 & 10.4606 \\ 4.87 & 18.8631 \\ -4.9443 & 15.2169 \end{bmatrix} \quad P_2 = \begin{bmatrix} -4.9443 & 15.2169 \\ -15.0273 & 12.3981 \\ -19.4448 & -1.1974 \\ -12.9443 & -9.4046 \end{bmatrix} \quad P_3 = \begin{bmatrix} -12.9443 & -9.4046 \\ -7.3279 & -17.568 \\ 6.7243 & -20.6952 \\ 16.2546 & -9.9056 \\ 16 & 0 \end{bmatrix}$$

Les deux configurations sont illustrées sur la figure 53. La réponse des paramètres S sur la figure 54 représente ainsi notre réponse de référence et le but de notre optimisation dans ce qui suit. On connait donc une solution optimale globale du problème qui nous permettra de valider la performance de la méthode proposée.

Licence CC BY-NC-ND 3.0



(a) (b)

Figure 53 : Représentation 2D du modèle initial et du modèle simplifié et les deux configurations des polygones de contrôle qui définissent le même contour
(a) configuration à 1 courbe de Bézier, (b) configuration à 3 courbes de Bézier

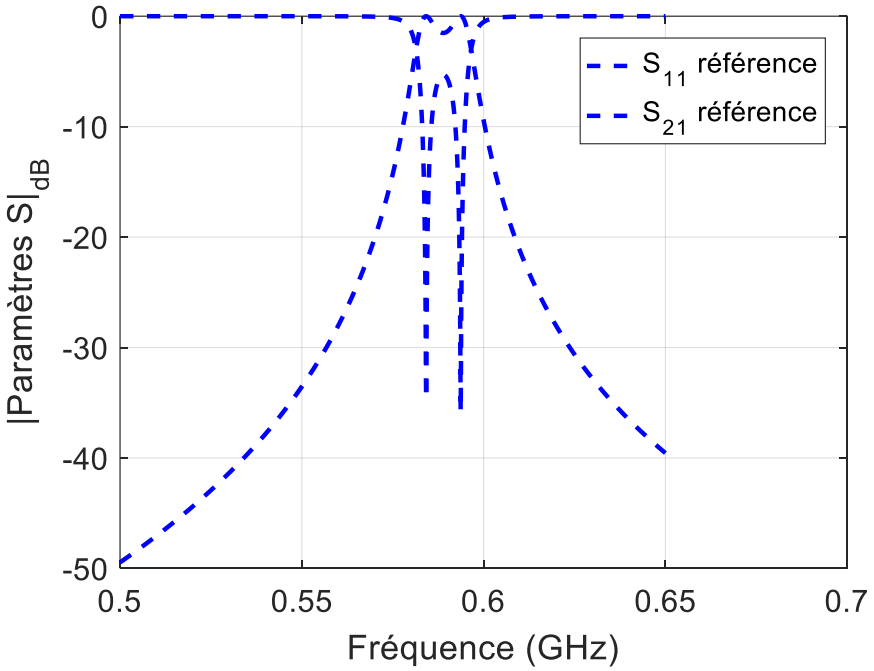


Figure 54 : Réponse des paramètres S du modèle simplifié

III.2.3. Présentation de l'algorithme

Un code d'optimisation est développé sur Matlab pour piloter le logiciel afin de construire un nouvel outil permettant de réaliser l'optimisation du contour de la structure.

La fonction de cet outil est de construire les nouveaux plots capacitifs dans le filtre d'une façon itérative en déplaçant ses faces suivant leurs normales. Ces déplacements sont choisis en

Licence CC BY-NC-ND 3.0

fonction de la valeur du gradient calculé par analyse de sensibilité liée à la variation du critère à optimiser. La performance du dispositif est définie par un critère d'optimisation dépendant des éléments de la matrice S, dans notre cas des paramètres S_{11}et S_{21}. Cette matrice est obtenue par une analyse fréquentielle de la structure sur CST MWS.

Pour définir le critère à optimiser, on échantillonne l'intervalle de fréquence $[0.5, 0.65]\ GHz$ en N points $f_1, \dots, f_N$ et on calcule la différence entre le paramètre S à optimiser de la structure et celui de la référence en élevant la différence au carré pour toutes les fréquences échantillonnées. L'expression du critère du paramètre S_{ij} est la suivante :

$$\mathcal{J}(\Omega)_{S_{ij}} = \sum_{n=1}^{N} \left| S_{ij}^{s}(\Omega, f_n) - S_{ij}^{r}(f_n) \right|^2 \qquad \textit{(II-1)}$$

Avec S_{ij}^{s} et S_{ij}^{r} respectivement, les paramètres S de la structure à optimiser pour la forme Ω et ceux de la référence. Ensuite on utilise la méthode des sommes pondérées pour calculer le critère global en fonction du critère de chaque paramètre S. Par exemple, le critère du paramètre S_{21} peut être pénalisé par le critère du paramètre S_{11} par une fonction logarithmique de la manière suivante :

$$\mathcal{J}(\Omega) = \mathcal{J}(\Omega)_{S_{21}} + log_{10}(1 + \mathcal{J}(\Omega)_{S_{11}}) \qquad \textit{(II-2)}$$

Pour évaluer les gradients, on a besoin également d'effectuer une analyse de sensibilité avec le logiciel CST MWS pour chacune des variables par rapport au déplacement des facettes du plot métallique.

Ce code est formé d'un fichier principal pour le pilotage du logiciel CST MWS, afin d'évaluer à chaque itération la valeur des paramètres S et de leurs dérivées, et d'autres fonctions nécessaires au calcul du critère, du gradient et la déformation du contour en respectant les contraintes du problème.

Le processus d'optimisation présenté sur la figure 55 est décrit dans cette partie. Dans une première partie, nous commençons par calculer les coordonnées des sommets du polygone décrivant la forme simplifiée du plot facétisé pour le construire dans la structure, à partir des dimensions déjà initialisées pour la première itération ou des valeurs calculées à l'itération précédente pour les prochaines itérations après avoir vérifié les contraintes du problème. Une fois la géométrie construite, les paramètres S et leurs dérivées sont calculés par analyse fréquentielle et par analyse de sensibilité sur le logiciel CST MWS.

Deuxièmement, une fonction d'optimisation est exécutée et fait appel à deux autres fonctions (*Critère* et *Gradient*) qui récupèrent les informations des paramètres calculés sur CST MWS pour calculer le critère d'optimisation par rapport aux paramètres S de référence et calculer le gradient de déformation par rapport à ce critère afin de déterminer la déformation à appliquer au contour des plots à optimiser en respectant les contraintes liées à la géométrie du filtre et les limitations du logiciel CST MWS. Le déplacement à appliquer à chaque face est calculé en se basant sur les informations calculées pour améliorer itérativement la réponse du filtre. Ce problème va se répéter jusqu'à obtenir la valeur du critère désiré ou à dépasser le nombre maximal d'itérations.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

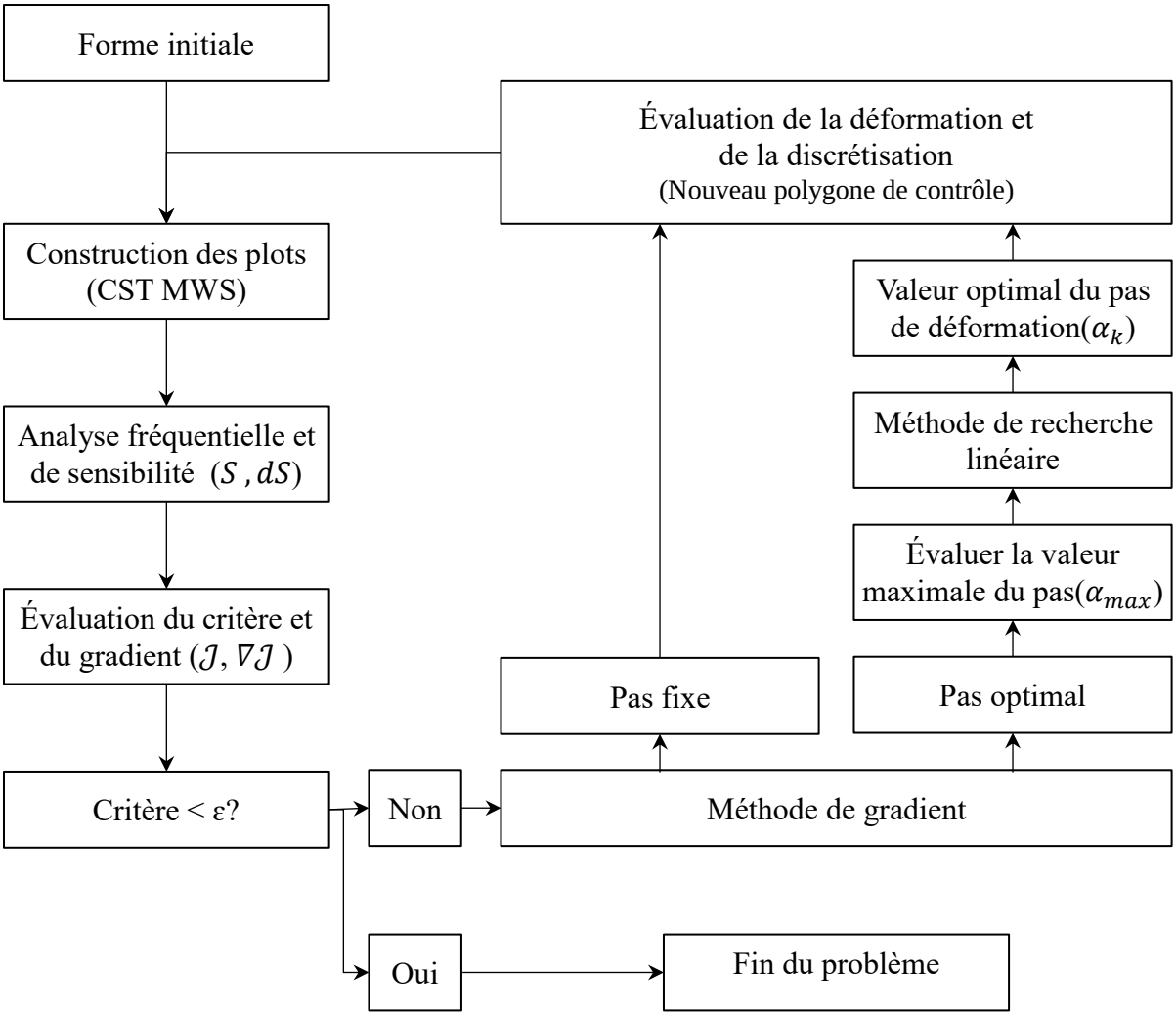


Figure 55 : Diagramme de processus de l'algorithme d'optimisation présenté

Au cours de nos travaux, deux codes ont été testés, dont le premier calcule le déplacement des faces en initialisant un pas fixe pour la méthode de gradient. Nous nous sommes rendu compte lors des premiers tests que l'algorithme nécessitait de faire plusieurs essais pour arriver à une solution optimale et que dans certains cas, le critère ne convergeait pas correctement. Nous avons pour cela décidé d'améliorer l'algorithme par une recherche linéaire du pas optimal, qui consiste à calculer à chaque itération une valeur optimale du pas de déformation.

Le calcul du gradient du critère de chaque paramètre S est défini comme suit :

$$\nabla\mathcal{J}(\Omega)_{S_{ij}} = 2\sum_{n=1}^{N}\left|S_{ij}^{s}(\Omega, f_n) - S_{ij}^{r}(f_n)\right|.dS_{ij}^{s}(\Omega, f_n) \qquad \textit{(II-3)}$$

Dont $dS_{ij}^{s}(\Omega, f_n)$ est la dérivée du paramètre S_{ij}^{s} à chaque point de fréquence pour les dix faces définissant le contour du plot.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Le calcul du gradient du critère global du problème, défini par le critère du paramètre S_{21} pénalisé par celui du paramètre S_{11} (II-2) est défini comme suit :

$$\nabla \mathcal{J}(\Omega) = \nabla \mathcal{J}(\Omega)_{S_{21}} + \frac{\nabla \mathcal{J}(\Omega)_{S_{11}}}{ln(10)+ln(1+\mathcal{J}(\Omega)_{S_{11}})} \qquad (II\text{-}4)$$

III.2.4. Contraintes de faisabilité

Des contraintes doivent être prises en considération pour obtenir une solution optimale réalisable. Pour cela, il faut vérifier qu'à chaque déformation le plot métallique n'a pas de contact avec les autres composants de la structure surtout le conducteur intérieur du câble coaxial. En même temps le déplacement des faces du plot doit être limité à un maximum, si on le dépasse une des faces du plot va être automatiquement supprimée.

Dans notre algorithme, un contrôle précédent de chaque déformation est effectué grâce à une fonction *déplacement*. Son rôle est de calculer le déplacement maximal que peut effectuer chaque face pour garantir l'éloignement du plot des composants qui l'entoure et pour conserver le même nombre de faces discrétisant le plot. A partir des valeurs de déplacement maximal de chaque face et du gradient de déformation de chaque face, on peut calculer la valeur maximale du pas de déformation qu'on peut utiliser à chaque déformation et ainsi garantir que la valeur du pas de déformation optimal à chaque itération ne dépasse pas la valeur maximale du pas calculé pour prendre en considération les contraintes liées à ce problème.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

III.3. Application de la méthode de paramétrage par des courbes de Bézier

III.3.1. Optimisation du contour d'un seul plot métallique

La méthode utilisant le paramétrage par des courbes de Bézier est appliquée afin de converger vers le comportement fréquentiel de référence. Les paramètres S de la structure de référence sont présentés sur la figure 54. Dans cette partie, un des deux résonateurs de la structure a été contrôlé pour optimiser sa forme et ainsi converger vers une réponse identique à celle de la référence. On commence par initialiser la forme du départ du plot à optimiser et on fixe la forme du deuxième plot pour qu'il reste identique à celui de la référence (cylindre de rayon 16mm, facetisé selon dix faces). Dans cette partie nous allons faire une étude quantitative en faisant un grand nombre de tests de cet algorithme pour tester l'efficacité de l'outil d'optimisation proposé.

III.3.1.1. Pas de déformation fixe

Dans cette partie, nous allons coupler la méthode de paramétrage des courbes de Bézier avec la méthode de gradient à pas fixe. Plusieurs tests ont été effectués pour différents points de départ et différentes valeurs constantes du pas de déformation. Le but dans ce problème est d'optimiser la réponse de transmission du filtre, le paramètre S_{21}. Comme déjà précisé, un seul plot métallique dans les cavités du filtre va être optimisé et le second va conserver la même forme que celui de la référence durant tout le problème d'optimisation. La méthode la plus simple pour tester la convergence est de définir la forme initiale du plot à optimiser par un cylindre de rayon donné, différent de la référence, et discrétisé en 10 faces pour vérifier si l'algorithme converge vers la solution optimale. Pour ce problème, le déplacement maximal des facettes est limité à $0.5\ mm$ pour respecter les contraintes du problème. On fixe le nombre maximal d'itérations à dix pour observer le comportement du critère d'optimisation durant la résolution du problème.

On commence notre étude sur une forme initiale du plot ayant un rayon de $17\ mm$ pour trois valeurs du pas 0.01, 0.05 et 0.1. La figure 56 représente une vue de dessus de la structure de référence et de la structure initiale à optimiser.

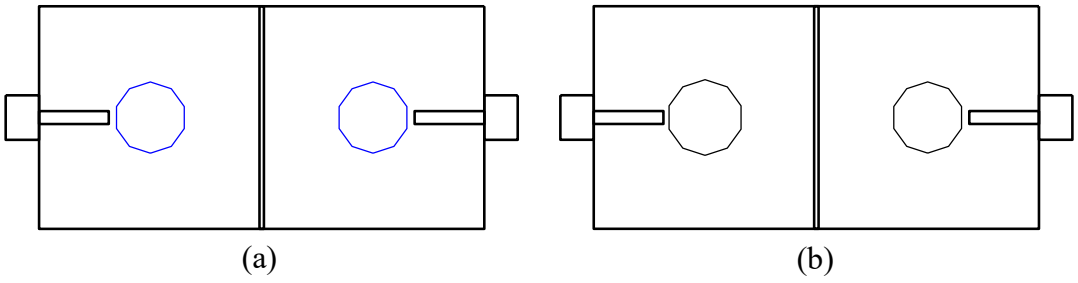


Figure 56 : Vue de dessus du modèle à plots facétisés
(a) modèle de référence et (b) modèle avec un plot de rayon 17 mm

Licence CC BY-NC-ND 3.0

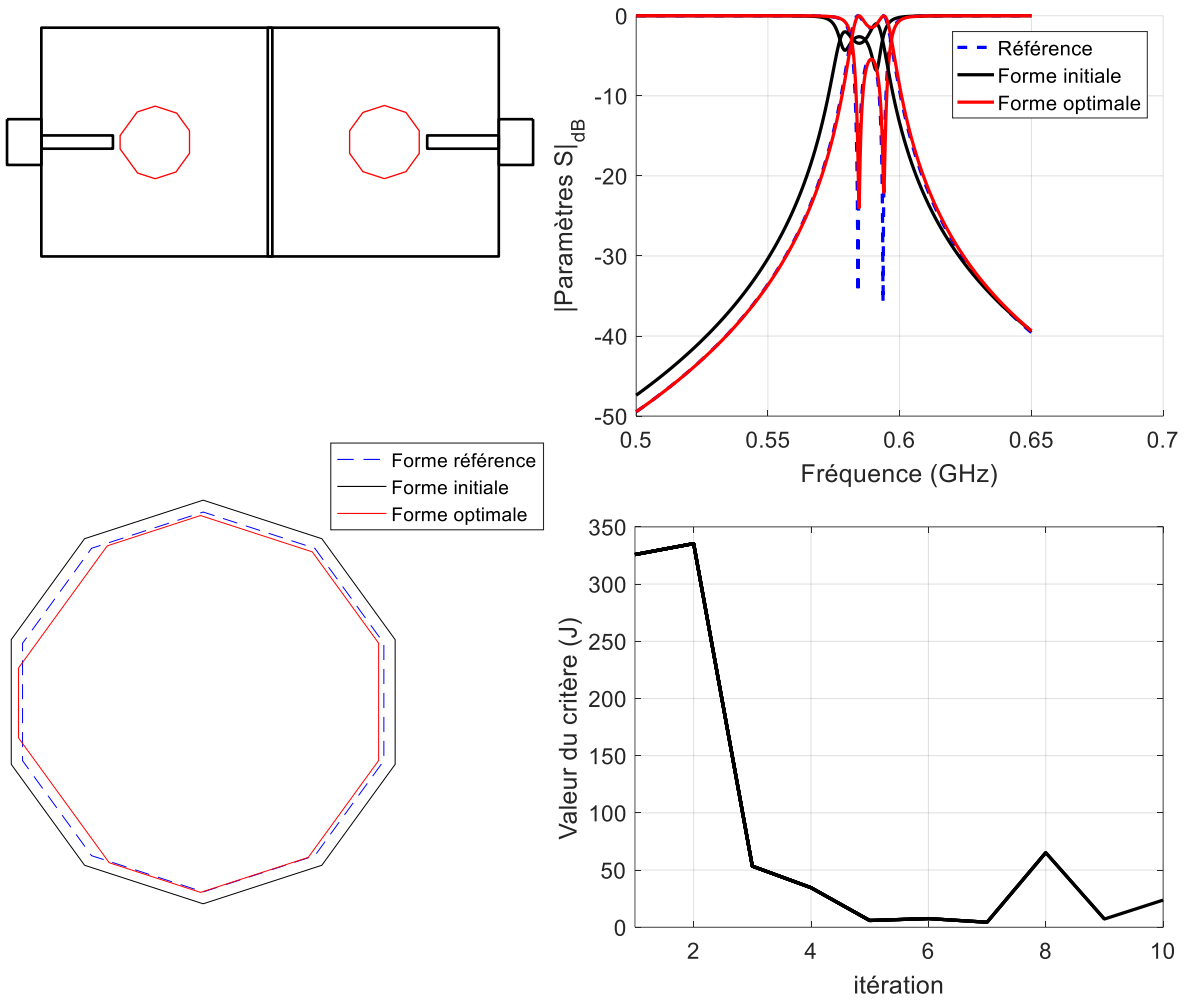


Figure 57 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm et un pas de déformation de 0.01

On commence par montrer les résultats du test pour un pas de déformation de 0.01. A chaque itération, selon l'importance de la valeur du gradient de chaque face, le déplacement sera plus important et selon son signe le déplacement sera vers l'intérieur ou l'extérieur du plot. Après dix itérations, le problème s'arrête et on présente ainsi, sur la figure 57, une comparaison des paramètres S de la solution de référence, la solution initiale et la solution optimale, ainsi que l'évolution du critère et les des différentes solutions.

On peut voir, que durant le problème d'optimisation, on a réussi à obtenir plusieurs optimums locaux aux itérations 5, 7 et 9. Les résultats montrés ci-dessus correspondent à la $7^{ème}$ itération où le critère présente sa valeur minimale durant le problème. Au niveau du comportement du filtre la réponse converge vers celle de la référence et la forme optimale obtenue est près de celle de la référence.

Pour le test suivant, on va reprendre le même problème avec la même solution de départ, mais cette fois pour un pas de déformation de 0.05. On essaye de changer la valeur du pas de déformation pour le même problème pour trouver la valeur optimale qui garantit la convergence du critère durant le problème. La figure 58 illustre le résultat du problème d'optimisation pour $\alpha_k = 0.05$.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

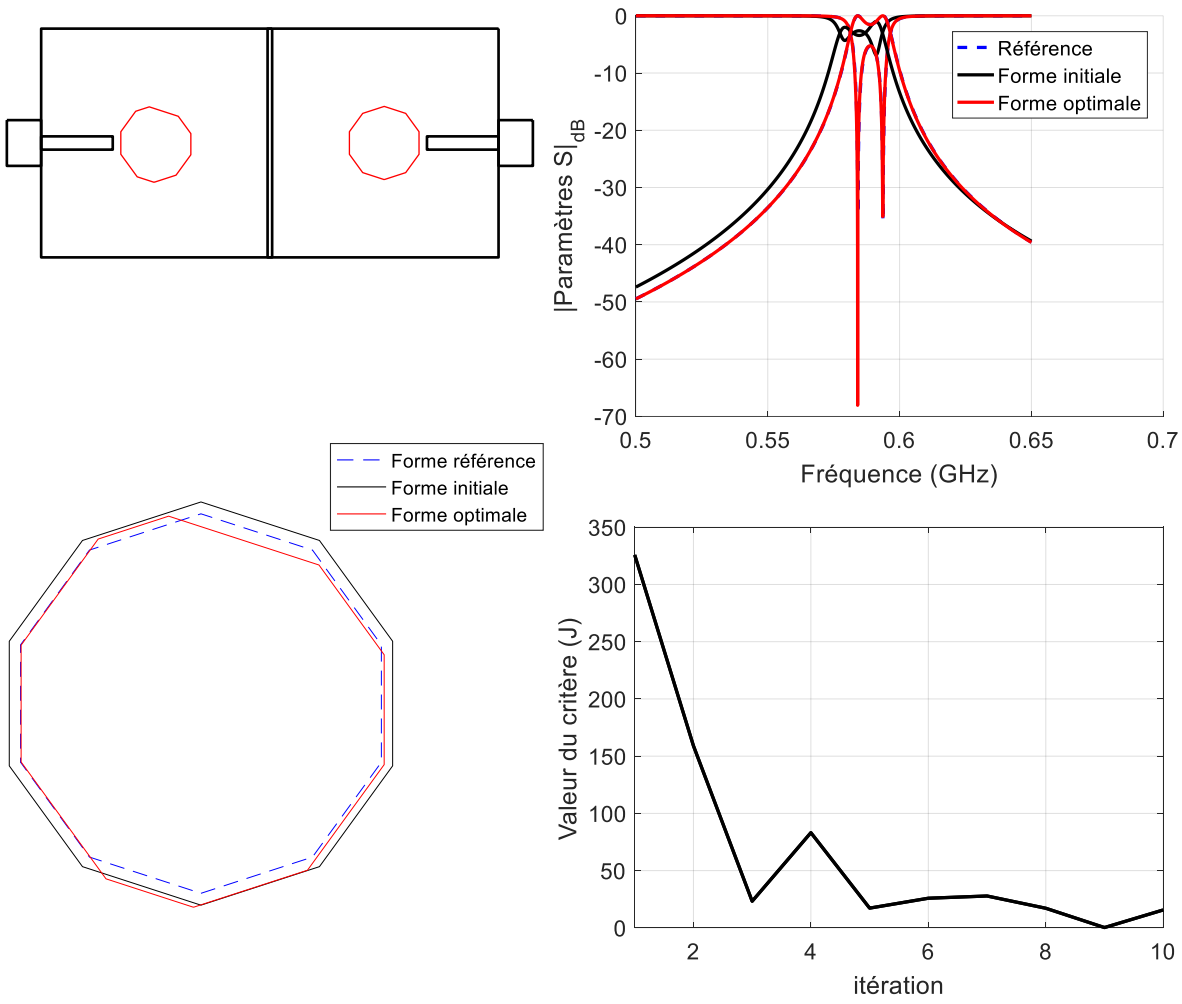


Figure 58 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm et un pas de déformation de 0.05

Durant ce problème, un optimum local est trouvé à la $9^{ème}$ itération dont on présente le comportement en paramètres S et la forme optimale à cette itération. Le critère présente des oscillations durant l'optimisation avant d'atteindre une réponse optimale à cause du pas fixe. Malgré ces oscillations on arrive à une solution satisfaisante.

De même, le problème est répété cette fois pour une nouvelle valeur du pas, $\alpha_k = 0.1$. La figure 59 illustre les résultats obtenus pour ce test. On peut voir que durant notre problème, on obtient deux optimums locaux à la $3^{ème}$ et la $5^{ème}$ itération. La valeur minimale du critère et les résultats présentés correspond à la $5^{ème}$ itération. Dans ce cas on pourrait ajouter une contrainte pour arrêter l'optimisation.

D'après les différents tests, on observe que l'algorithme converge plus vite lorsqu'on augmente la valeur du pas de déformation, mais cela entraine également plus d'oscillations. En général, l'algorithme rencontre des difficultés à converger vers l'optimum global et il diverge après avoir trouvé une solution locale.

Dans ce qui suit, on va montrer d'autres résultats obtenus pour d'autres solutions initiales. Cette fois, on va prendre un plot de rayon 14 mm facetisé en dix faces, avec les mêmes

Licence CC BY-NC-ND 3.0

contraintes de déplacement que précédemment, et l'algorithme est lancé pour les 3 valeurs du pas de déformation : 0.01, 0.05 et 0.08.

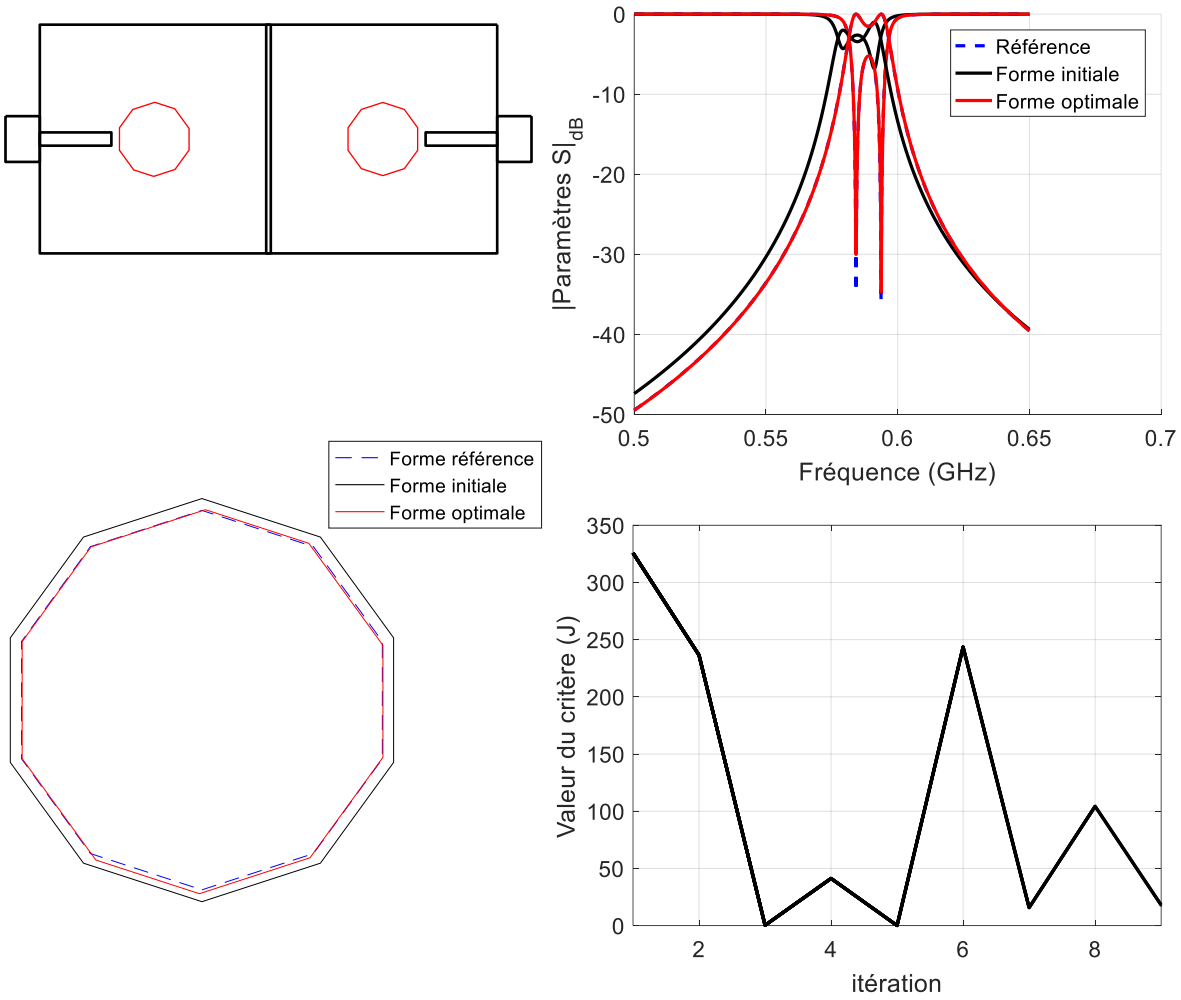


Figure 59 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm et un pas de déformation de 0.1

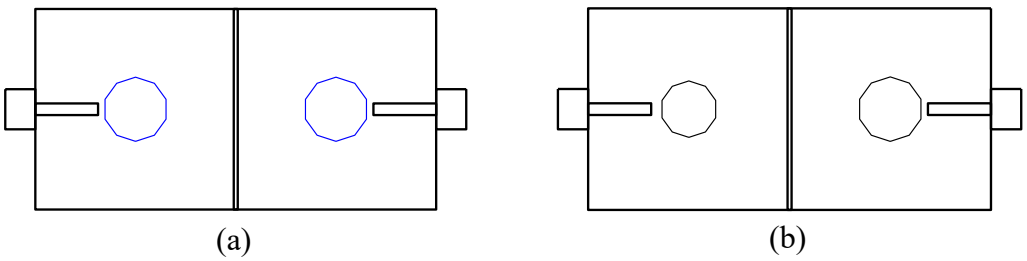


Figure 60 : Vue de dessus du modèle à plots facétisés
(a) modèle de référence et (b) modèle avec un plot de rayon 14 mm

La figure 60 présente la structure de référence simplifiée et la structure initiale de ce problème d'optimisation. La figure 61 représente les résultats obtenus pour les mêmes conditions

Licence CC BY-NC-ND 3.0

initiales (plot facétisé de 14 mm de rayon) pour les trois valeurs de pas fixe. Pour les valeurs du pas de 0.01 et 0.08 on obtient le minimum local du critère à la $8^{ème}$ itération et pour la valeur 0.05 le minimum local est trouvé à la $5^{ème}$ itération. On remarque toujours après la convergence du critère vers un optimum local, que l'algorithme commence à diverger et à s'éloigner de la forme optimale en oscillant.

Le problème avec cette approche est que le déplacement des faces n'est pas influencé par la valeur du gradient calculé mais plutôt par la valeur de déplacement maximal fixé. Pour éviter les répétitions de tests et la divergence du critère après un certain nombre d'itérations, nous avons besoin d'une méthode qui calcule une valeur optimale du pas de déformation à chaque itération en fonction de la valeur du gradient calculé.

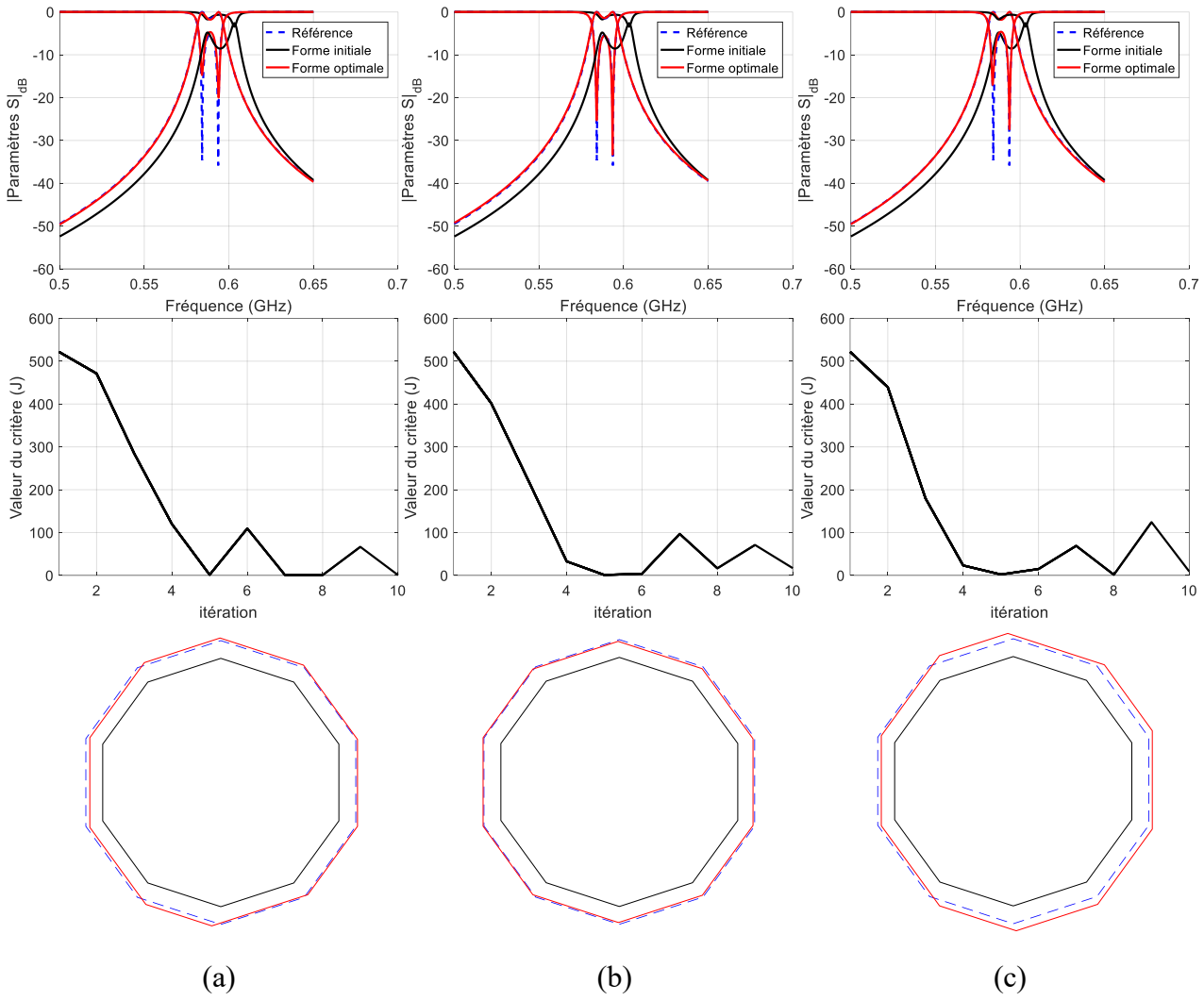


Figure 61 : Résultats de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 14 mm pour un pas de déformation de : (a) 0.01, (b) 0.05 et (c) 0.08 .

Licence CC BY-NC-ND 3.0

III.3.1.2. Pas de déformation optimal

Dans cette approche, à chaque itération nous calculons une valeur maximale du pas de déformation par rapport à la valeur du gradient du critère, afin de limiter le déplacement des faces au fur et à mesure de la convergence vers la valeur optimale. Le calcul du pas doit respecter les contraintes de faisabilité et sa valeur est déterminée par la méthode de recherche linéaire. Une contrainte est ajoutée pour arrêter le problème une fois que l'algorithme trouve la solution optimale.

Pour calculer la valeur optimale du pas à chaque itération, nous avons besoin de trois valeurs de la fonction du critère. La première simulation permet de calculer la valeur du critère et son gradient avant le déplacement pour $\alpha = 0$ puis nous déplaçons les faces pour la valeur maximale du pas, ainsi une autre simulation est lancée qui permet de calculer la troisième valeur du critère. Nous sommes alors capables de calculer à chaque itération une valeur optimale du pas qui sera utilisée pour calculer la nouvelle déformation du contour. Comme dans le cas précédent, la valeur et le signe du gradient de chaque face ont une influence sur la déformation du contour.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats des optimisations réalisées pour différentes formes initiales. Nous avons choisi des rayons de 12, 14 et 17 mm et une forme arbitraire définie par des courbes de Bézier par morceaux. La figure 62 représente la structure initiale pour chacun des tests effectués.

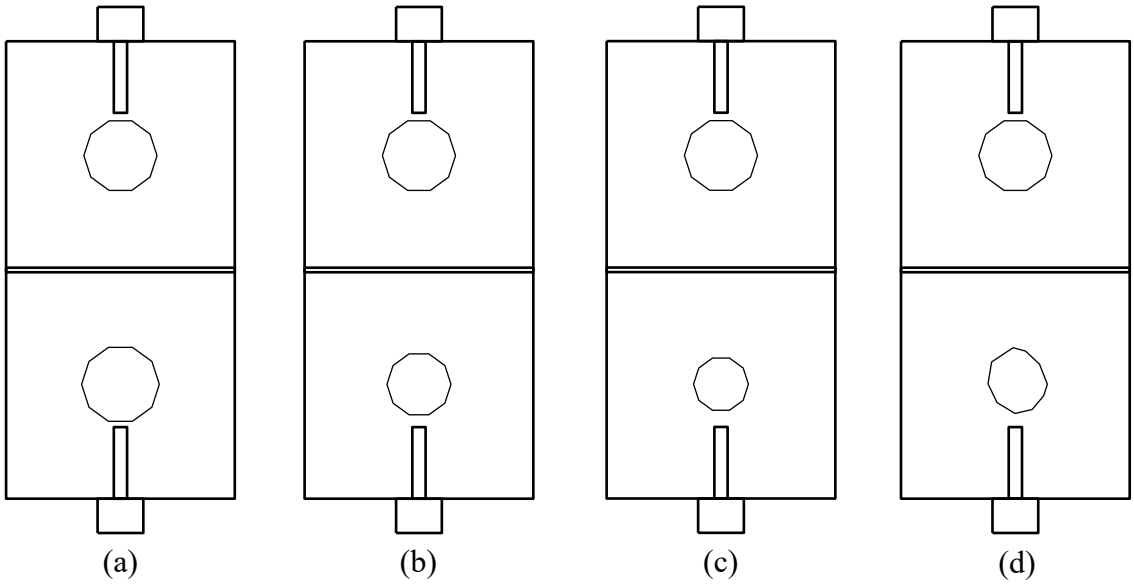


Figure 62 : Vue de dessus des différentes structures initiales pour le test du pas optimal
(a) rayon=17 mm, (b) rayon= 14 mm, (c) rayon= 12 mm et
(d) forme arbitraire définie par des courbes de Bézier par morceaux.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Le critère global dans un premier temps est calculé par rapport au critère du paramètre S_{21} pénalisé par celui du paramètre S_{11} :

$$\mathcal{J}(\Omega) = \mathcal{J}(\Omega)_{S_{21}} + \boldsymbol{log_{10}}(\mathbf{1} + \mathcal{J}(\Omega)_{S_{11}})$$

Critère de S_{21} pénalisé

La première structure initiale est celle avec un plot facetisé de rayon 17 mm. La figure 63 présente la convergence du critère, la variation du pas de déformation, la forme et les paramètres S de la solution optimale.

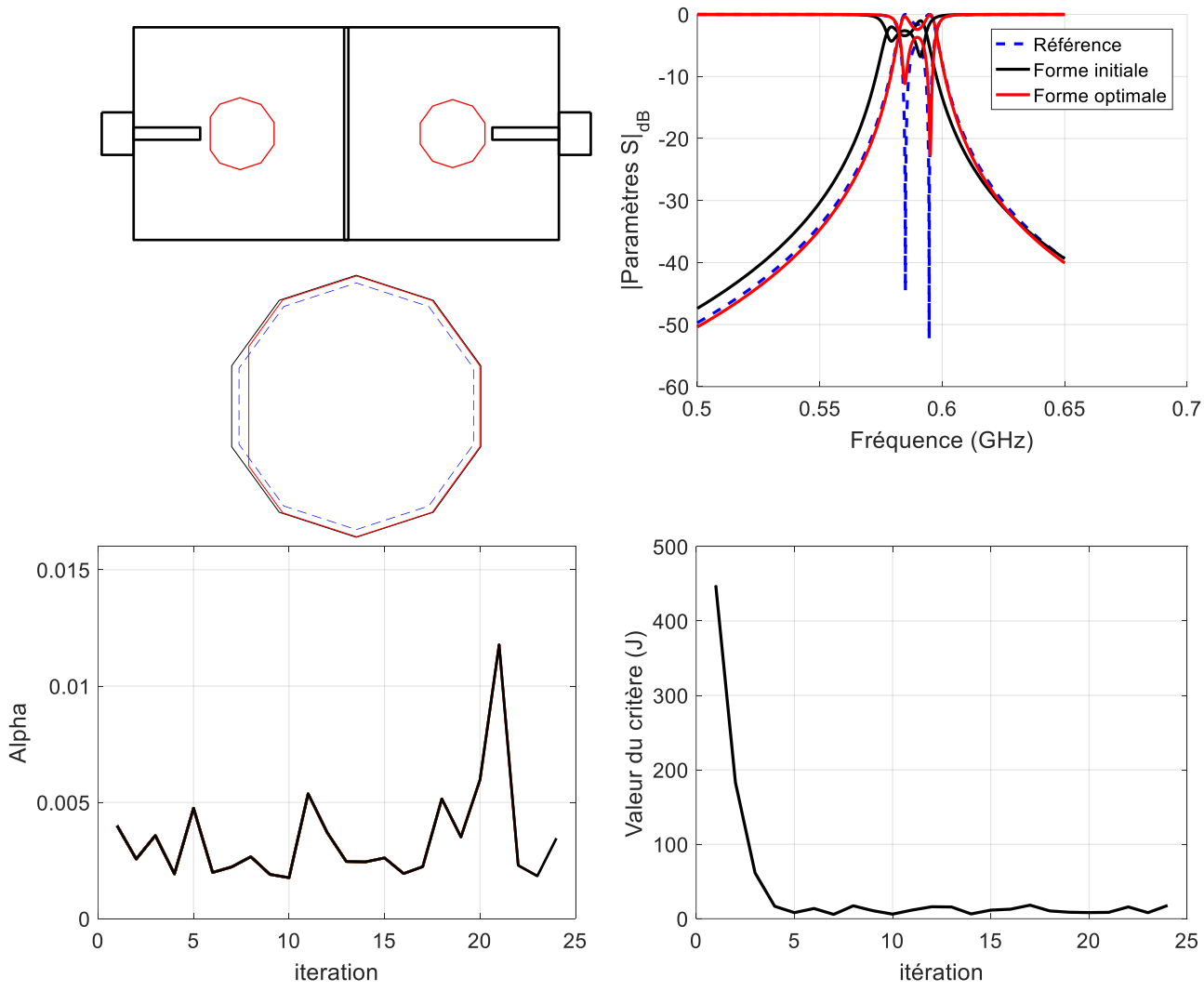


Figure 63 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 17 mm avec un pas de déformation optimal à chaque itération

L'optimum local du problème est obtenu à la $17^{ème}$ itération, la forme obtenue n'est pas proche de la forme de référence mais donne des résultats satisfaisants et on remarque que les grandes déformations sont appliquées sur trois faces, les autres subissent des déformations minimes. On remarque avec le premier résultat que le critère d'optimisation est plus stable après convergence par rapport aux résultats obtenus avec un pas de déformation fixe.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Dans le second test, nous allons reprendre le problème mais cette fois avec un plot facétisé de rayon 14 mm. Le deuxième plot facétisé a toujours un rayon fixe de 16 mm. La figure 64 montre les résultats obtenus à la fin de l'optimisation. La réponse du filtre est optimisée à partir de la $8^{ème}$ itération et le minimum du critère est atteint à la $9^{ème}$ itération.

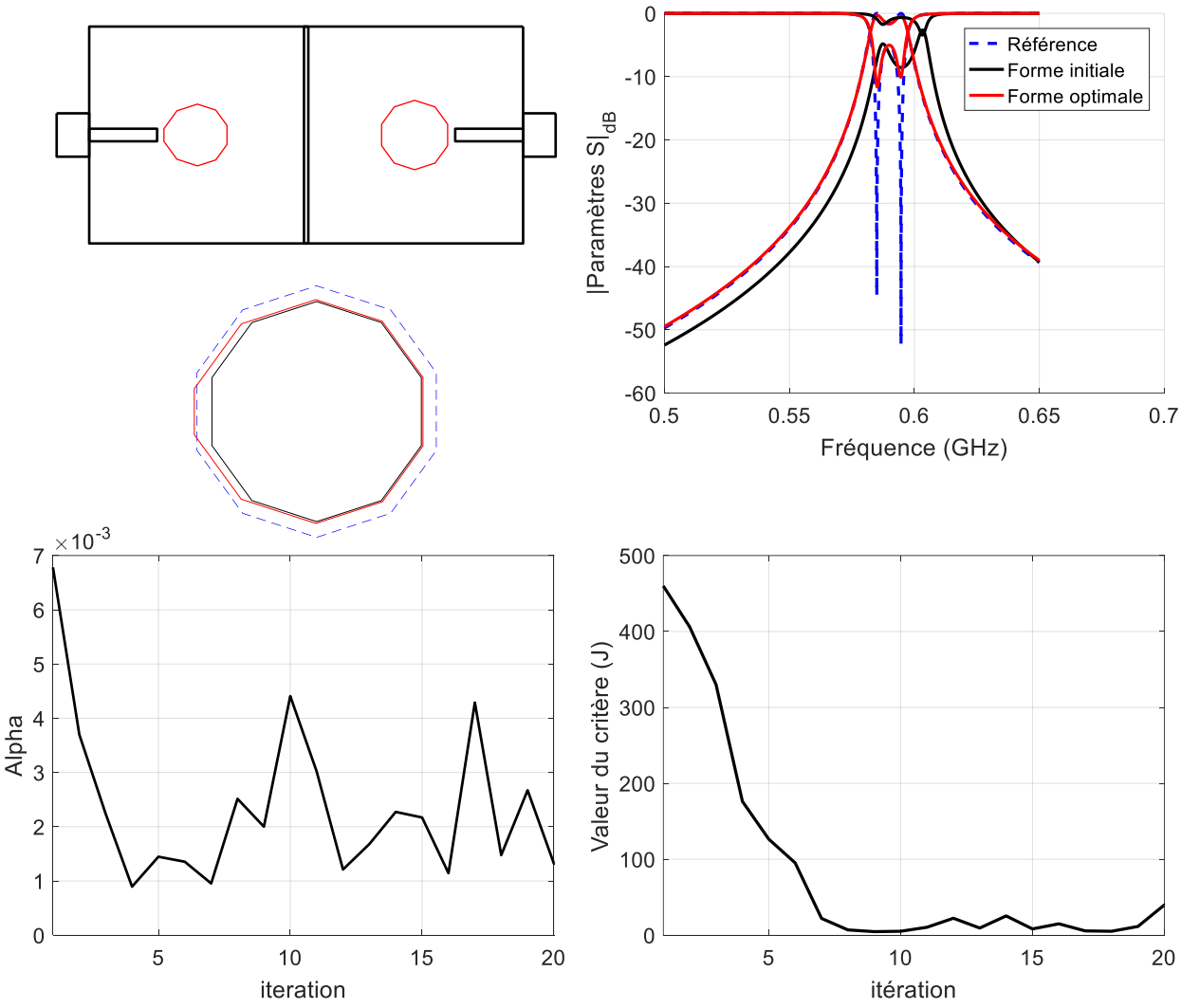


Figure 64 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 14 mm avec un pas de déformation optimal à chaque itération

Licence CC BY-NC-ND 3.0

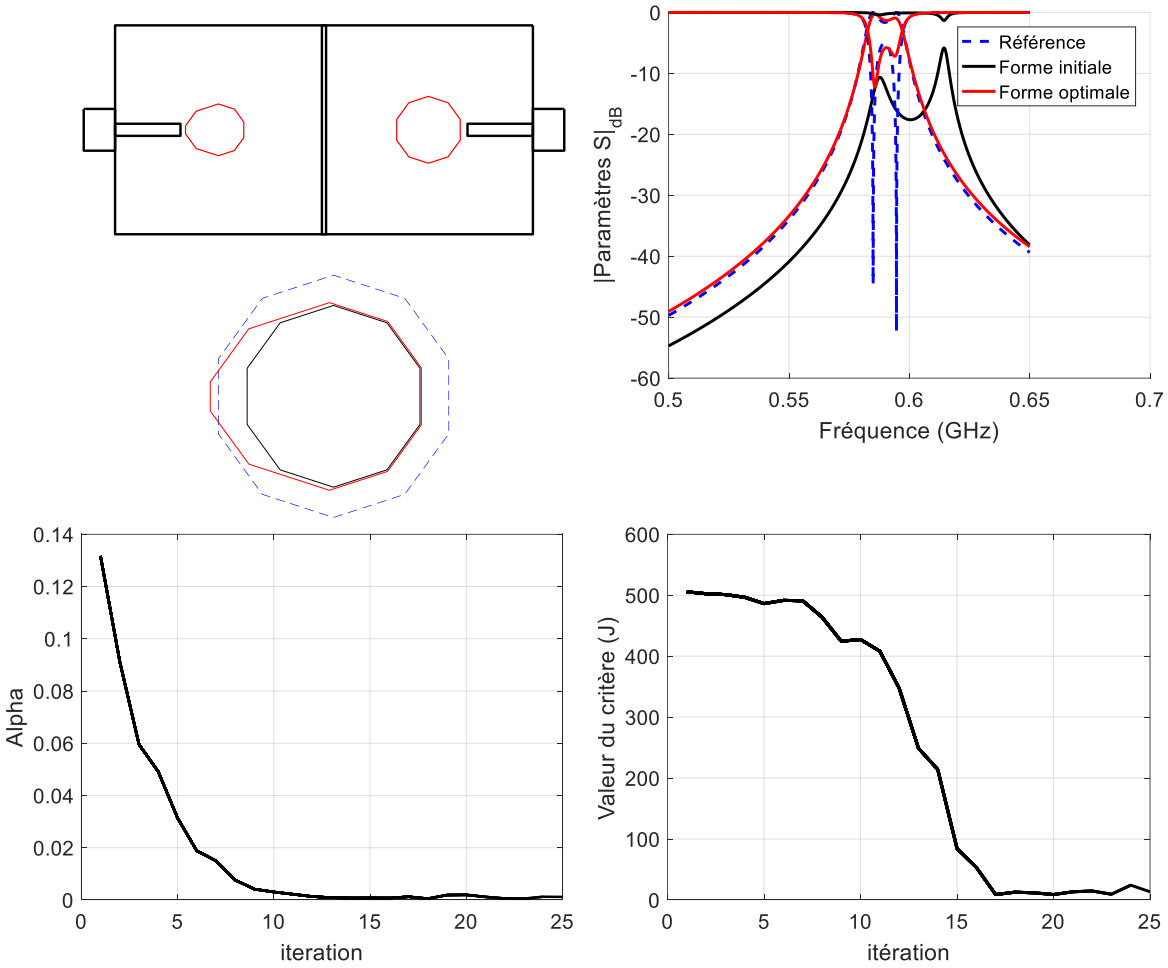


Figure 65 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot de rayon initial 12 mm avec un pas de déformation optimal à chaque itération

Plusieurs tests ont été effectués pour montrer l'efficacité de l'outil proposé et la capacité à optimiser le filtre pour toute solution initiale, en changeant le rayon du plot à chaque test. On essaye ainsi de s'éloigner de la forme de référence du plot. Le test suivant est appliqué sur la même structure pour une forme initiale du plot facetisé avec un rayon de 12 mm. Le résultat de ce problème d'optimisation est illustré dans la figure 65 et la réponse optimale du filtre est obtenue à la $17^{ème}$ itération.

Un dernier test est montré, cette fois la forme du contour du plot est définie arbitrairement par trois courbes de Bézier fermées dont deux courbes sont d'ordre trois et la troisième courbe est d'ordre quatre. La courbe est discrétisée en dix points pour former le plot facetisé. Les points de contrôle définissant la forme de chaque courbe représentée dans la figure 66 sont les suivants :

$$P_1 = \begin{bmatrix} 14 & 0 \\ 13 & 10 \\ 3 & 17 \\ -1 & 16 \end{bmatrix} \qquad P_2 = \begin{bmatrix} -1 & 16 \\ -15 & 13 \\ -14 & -2 \\ -8 & -8 \end{bmatrix} \qquad P_3 = \begin{bmatrix} -8 & -8 \\ -1 & -16 \\ 10 & -16 \\ 14 & -2 \\ 14 & 0 \end{bmatrix}$$

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Le résultat d'optimisation avec cette forme initiale est montré sur la figure 67.

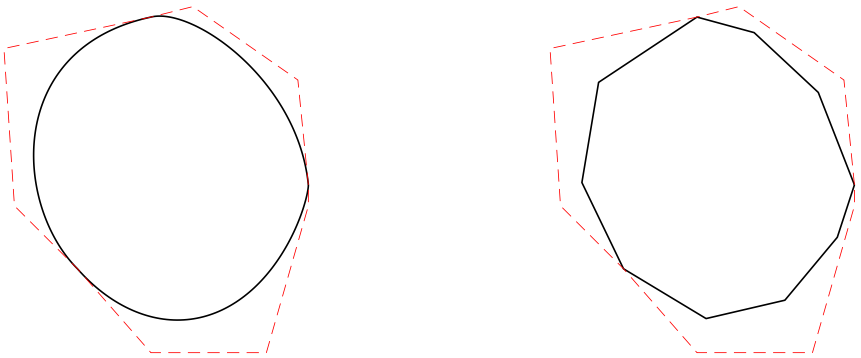


Figure 66 : Contour du plot défini par trois courbes de Bézier par morceaux et sa discrétisation

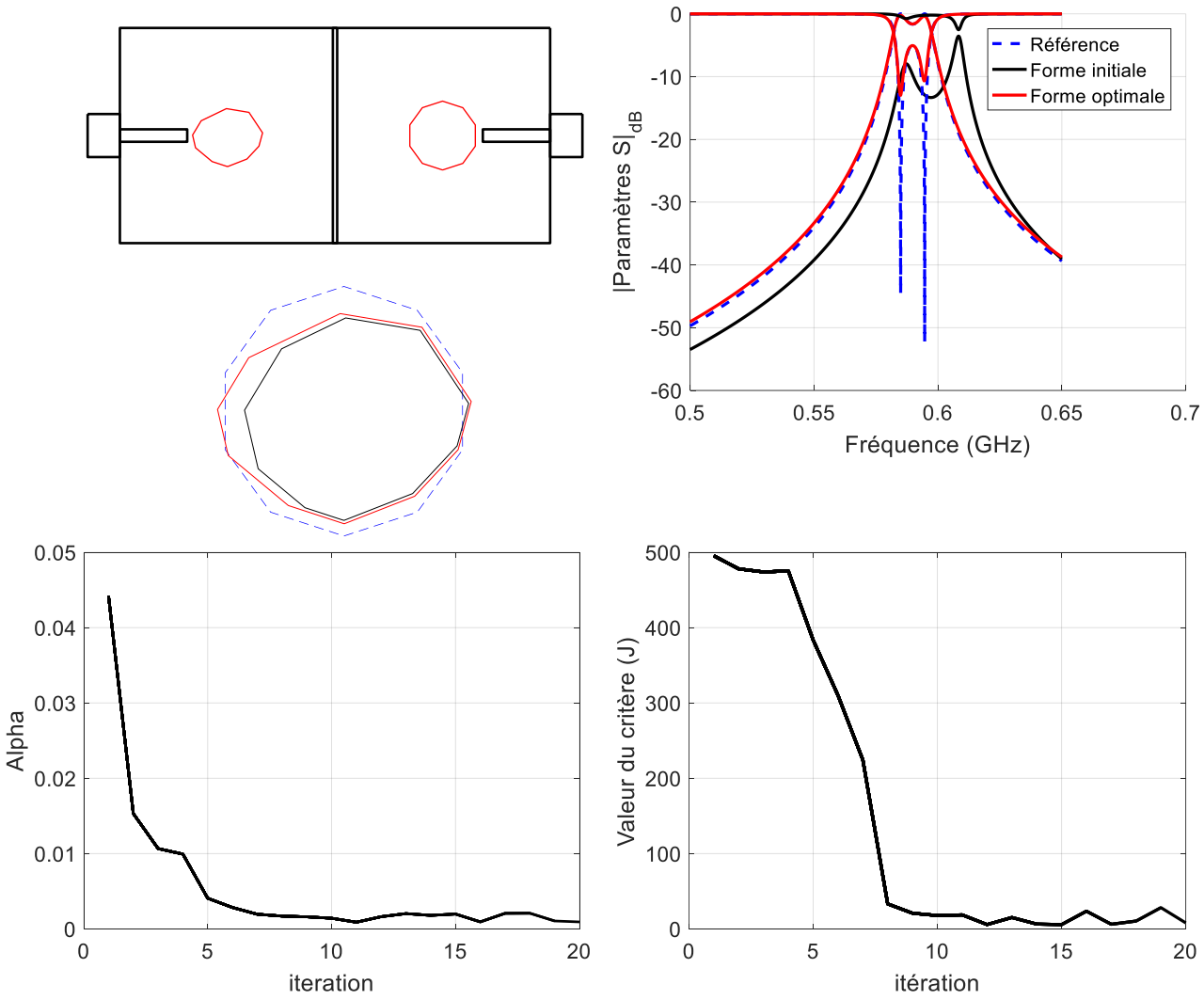


Figure 67 : Résultat de l'optimisation du contour d'un plot défini par des courbes de Bézier par morceaux avec un pas de déformation optimal à chaque itération

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Critère : S_{11} pénalisé

Dans cette partie, on va montrer les résultats d'optimisation des mêmes structures de départ (figure 62) mais en changeant cette fois le critère global d'optimisation. Le critère est défini par le critère du paramètre S_{11} pénalisé par celui du paramètre S_{21} :

$$\mathcal{J}(\Omega) = \mathcal{J}(\Omega)_{S_{11}} + \boldsymbol{log_{10}}(\mathbf{1} + \mathcal{J}(\Omega)_{S_{21}})$$

La figure 68 représente les résultats obtenus par l'optimisation des structures décrites dans la figure 62. Nous comparons les formes et les réponses de la solution initiale, de la solution de référence et de la solution optimale pour chaque configuration. La première structure de rayon 17 mm est optimisée à la $15^{ème}$ itération, la deuxième, de rayon 14 mm, est optimisée à la $7^{ème}$ itération, la troisième, de rayon 12 mm, est optimisée à la $19^{ème}$ itération et la dernière dont le plot est défini de manière arbitraire est optimisée à la $18^{ème}$ itération.

Avec la méthode que nous avons proposée et testée pour plusieurs points de départ, on remarque que l'algorithme, pour la plupart des tests, a une convergence rapide vers un optimum local, qui n'annule pas forcément la valeur du critère mais qui répond plutôt bien à l'optimisation d'une fonction de filtrage. D'autre part, le critère d'optimisation est devenu plus stable en utilisant un pas de déformation optimal à chaque itération.

Finalement, en utilisant le paramétrage du contour par des courbes de Bézier, nous avons réussi à obtenir divers formes et solutions pour trouver un comportement fréquentiel très proche de la référence, en utilisant un nombre réduit de variables par rapports aux autres méthodes d'optimisation de contour.

III.3.2. Optimisation du contour des deux plots métalliques

Dans cette partie, nous allons augmenter le niveau de difficulté du problème. Pour la même structure, nous allons maintenant optimiser la forme des deux plots métalliques dans les cavités du filtre. Dans un premier temps nous allons prendre en considération une condition de symétrie entre les deux plots, donc les deux plots ont la même forme de départ et subissent les mêmes déformations. Par la suite, on va reprendre le problème sans prendre en considération aucune condition de symétrie, donc nous pouvons obtenir des formes différentes pour les deux plots métalliques.

III.3.2.1. Plots symétriques

Dans cette section, nous allons prendre une condition de symétrie par rapport au plan de l'iris de couplage au milieu de la structure. Les déformations appliquées au premier plot métallique vont être appliquées au second plot, dans ce cas le nombre de variables est toujours le même que précédemment. Les tests sont effectués pour le critère global calculé avec le critère du paramètre S_{21} pénalisé par le paramètre S_{11}.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

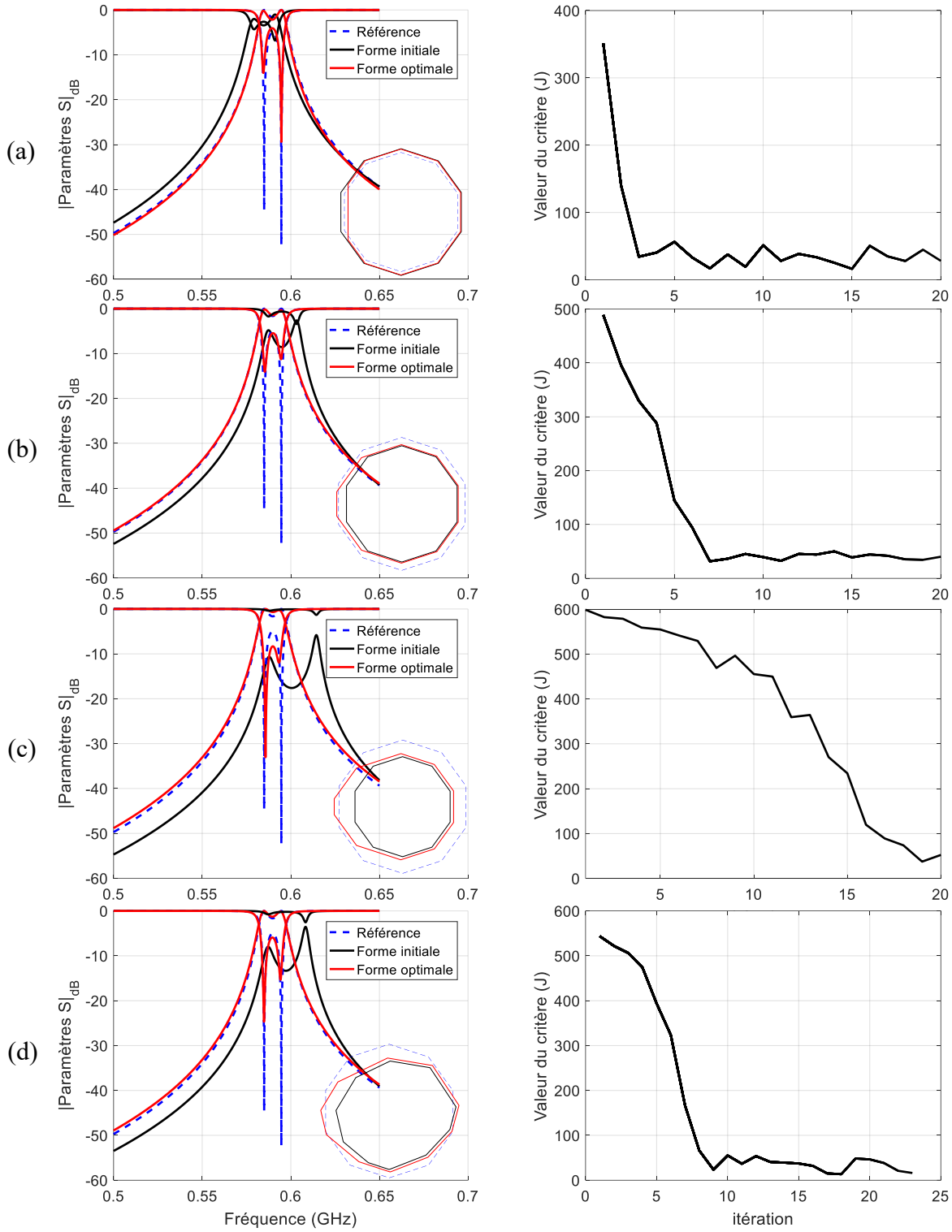


Figure 68 : Résultats de l'optimisation des structures pour différents formes initiales
(a) rayon=17 mm, (b) rayon= 14 mm, (c) rayon= 12 mm et
(d) forme arbitraire définie par des courbes de Bézier par morceaux fermés

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Trois tests sont mis en place pour trois structures de départ différentes présentées sur la figure 69. La première structure est chargée par deux plots métalliques facetisés de rayon 17 mm chacun, la deuxième structure est chargée par deux plots de rayon 14 mm et la dernière est chargée par deux plots aux contours définis par des courbes de Bézier par morceaux, avec les mêmes coordonnées de points de contrôle que précédemment. Les résultats des différents problèmes d'optimisation sont présentés sur la figure 70 et montrent une bonne convergence avec une bonne stabilité du critère d'optimisation.

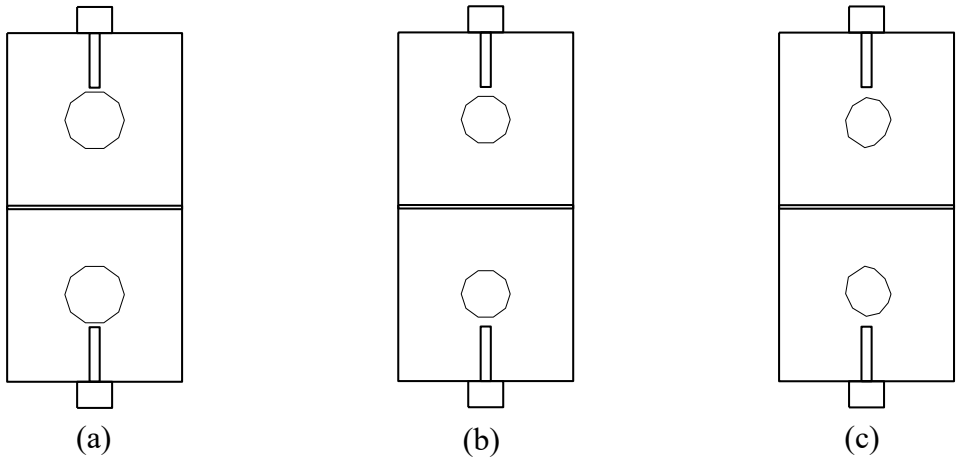


Figure 69 : Structure de départ avec deux plots métalliques symétriques
(a) rayon = 17 mm, (b) rayon = 14 mm et
(c) forme arbitraire définie par des courbes de Bézier par morceaux fermées

III.3.2.2. Plots indépendants

Dans cette section, nous allons faire de nouveaux tests en levant les conditions de symétrie sur la forme des deux plots métalliques. Les déformations appliquées sur le premier plot seront différentes de celles appliquées au second plot. Dans ce cas le nombre de variables à optimiser va doubler par rapport aux problèmes précédents. Deux tests sont mis en place, et dans le premier cas, les formes de départ des plots sont différentes : le premier a un rayon de 17 mm et le second un rayon de 13 mm. Pour le second test, la forme initiale de départ des deux plots est identique, chacun a un rayon de 14 mm, mais les déformations appliquées sur les faces des plots sont indépendantes. La figure 71 représente la structure de départ des deux tests.

Les tests seront effectués pour le critère global calculé par le critère du paramètre S_{21} pénalisé par celui du paramètre S_{11}. Les résultats des deux problèmes d'optimisation sont présentés dans la figure 72 en comparant les paramètres S obtenus à ceux de la référence et de la solution initiale. La figure 73 illustre la variation du critère à chaque itération pour les deux problèmes et la comparaison dans chaque cas, de la forme initiale, de la forme de référence et la forme optimale.

A nouveau pour ces différentes configurations, on note une convergence rapide et stable vers une solution locale très satisfaisante.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

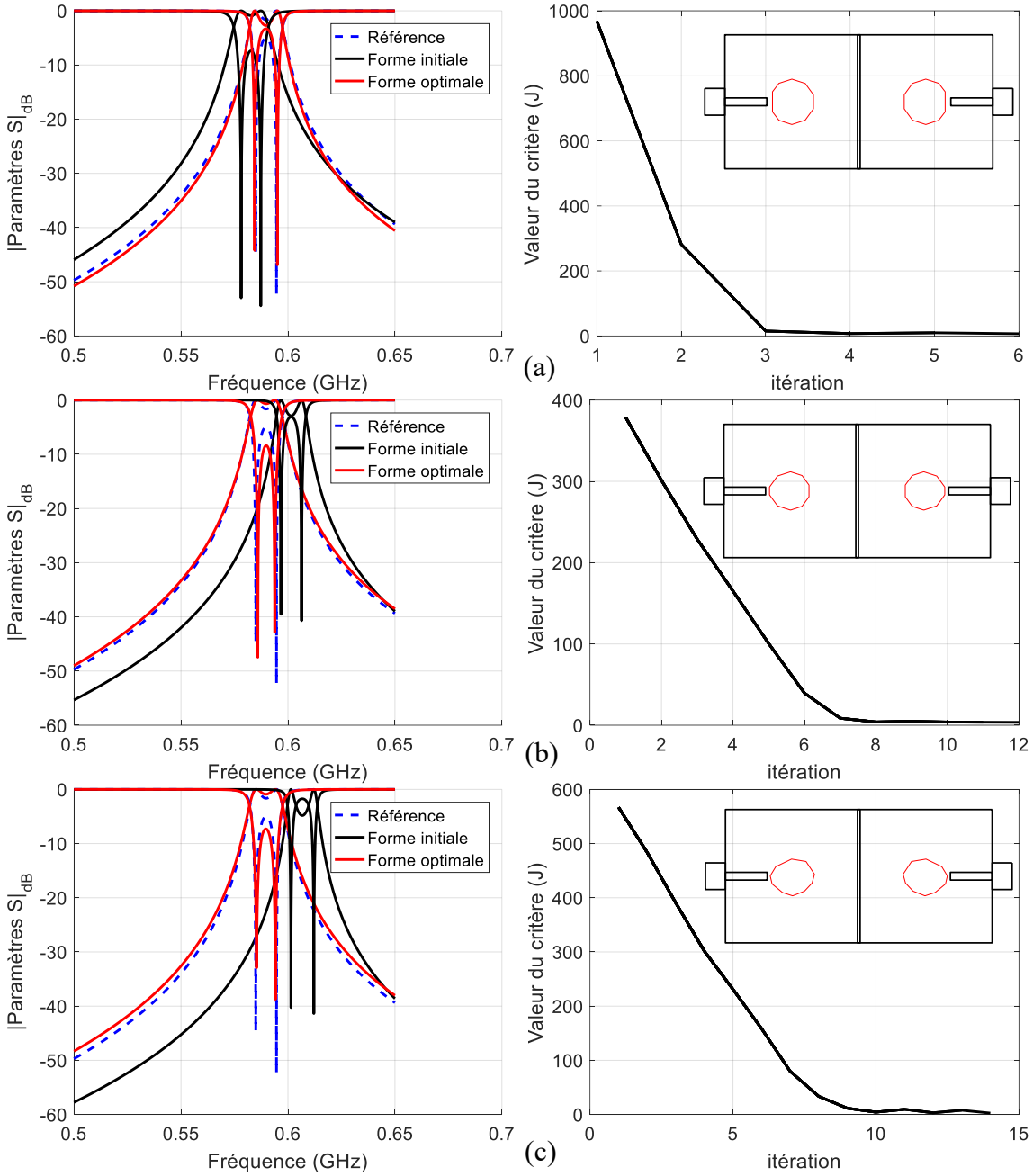


Figure 70 : Résultat de l'optimisation des trois structures de départ : (a) rayon = 17 mm, (b) rayon = 14 mm et (c) courbes de Bézier par morceaux fermées

Licence CC BY-NC-ND 3.0

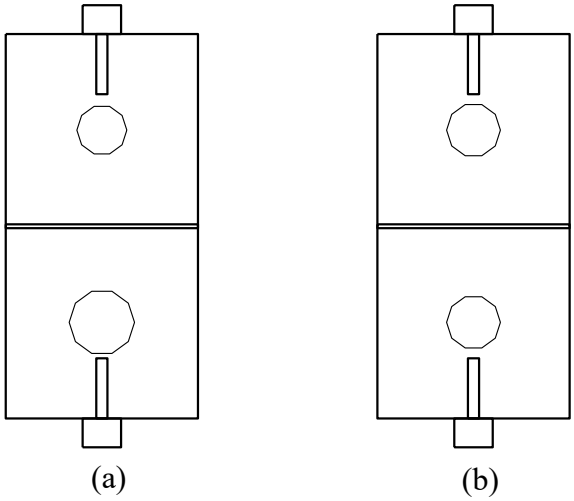


Figure 71 : Structure de départ avec deux plots métalliques indépendants :
(a) rayon1=17 mm, rayon2=13 mm et (b) rayon1=rayon2=14 mm

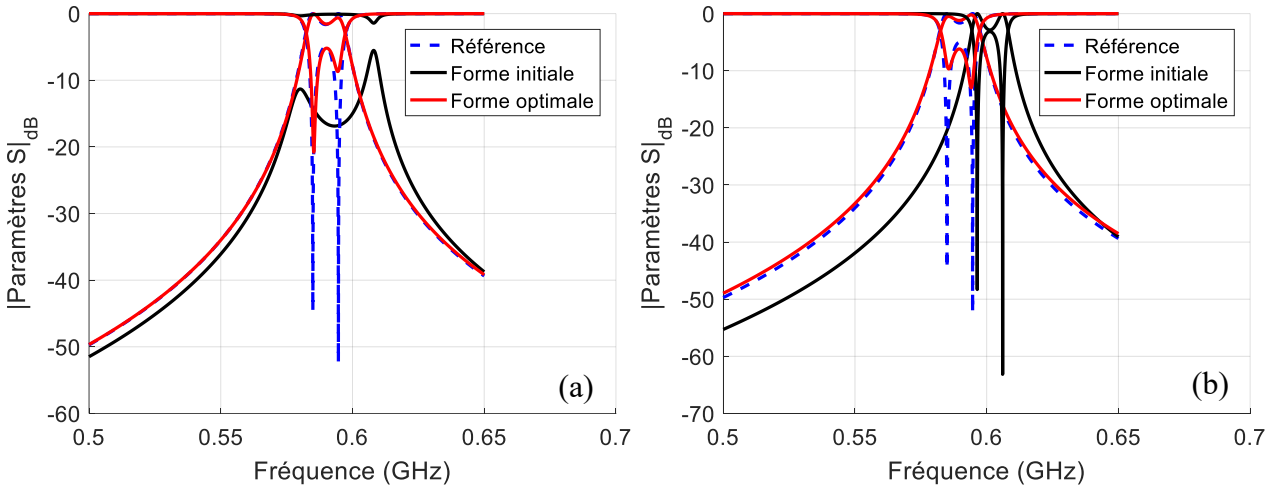


Figure 72 : Résultats en termes de paramètres S des deux structures de départs

Licence CC BY-NC-ND 3.0

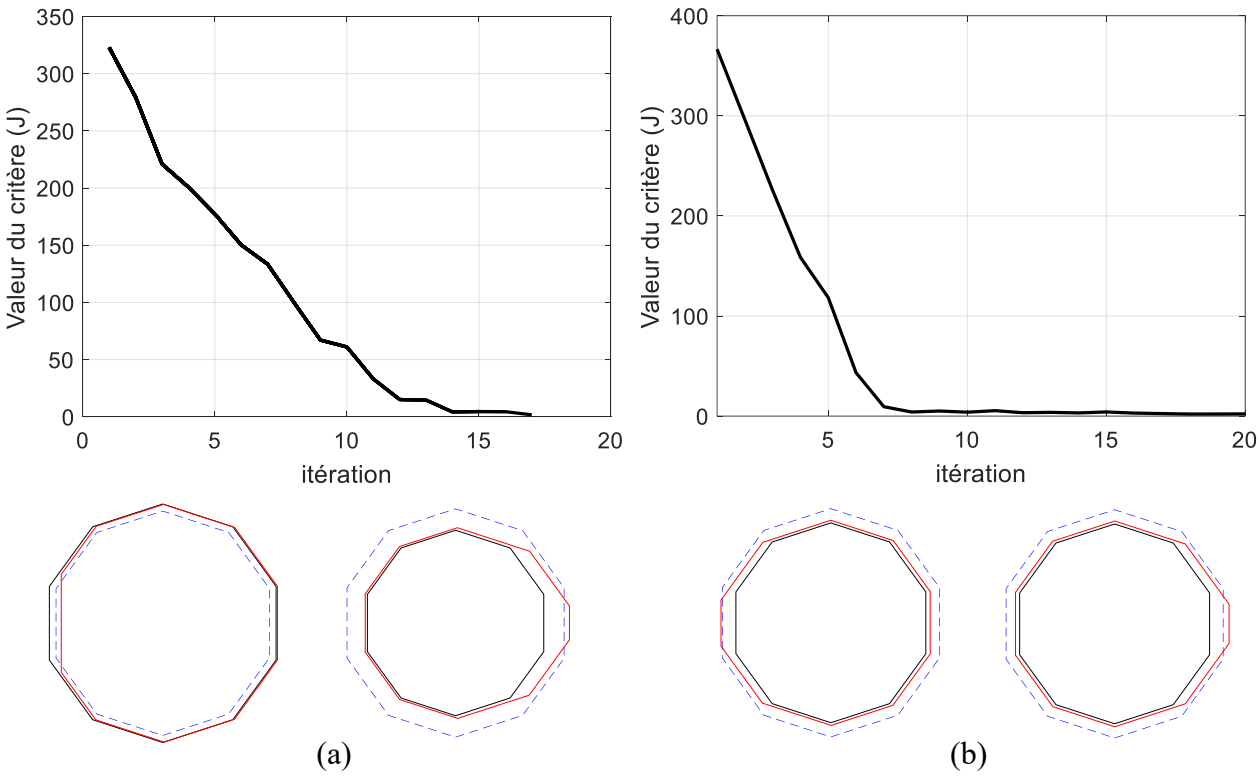


Figure 73 : Variation du critère d'optimisation et comparaison de la forme optimale de chaque plot avec la forme référence et sa forme initiale

III.3.3. Conclusions sur les premiers tests

La méthode de paramétrage du contour des plots métalliques utilisant des courbes de Bézier couplée à la méthode de gradient à pas optimal montre donc une grande efficacité et les résultats obtenus sont toujours satisfaisants en termes de comportement fréquentiel.

L'ensemble des tests effectués montrent la rapidité et la stabilité de convergence de l'optimisation, avec au maximum une vingtaine de variables définissant les contours facétisés des plots métalliques.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

III.4. Hybridation avec une méthode d'optimisation paramétrique

Dans cette section, nous allons introduire une méthode d'optimisation paramétrique des plots, en utilisant l'outil décrit dans la section précédente. Pour cette méthode, l'analyse de sensibilité des paramètres S est calculée par rapport aux variations des rayons des plots. Une nouvelle méthode de construction des plots est ainsi mise en place, chaque plot cylindrique est remplacé par un plot formé de plusieurs cylindres, les uns au-dessus des autres, chaque cylindre ayant un rayon indépendant des autres.

Le rayon de chaque cylindre sera optimisé, en prenant en considération, dans un premier temps, une condition de symétrie entre les deux plots, donc la déformation appliquée au premier plot sera appliquée au second. Ensuite nous reprendrons le problème en levant la condition de symétrie entre les deux plots, et nous combinerons cette approche purement paramétrique avec la méthode d'optimisation de contour utilisant les courbes de Bézier développée précédemment.

III.4.1. Structure de référence

Notre structure de référence est la même que celle représentée dans la figure 50, avec une différence, c'est que nous avons changé le rayon des plots cylindriques de référence de 16 mm à 17 mm pour améliorer l'adaptation de la réponse du filtre en conservant les mêmes valeurs pour le reste des dimensions géométriques. La figure 74 représente la nouvelle structure de référence et ses paramètres S, à considérer comme référence dans les tests qui suivent.

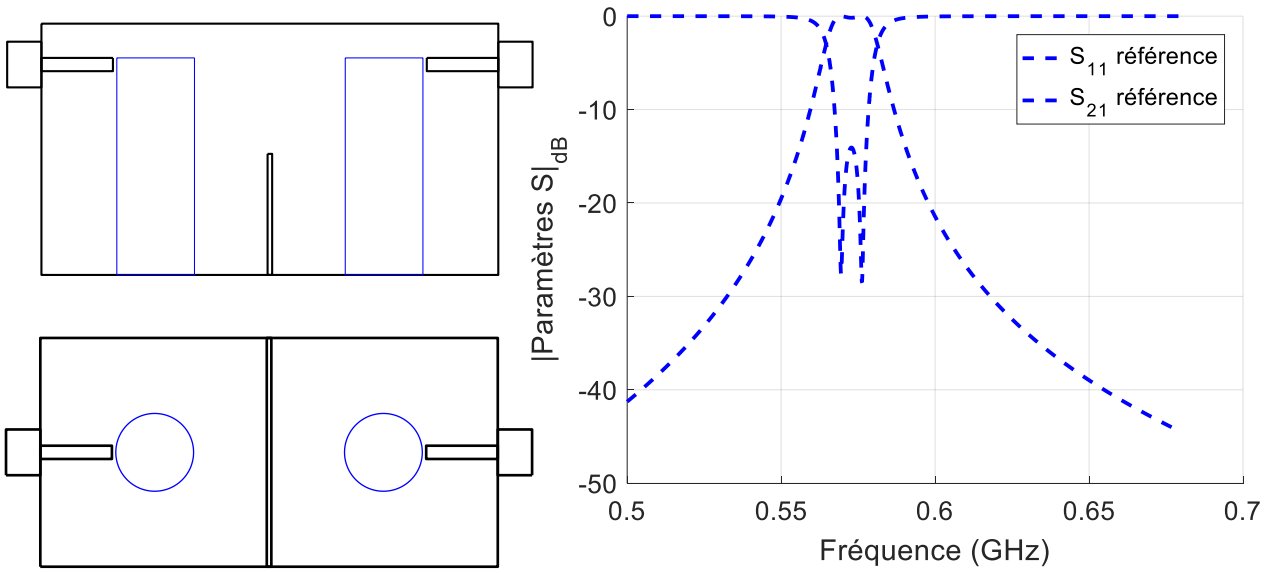


Figure 74 : Structure de référence dans deux plans transversaux et sa réponse de paramètres S

III.4.2. Optimisation paramétrique des plots

La méthode de gradient permet d'optimiser les dimensions géométriques de la structure. Nous allons utiliser le même principe que présenté plus tôt dans ce chapitre, pour optimiser les dimensions géométriques des plots métalliques. Cette section sera une introduction à la résolution du problème en 3D, la différence étant dans la construction des plots, puisque nous

Licence CC BY-NC-ND 3.0

allons diviser chaque plot en plusieurs cylindres empilés, de mêmes hauteurs mais de rayons différents. Dans ce problème les variables à optimiser sont les rayons des cylindres empilés, en respectant les contraintes de déformation des plots. L'analyse de sensibilité des paramètres S, pour l'évaluation du gradient de déformation, est calculée par rapport à la variation du rayon de chaque cylindre. Deux approches sont testées pour la même structure initiale de départ, dont le critère global est calculé par rapport au critère du paramètre S_{21} pénalisé par celui du paramètre S_{11}. La première approche prend en considération une condition de symétrie entre les deux plots et pour la deuxième, les plots sont indépendants. Dans les 2 cas, les rayons des cylindres sont : 16 mm, 15mm, 14mm, 13mm et 12mm et la structure de départ est représentée sur la figure 75.

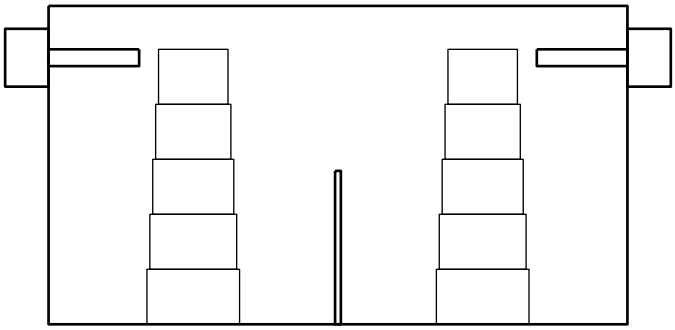


Figure 75 : Structure initiale pour le problème d'optimisation paramétrique

La figure 76 représente le résultat obtenu par optimisation paramétrique avec une condition de symétrie entre les plots. Nous montrons la variation du critère au cours de l'optimisation et une comparaison entre les formes et les paramètres S pour la solution de référence, la solution initiale et la solution optimale obtenue à l'itération 38. Les valeurs optimales des rayons sont : 15.445 mm, 14.519 mm, 13.705 mm, 13.042 mm et 15.939 mm.

On peut voir que la réponse en terme de paramètres S converge vers un minimum local, on est dans la bonne bande de fréquence mais l'outil a eu du mal à optimiser l'adaptation du filtre.

Nous allons reprendre le problème, cette fois les plots métalliques sont indépendants donc la déformation appliquée au premier plot est différente de celle appliquée au second. Le nombre de variables à optimiser est donc doublé. La figure 77 représente le résultat du problème décrit, les valeurs optimales des rayons du premier plot sont : 16.405 mm, 15.187 mm, 13.846 mm, 12.616 mm et 16.221 mm et les valeurs optimales des rayons du second plot sont : 16.241 mm, 15.065 mm, 13.803 mm, 12.626 mm et 16.169 mm. En comparant les valeurs optimales des rayons obtenus on peut voir qu'ils sont très proches, même sans considérer une condition de symétrie entre les deux plots.

En comparant les résultats obtenus dans les deux approches on peut dire que l'on a obtenu à peu près le même résultat avec un critère plus stable dans la deuxième approche et une légère amélioration de l'adaptation par rapport à la première approche.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

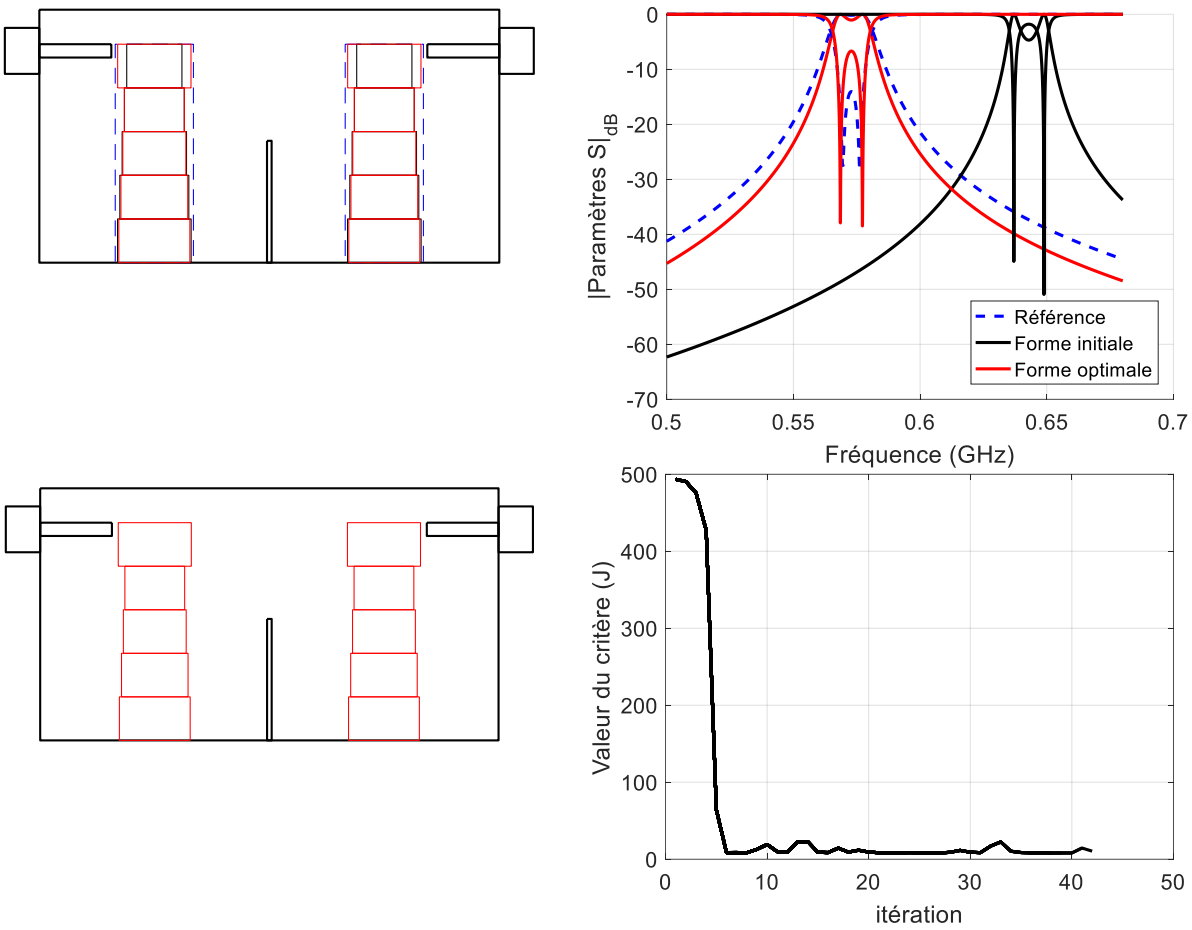


Figure 76 : Résultat de l'optimisation paramétrique des plots avec conditions de symétrie

Nous avons fait plusieurs tests pour différentes solutions initiales afin d'étudier l'influence de la forme initiale sur la solution optimale obtenue à la fin de l'optimisation. Pour chaque solution initiale, nous avons fait les tests avec et sans condition de symétrie.

La solution initiale qui a donné les meilleurs résultats est celle avec cinq cylindres pour deux plots métalliques de rayons respectivement de 19 mm, 17.5 mm, 17 mm, 21 mm et 16 mm en considérant les cylindres de la base au sommet de chaque plot. La Figure 78 illustre la structure initiale du problème.

La figure 79 représente le résultat obtenu par optimisation paramétrique des plots métalliques avec une condition de symétrie. Nous montrons la variation du critère au cours de l'optimisation et une comparaison de forme et des paramètres S des solutions de référence, initiale et optimale. Les valeurs optimales des rayons, de la base au sommet, sont : 20.705 mm, 17.204 mm, 16.759 mm, 21.341 mm et 17.211 mm.

D'après les résultats obtenus, l'algorithme arrive à converger vers la réponse de référence, cette fois la solution locale trouvée à une meilleure adaptation que pour les tests précédents.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

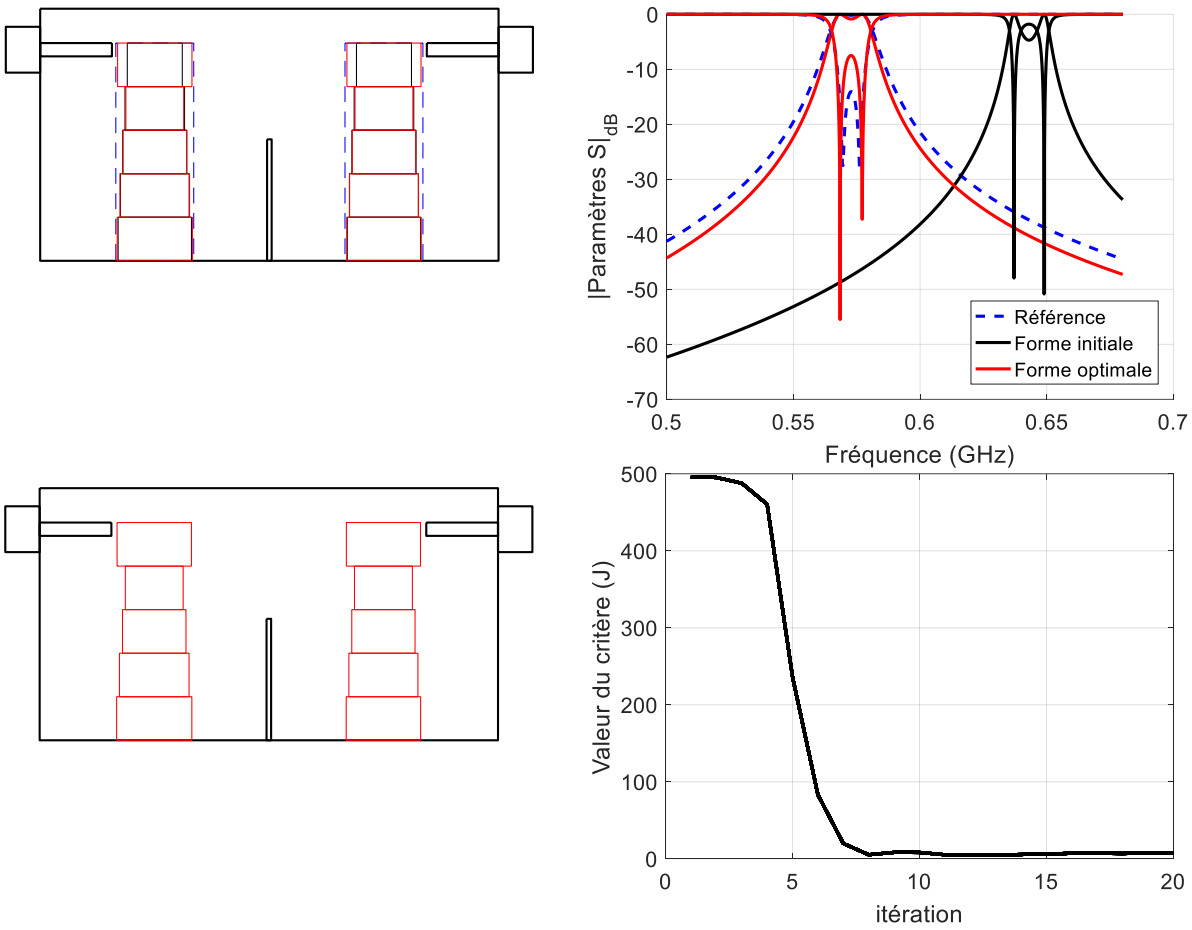


Figure 77 : Résultat de l'optimisation paramétrique des plots sans condition de symétrie

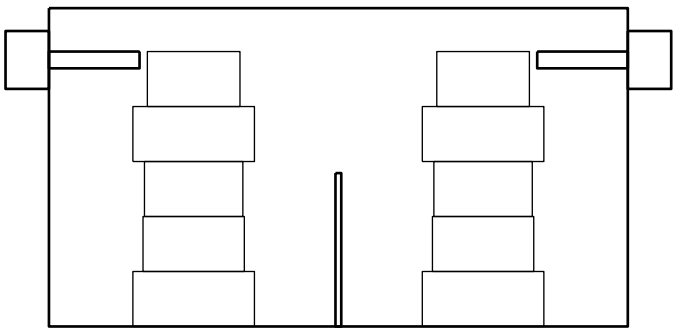


Figure 78 : Structure initiale du deuxième problème d'optimisation paramétrique

Licence CC BY-NC-ND 3.0

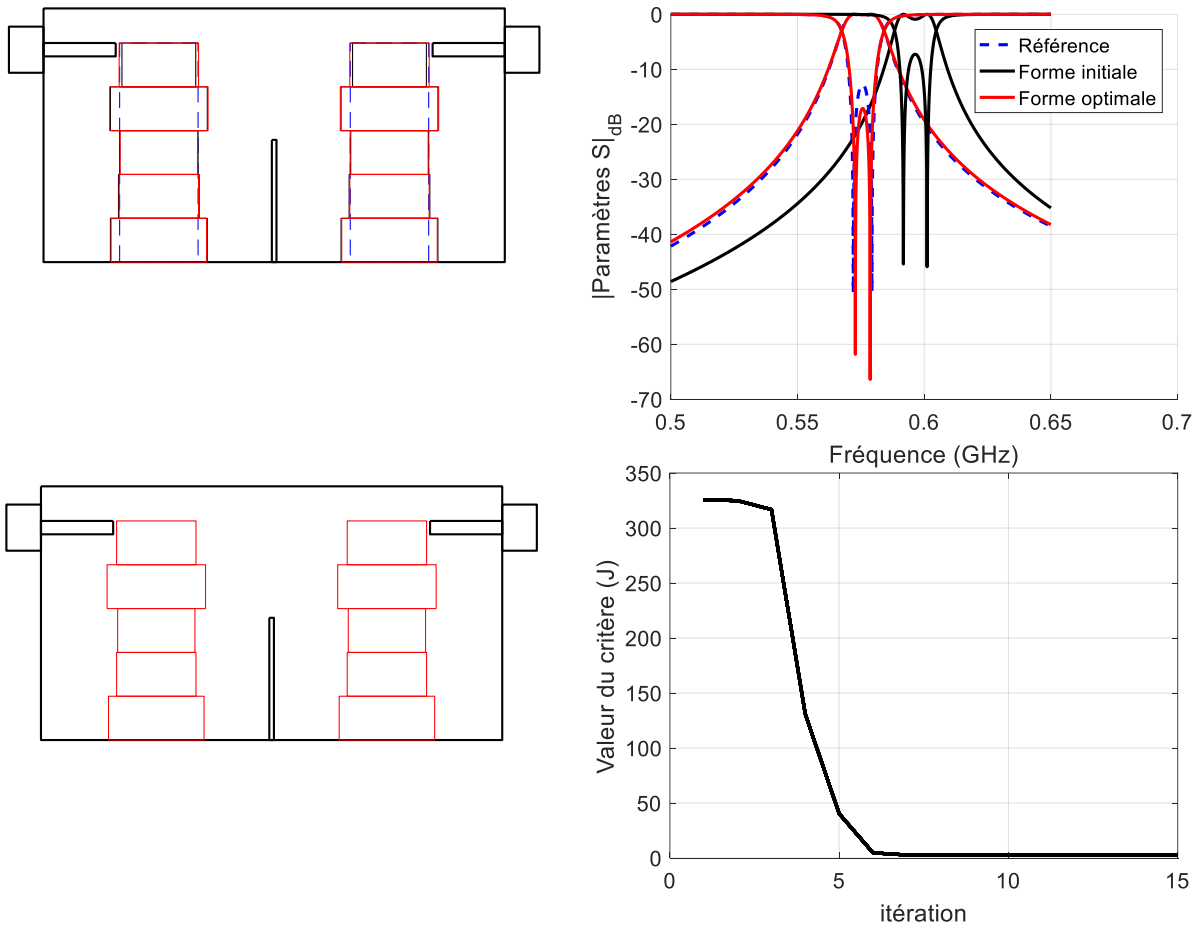


Figure 79 : Résultat de l'optimisation paramétrique des plots avec conditions de symétrie

Nous allons reprendre le problème pour la même structure initiale, cette fois les plots sont indépendants donc la déformation appliquée au premier plot est possiblement différente de celle appliquée au second. La figure 80 représente le résultat du problème, les valeurs optimales des rayons du premier plot sont : 20.783 mm, 17.269 mm, 16.796 mm, 21.193 mm et 17.298 mm et les valeurs optimales des rayons du second plot sont : 20.89 mm, 17.361 mm, 16.849 mm, 21.015 mm et 17.304 mm. En comparant les valeurs optimales des rayons obtenus on peut voir qu'ils sont à nouveau très proche même sans condition de symétrie.

A la fin de cette partie, avec la méthode de descente locale choisie, on peut voir l'influence de la solution initiale sur la solution optimale obtenue à la fin de l'optimisation. L'avantage de ces méthodes est la rapidité et la stabilité de la convergence, mais la solution locale obtenue peut ne pas être satisfaisante pour certaines formes de départ.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

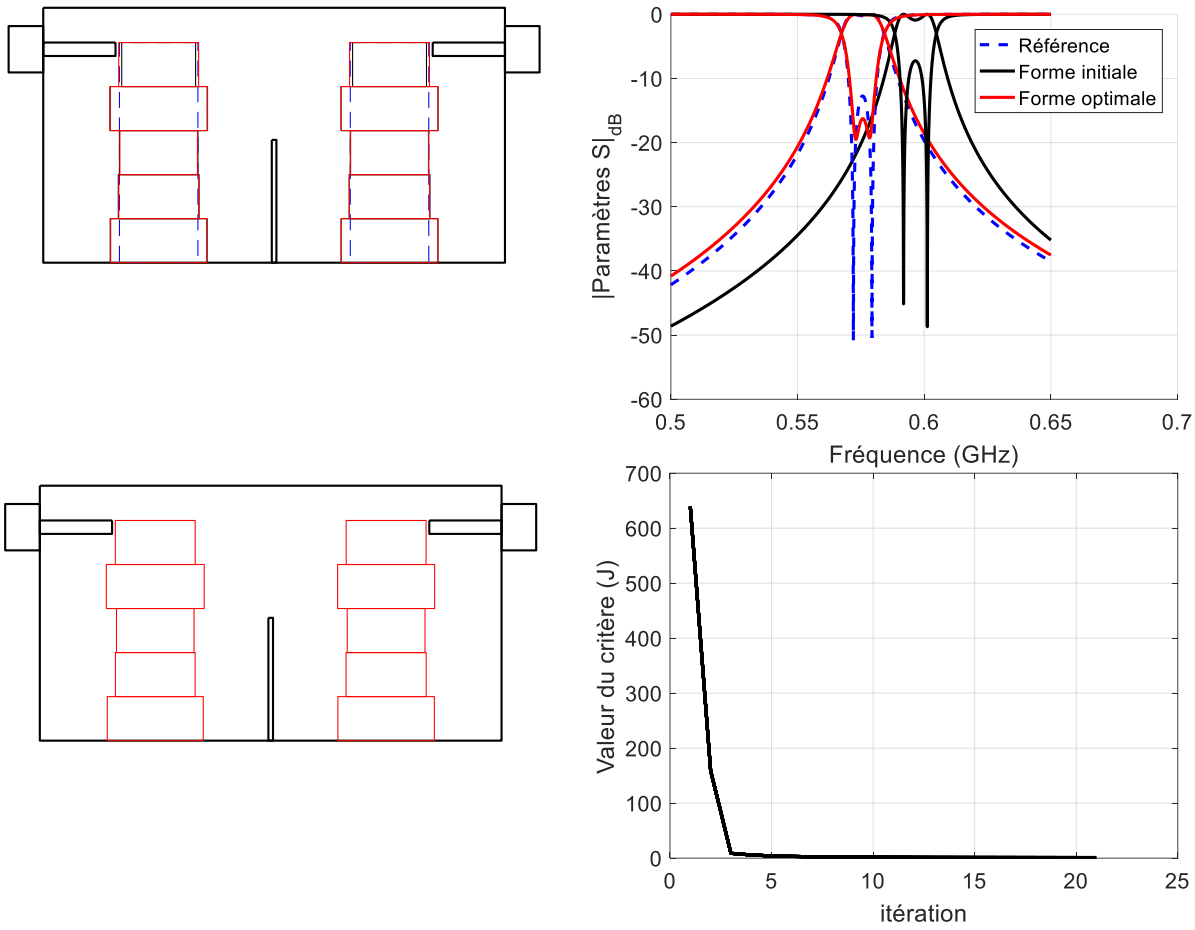


Figure 80 : Résultat de l'optimisation paramétriques des plots métalliques indépendants

III.4.3. Couplage de l'optimisation paramétrique et de l'optimisation de contour par courbes de Bézier

Dans cette section nous allons coupler la méthode d'optimisation paramétrique à la méthode de paramétrage de contour utilisant les courbes de Bézier. Pour simplifier le problème d'optimisation en 3D.

Le but est d'utiliser la méthode paramétrique pour optimiser le rayon de chaque cylindre pour approcher de la réponse de référence et d'utiliser les courbes de Bézier avec la forme discrétisée de chaque cylindre pour optimiser plus finement la réponse du filtre. Pour cela il suffit de prendre les données de sortie de l'algorithme précédent et de les insérer à l'entrée de l'algorithme d'optimisation de contour, pour appliquer le couplage. L'utilisation de la méthode d'optimisation paramétrique permet d'approcher la réponse du filtre de la référence et de gagner en temps de simulation avant d'appliquer le paramétrage par les courbes de Bézier, avec un nombre de variables qui va augmenter significativement.

Nous allons faire le test en prenant en considération une condition de symétrie entre les plots pour diminuer le nombre des variables et gagner en temps de simulation. Pour cela nous avons choisi le résultat obtenu et présenté dans la figure 79. Les rayons optimaux seront les variables d'entrée de l'algorithme d'optimisation de contour. Chaque cylindre est ensuite discrétisé en dix facettes pour évaluer l'analyse de sensibilité correspondant à chaque face et appliquer les

Licence CC BY-NC-ND 3.0

déformations convenables. La figure 81 représente la structure initiale de notre problème après discrétisation du contour de chaque cylindre.

La figure 82 représente le résultat obtenu à la fin de l'optimisation. On peut voir qu'au bout de six itérations, on arrive à optimiser la réponse du filtre et à converger vers une solution optimale dont la réponse est très proche de la référence. Après la discrétisation, la solution initiale pour l'optimisation de contour est décalée par rapport à la solution du problème d'optimisation paramétrique, mais l'optimisation du contour converge à nouveau vers la réponse référence. La figure 83 montre la structure optimale obtenue à la fin du problème et une comparaison de forme de chaque partie du plot, entre la forme de référence, la forme initiale après discrétisation et la forme optimale. On peut voir qu'il n'y a pas eu de grande déformation au niveau du contour des quatre premiers cylindres, les déplacements des faces ont été de l'ordre 10^{-2} au maximum mais on voit surtout la déformation au niveau de la partie au sommet du plot où la déformation a eu lieu surtout sur la face opposée à la sonde d'excitation.

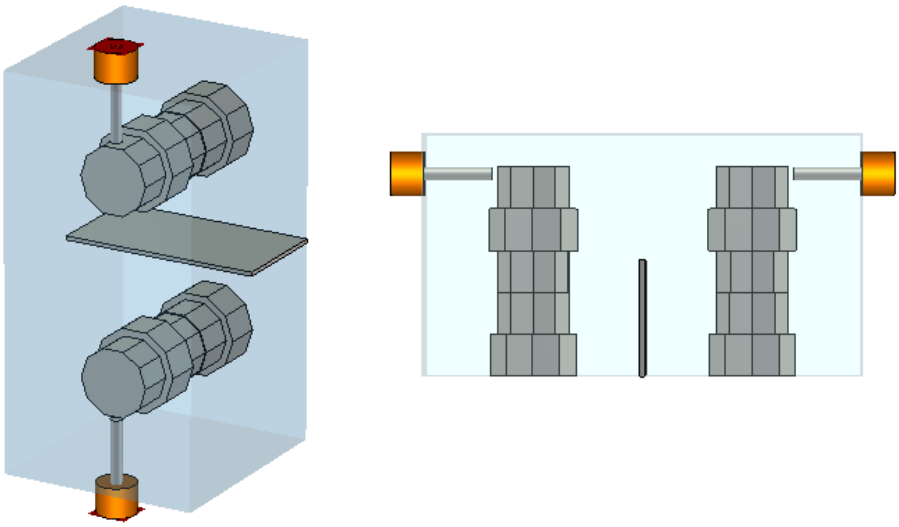


Figure 81 : Structure de départ du problème d'optimisation de contour

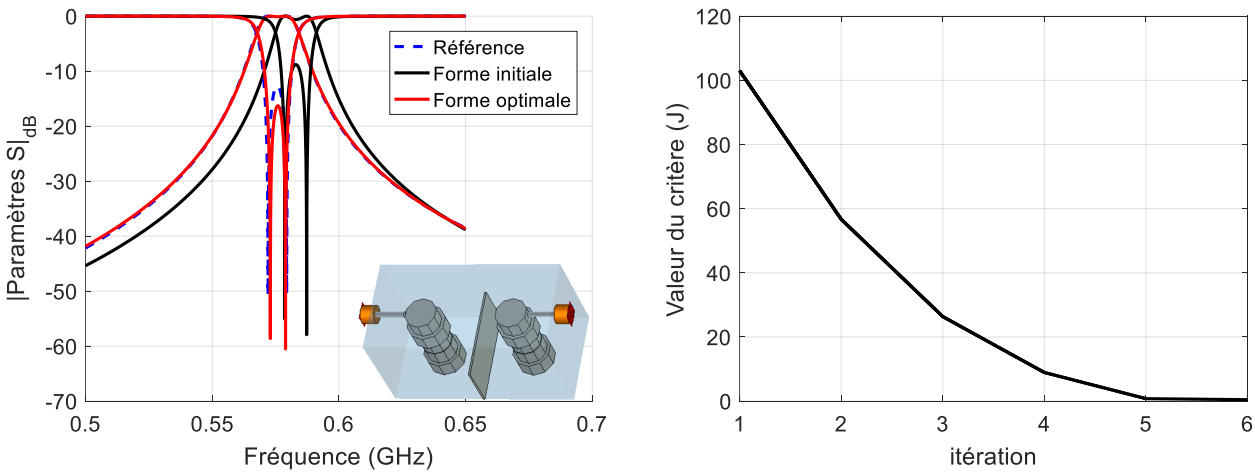


Figure 82 : Résultat du couplage de l'optimisation paramétrique et de l'optimisation de contour

Licence CC BY-NC-ND 3.0

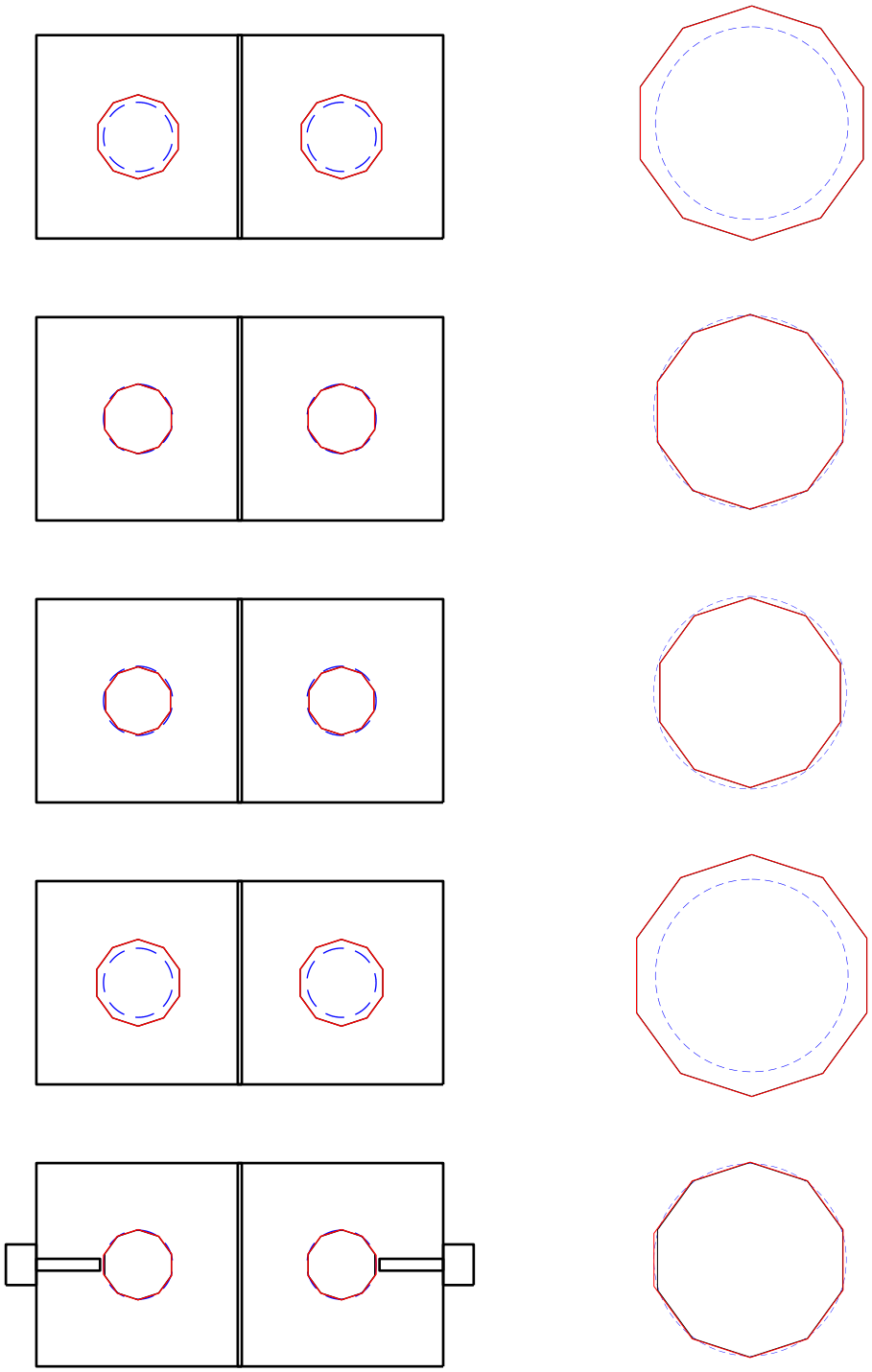


Figure 83 : Comparaison de la forme optimale de chaque partie du plot à la forme de référence et à la forme initial après discrétisation

Licence CC BY-NC-ND 3.0

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué et testé un nouvel outil développé pour l'optimisation de contours des composants hyperfréquences, en particulier pour la conception de filtres en cavités à plots métalliques. Plusieurs tests ont été effectués pour montrer l'efficacité de cet outil à optimiser le comportement et les performances d'un filtre.

Au départ, nous avons présenté brièvement les filtres hyperfréquences en technologie volumique et leur principe de fonctionnement et en particulier les filtres passe-bandes à cavités métalliques. Un filtre deux pôles à plots métalliques, implémenté dans le logiciel d'analyse électromagnétique CST MWS, est choisi comme modèle de référence. Une version simplifiée (facétisée) de ce filtre est ensuite définie, afin de permettre l'évaluation de gradients par l'analyse de sensibilité des paramètres S avec le logiciel. Ce modèle nous a servi de référence pour tester l'outil d'optimisation développé.

Les premiers tests ont été appliqué sur un seul plot métallique ré-entrant en utilisant une méthode de gradient à pas fixe et à pas optimal. La méthode de gradient à pas optimal a montré son efficacité et sa stabilité par rapport à celle utilisant un pas fixe. Dans une autre section, nous avons répété le problème mais cette fois en appliquant la méthode proposée sur les deux plots métalliques, une fois en prenant en considération une condition de symétrie, puis en levant cette condition. Les résultats ont montré la capacité de l'outil développé à converger vers une variété de solutions locales et à optimiser la réponse du filtre dans toutes les conditions et pour toutes les solutions de départ testées.

Par la suite, nous sommes passés à un problème plus complexe et nous avons couplé la méthode précédente à une optimisation paramétrique. Nous avons divisé les plots métalliques dans les cavités en cinq cylindres dans le but d'optimiser dans un premier temps le rayon de chaque cylindre puis nous avons appliqué la méthode précédente en discrétisant les cylindres en facettes et en optimisant leurs positions utilisant la méthode proposée, basé sur les courbes de Bézier. Dans ce cas le nombre de variables du problème augmente, allongeant le temps d'évaluation des gradients et rendant le problème d'optimisation plus lent à résoudre.

Pour les différents tests effectués, pour différentes solutions initiales et avec un nombre parfois conséquent de variables, l'algorithme réussi à converger de manière relativement rapide et stable vers des optimums locaux qui sont généralement satisfaisants.

Ainsi dans ce chapitre, nous avons réussi à montrer l'efficacité de l'outil d'optimisation de contour basé sur les courbes de Bézier pour la conception de filtres hyperfréquences. Cependant, l'obtention de gradients avec le logiciel de simulation impose de discrétiser la forme en facettes, ce qui n'est pas sans poser de problème pour décrire des formes en 3D.

Dans le quatrième et dernier chapitre nous allons nous affranchir du calcul des gradients pour appliquer la méthode d'optimisation de paramétrage des contours avec des formes directement définies par des courbes de Bézier.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

III.6. Références

[1] J. Ossorio, J. Vague, V. E. Boria, et M. Guglielmi, « Exploring the Tuning Range of Channel Filters for Satellite Applications Using Electromagnetic-Based Computer Aided Design Tools », *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 66, n° 2, p. 717-725, févr. 2018, doi: 10.1109/TMTT.2017.2769083.

[2] P. Lenoir, S. Bila, F. Seyfert, D. Baillargeat, et S. Verdeyme, « Synthesis and design of asymmetrical dual-band bandpass filters based on equivalent network simplification », *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 54, n° 7, p. 3090-3097, juill. 2006, doi: 10.1109/TMTT.2006.877037.

[3] A. Perigaud, O. Tantot, N. Delhote, S. Verdeyme, S. Bila, et D. Baillargeat, « Bandpass Filter Based on Skeleton-like Monobloc Dielectric Pucks Made by Additive Manufacturing », in *2018 48th European Microwave Conference (EuMC)*, sept. 2018, p. 296-299. doi: 10.23919/EuMC.2018.8541710.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Chapitre IV. Optimisation d'un filtre hyperfréquence par la méthode des courbes de Bézier

IV.1. Introduction

La charge utile des satellites de télécommunications est composée de plusieurs éléments dont les principaux sont les antennes, les amplificateurs et les filtres hyperfréquences formant ainsi le système répéteur. Les filtres hyperfréquences, qui font l'objet de cette étude et notamment en technologie volumique, présentent de faibles pertes, autrement dit un fort facteur de qualité, supportent la puissance et fonctionnent en bande étroite mais ils doivent satisfaire de très fortes contraintes. La diminution des coûts de fabrication, le poids et l'encombrement du filtre font partie des contraintes à respecter surtout pour les filtres en technologie volumique car ils représentent presque le tiers de la masse de la charge utile. L'utilisation de structures plus compactes est donc nécessaire pour respecter ces contraintes mais elle entraine une dégradation des performances électriques du filtre en termes de pertes d'insertion, autrement dit une dégradation du facteur de qualité.

Dans le chapitre précédent, nous avons décrit une méthode d'optimisation de contour pour la conception des composants hyperfréquences et montré son efficacité. Dans ce chapitre, nous allons appliquer cette méthode pour la conception d'un filtre volumique quatre pôles plus compacte qu'une structure de référence que nous avons conçue et améliorer ses performances électriques par rapport à une structure compacte utilisant des composants de forme classique en conservant le même encombrement.

On commence ce chapitre, en présentant brièvement les paramètres caractéristiques des résonateurs utilisés pour la conception des filtres hyperfréquences, étape nécessaire pour formuler le problème d'optimisation permettant l'amélioration des performances électriques du filtre. Ensuite, nous allons décrire le diagramme de processus de la méthode d'optimisation proposée, couplée à une méthode de descente sans gradient. Cette méthode est appliquée pour l'optimisation de contour des composants d'un filtre hyperfréquence quatre pôles à cavités dans le but d'optimiser les pertes malgré une diminution de l'encombrement du filtre. L'objectif est d'améliorer le facteur de qualité à vide d'un résonateur en optimisant la forme des composants à l'intérieur de chaque résonateur. Deux approches différentes ont été mises en place et testées pour optimiser la forme des composants et la réponse fréquentielle du filtre. Nous présentons finalement, les structures fabriquées et leurs mesures et comparons les résultats obtenus en simulation et en mesure.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.2. Caractérisation des résonateurs

Un filtre hyperfréquence est un dispositif dont la fonction est de sélectionner une ou plusieurs bandes de fréquences et d'éliminer les autres. Nous nous intéressons dans ce chapitre aux filtres passe-bandes qui peuvent être implémentés par le couplage de plusieurs résonateurs, reliés entre eux par des éléments de couplage. Le nombre et la nature des résonateurs définissent l'ordre de la fonction de filtrage implémentée. Les performances de ces filtres dépendent des caractéristiques de chaque résonateur. Les caractéristiques principales d'un résonateur sont sa fréquence de résonance et son facteur de qualité.

IV.2.1. Fréquence de résonance

La fréquence de résonance d'un résonateur est fonction à la fois de sa forme, de ses dimensions géométriques, et des caractéristiques physiques des matériaux délimitant les frontières du résonateur, exerçant des conditions aux limites sur le champ électromagnétique. A une fréquence particulière, un résonateur présente une fréquence de résonance à laquelle le champ électromagnétique existe dans le résonateur, et présente une distribution spécifique satisfaisante les conditions aux limites imposées par la structure appelée mode de résonance. Un résonateur hyperfréquence fonctionne sur différents modes de résonance dont ces modes et leurs fréquences de résonance sont des solutions des équations de Maxwell lorsque la structure ne possède pas d'excitation. Les résonateurs sont ensuite assemblés avec des systèmes d'excitation et de couplage pour former une fonction de filtrage. Le couplage est alors une façon d'associer les différents modes de résonance des résonateurs permettant de former une fonction de filtrage qui garantit la transmission des signaux à travers la structure.

IV.2.2. Facteur de qualité

Le facteur de qualité d'un résonateur caractérise ses pertes par effet Joule. Ces pertes peuvent être évaluées à partir des pertes d'insertion du résonateur comme du filtre, il y a donc un lien entre ces grandeurs.

Les pertes d'insertion font référence à la perte de puissance du signal en transmission, elles sont définies comme le niveau de pertes mesuré à la fréquence centrale de résonance sur la réponse en transmission du dispositif. Elles correspondent à l'atténuation du paramètre $|S_{21}|$ à la fréquence de résonance exprimée en dB, comme illustré dans la figure 84.

Ce paramètre a pour intérêt de représenter l'ensemble des pertes obtenues dans le résonateur en question ainsi que dans les éléments de couplages du résonateur avec l'extérieur. L'atténuation à la fréquence de résonance correspond à des pertes d'insertion et non à une désadaptation lorsque le coefficient de réflexion à la fréquence centrale est faible, typiquement inférieur à $-15\ dB$.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

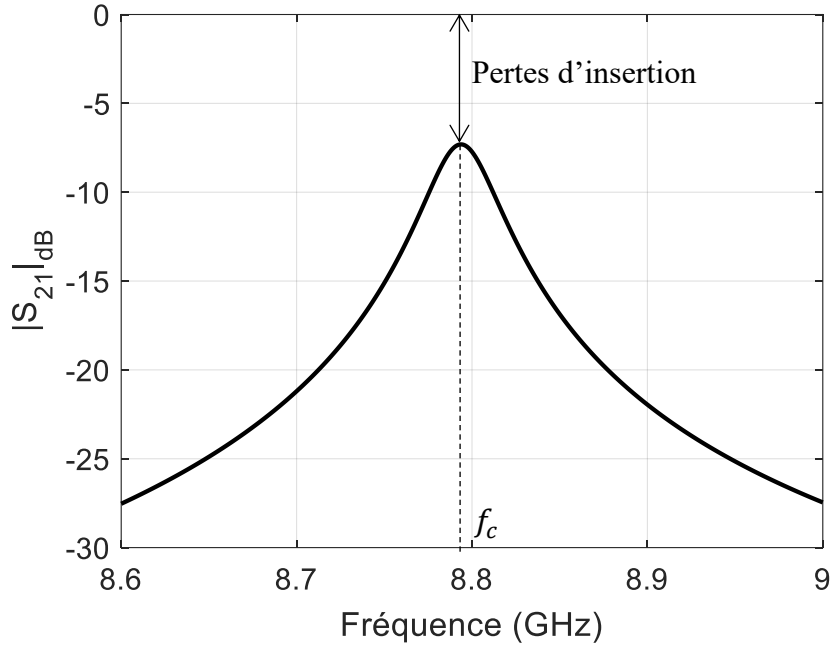


Figure 84 : Pertes d'insertion de la réponse électrique en transmission d'un résonateur

Le facteur de qualité à vide Q_0 est le paramètre qui caractérise la performance électrique d'un résonateur et qui a une influence directe sur les pertes d'insertion du filtre et sur sa sélectivité. C'est une grandeur sans unité, plus la valeur de Q_0 est élevée plus les pertes d'insertion sont faibles. Il est défini comme suit :

$$Q_0 = w_c \frac{Energie\ totale\ stockée}{Energie\ moyenne\ dissipée}$$

Où w_c est la pulsation de résonance du résonateur. Le raisonnement à partir de cette équation est difficile, pour cela nous allons utiliser directement l'expression suivante pour calculer le facteur de qualité à vide à partir du niveau des pertes d'insertion et du facteur de qualité en charge :

$$\frac{1}{Q_l} = \frac{1}{Q_{ext}} + \frac{1}{Q_0}$$

Où Q_l est le facteur de qualité en charge et Q_0 le facteur de qualité à vide. Q_{ext} est le facteur de qualité externe qui représente les pertes reliées au système d'excitation du résonateur. Q_{ext} peut être exprimé comme suit :

$$Q_{ext} = \frac{Q_l}{|S_{21}(f_c)|}$$

Avec $|S_{21}(f_c)|$ les pertes d'insertion du résonateur. Le facteur de qualité en charge est défini à la fréquence de résonance et permet de quantifier la sélectivité du résonateur. Plus sa valeur est importante, plus la sélectivité sera forte, mais elle ne permet pas de juger les performances

Licence CC BY-NC-ND 3.0

du résonateur. Le facteur de qualité à vide peut être déterminé grâce à la réponse du paramètre $|S_{21}|_{dB}$ d'un résonateur faiblement couplé de sorte que les couplages en entrée et sortie du résonateur n'influent pas sur sa résonance propre. Ces couplages sont négligeables lorsque la transmission est inférieure à $-20\,dB$ à la fréquence centrale de résonance. Il est défini comme suit :

$$Q_l = \frac{f_c}{\Delta f}$$

Où Δf correspond à la bande passante à $-3\,dB$ du niveau de pertes d'insertion à la fréquence de résonance f_c.

Enfin on peut déduire l'expression suivante du facteur de qualité à vide :

$$Q_0 = \frac{Q_l}{1 - |S_{21}(f_c)|}$$

Tant que le résonateur est faiblement couplé ($|S_{21}(f_c)|_{dB} < -20\,dB$), on peut considérer que : $Q_0 = Q_l$. Alors le facteur de qualité est déterminé d'après la relation du facteur de qualité en charge pour un résonateur faiblement couplé (figure 85).

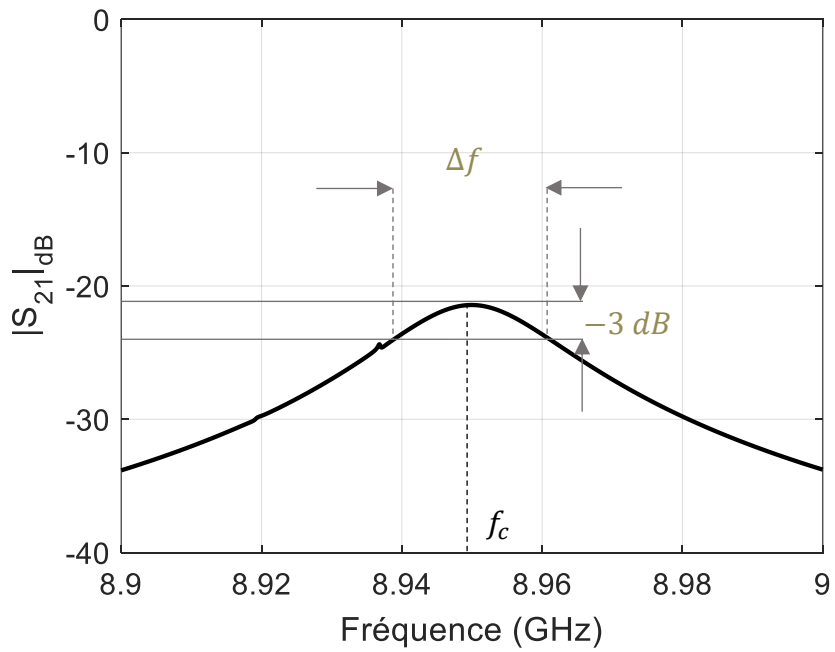


Figure 85 : Calcul du facteur de qualité à vide d'un résonateur à partir du paramètre S_{21}

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.3. Paramétrage par des courbes de Bézier

Dans ce chapitre la méthode proposée, utilisant un paramétrage de contour basée sur les courbes de Bézier, est utilisée pour optimiser la forme de plots métalliques placés au milieu des cavités d'un filtre hyperfréquence quatre pôles à cavités. Cette fois le contour des plots est défini uniquement par des courbes de Bézier, sans discrétisation de la forme par des facettes.

Dans ces conditions, l'analyse de sensibilité des paramètres S par rapport au déplacement des points de contrôle de la courbe n'est pas possible avec le logiciel CST MWS. Cette analyse de sensibilité n'est accessible que dans le cas d'un déplacement de face ou d'un changement de rayon. Nous allons donc utiliser une méthode de descente adaptative sans gradient, décrite dans le chapitre II pour évaluer la déformation de la forme des plots à chaque itération et garantir la convergence du problème d'optimisation. La méthode de descente adaptative est une méthode ancienne de l'optimisation multidimensionnelle. Cette méthode est basée sur l'idée qu'un problème d'optimisation de dimensions n peut être décomposé en n sous-problèmes à une dimension. Chaque variable du problème est mise à jour à son tour, tandis que toutes les autres variables restent fixes. Ainsi la fonction de coût f est optimisée itérativement en optimisant à chaque itération la valeur d'une des variables d'optimisation.

Cette méthode plus efficace permettant de réduire le nombre de variables du problème par rapport aux méthodes actuelles [1], [2] doit relaxer le problème d'optimisation et autoriser généralement la recherche de solutions locales. Cette technique doit permettre d'étendre le champ d'application de l'optimisation de formes grâce à la formulation de critères en termes de paramètres S, ce qui ouvre la porte à l'optimisation de la tenue en puissance d'un dispositif hyperfréquence. Cet outil d'optimisation construit à partir d'un code développé sous Matlab qui pilote le logiciel CST MWS est décrit dans le diagramme de processus de la figure 86.

La fonction de cet outil est de construire des plots métalliques définis par des courbes de Bézier au milieu des cavités d'un filtre quatre pôles et l'évaluation de la déformation du contour basé sur la méthode de descente adaptative à pas optimal. La direction de descente est choisie par rapport à la convergence de la fonction de coût à optimiser.

Sous Matlab, on initialise les variables d'optimisation qui définissent la forme initiale des plots définis par des courbes de Bézier avec les contraintes à prendre en compte pour chaque variable afin d'obtenir des solutions réalisables et performantes. Pour résoudre un problème d'optimisation, une fonction de coût doit être définie, dépendante de la réponse de la structure à optimiser. Dans notre cas, cette fonction dépend des éléments de la matrice S du filtre obtenue par une analyse fréquentielle de la structure sélectionnée avec le logiciel CST MWS. Les informations obtenues sont ainsi traitées dans l'algorithme d'optimisation que nous avons développé pour évaluer itérativement les déformations à appliquer sur le contour des plots métalliques. Une fois la solution obtenue, si elle satisfait la restriction de convergence de la fonction de coût alors le problème est résolu, sinon on va répéter les étapes d'optimisation sur la solution obtenue jusqu'à atteindre une solution optimale.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

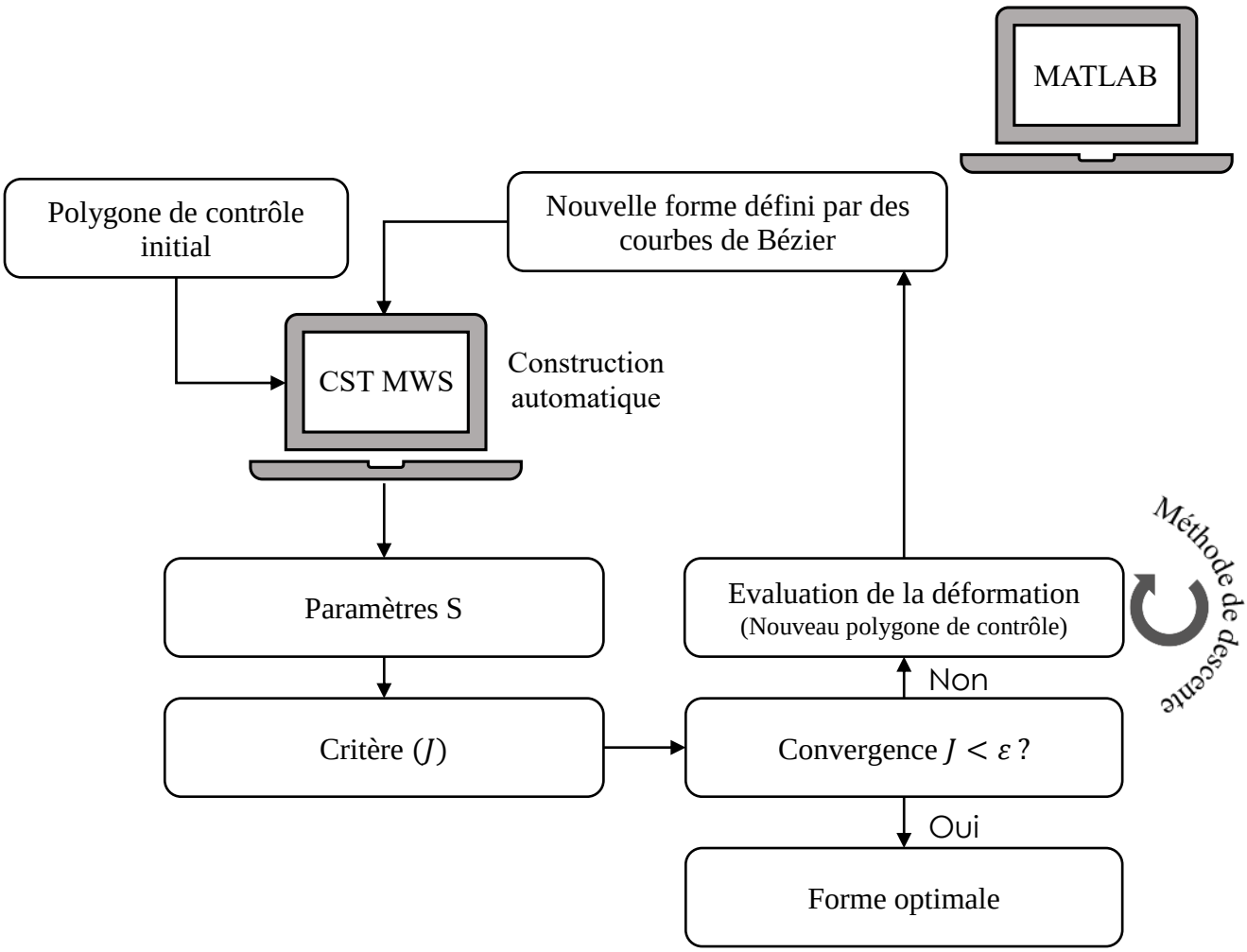


Figure 86 : Diagramme de processus de la méthode proposée

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.4. Structure de référence à cavités vides

Notre structure de référence est un filtre hyperfréquence en technologie volumique, une des plus anciennes technologies de réalisation de filtre. On utilise les guides d'ondes rectangulaires ou circulaires, parfois chargés de résonateurs diélectriques pour réaliser ces filtres. Ces technologies sont prisées car elles supportent les signaux de fortes puissances, elles possèdent de faibles pertes et sont par conséquent susceptibles de réaliser des fonctions de transmission à faibles bandes passantes, en conservant une bonne stabilité thermique. Ces filtres possèdent donc des facteurs de qualité à vide très élevés ce qui permet d'obtenir des réponses très sélectives à faibles pertes d'insertion. Elles sont donc très utilisées dans le domaine des communications spatiales. Les inconvénients de ces filtres sont leur poids, leur volume et la nécessité du réglage après la fabrication ce qui augmente le coût de production.

IV.4.1. Spécifications

La structure de référence est un filtre passe bande quatre pôles, composée de trois cavités rectangulaires, métalliques et vides, couplées par des iris de couplage de forme rectangulaire. Les cavités d'entrée et de sortie du filtre sont monomodes et la cavité du milieu est une cavité résonnante bi-mode qui emploie deux modes polarisés orthogonalement. Cela conduit à une réduction de taille considérable par rapport aux filtres composés de cavités monomodes, de plus un zéro de transmission peut être contrôlé, en fonction de la topologie de la matrice de couplage. On obtient une fonction de filtrage à haute sélectivité et une structure de référence de taille relativement compacte.

Tableau 1 : Tableau des spécifications

f_0	**8 *GHz***	***Fréquence centrale***
BW	400 *MHz*	*Largeur de la bande passante*
ordre	4	*Ordre de la fonction de filtrage*
f_{TZ}	8.31 *GHz*	*Fréquence du zéro transmission*
Adaptation	−17 *dB*	*Niveau de réflexion dans la bande passante*

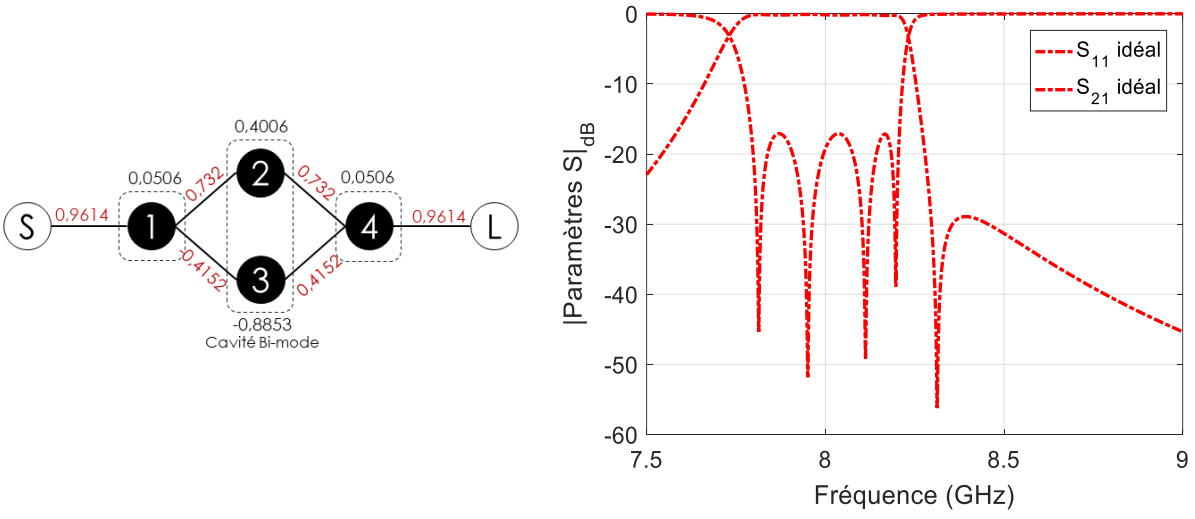


Figure 87 : Diagramme et matrice de couplage idéale et sa réponse en paramètres S

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Nous avons utilisé l'outil de synthèse FELo développé au sein de notre équipe, pour synthétiser la matrice de couplage correspondant à notre topologie de couplage et correspondant à la fonction de transfert répondant aux spécifications définies dans le tableau 1.

La figure 87 montre le diagramme de couplage idéal, avec les valeurs de chaque couplage, et les paramètres S idéaux qui répondent aux spécifications données.

IV.4.2. Optimisation des dimensions géométriques

La structure de référence fonctionne à une fréquence centrale de $8\ GHz$, la hauteur et la largeur des accès du filtre (*Input/output)* sont les mêmes que celle du guide d'excitation standard *WR112* (a=28.499 mm, b=12.624) que nous utiliserons pour connecter le filtre.

La technique *Step-by-Step* [3], dont les étapes sont décrites dans le tableau 2, est appliquée pour optimiser les dimensions géométriques de la structure de référence par segmentation. L'avantage de cette technique est de réduire le nombre de paramètres à optimiser à chaque itération en prenant en compte les interactions entre les éléments adjacents. Nous avons finalisé l'optimisation du filtre en utilisant l'outil *Presto* [4], basé sur l'identification de la matrice de couplage pour le dimensionnement des filtres micro-ondes, en prenant une contrainte de symétrie dans la structure. Le diagramme de processus de la méthode d'optimisation avec *Presto* est présenté dans la figure 92.

La cavité bi-mode utilisée pour construire notre structure est basée sur les cavités bi-modes inductives introduites par Guglielmi [5]. Au lieu des modes orthogonaux comme dans les filtres bi-modes classiques, les cavités résonantes inductives sont basées sur la présence de deux modes d'ordre supérieur qui résonnent dans une cavité rectangulaire. Les solutions les plus couramment utilisées sont les modes TE_{301} et TE_{102} ou les modes TE_{201} et TE_{102}. La première solution donne une structure simple dont les deux modes sont excités par des iris de couplage centré au milieu de la cavité, ainsi le niveau de couplage du mode TE_{301} ne peut pas être ajusté indépendamment du couplage du mode TE_{102}. La deuxième solution offre plus de liberté dans le niveau de couplage de chaque mode en ajustant le décalage entre les iris et la cavité. Le fait d'utiliser des iris de couplage avec décalage rend la conception du filtre plus difficile et sa réponse très sensible aux petits changements dans les dimensions géométriques. Dans notre cas, nous avons utilisé la solution avec des iris de couplage décalés, ce qui rend la cavité bi-mode plus compacte.

La figure 88 présente la structure de référence et ses dimensions géométriques à optimiser. Les épaisseurs des iris de couplage sont fixées $L_1 = L_3 = L_5 = L_7 = 2mm$, les longueurs des cavités monomodes $A_2 = A_6 = 28.499mm$ sont égales à la longueur du guide d'excitation *WR112* et la hauteur de la structure est la même que la largeur du guide *WR112*, soit $12.624\ mm$. La suite des paramètres sont optimisés à l'aide de la méthode *Step-by-Step* après avoir segmenté le filtre en trois parties comme montré sur le tableau 2 et les dimensions initiales de la cavité bi-mode à utiliser dans la segmentation sont calculées théoriquement.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

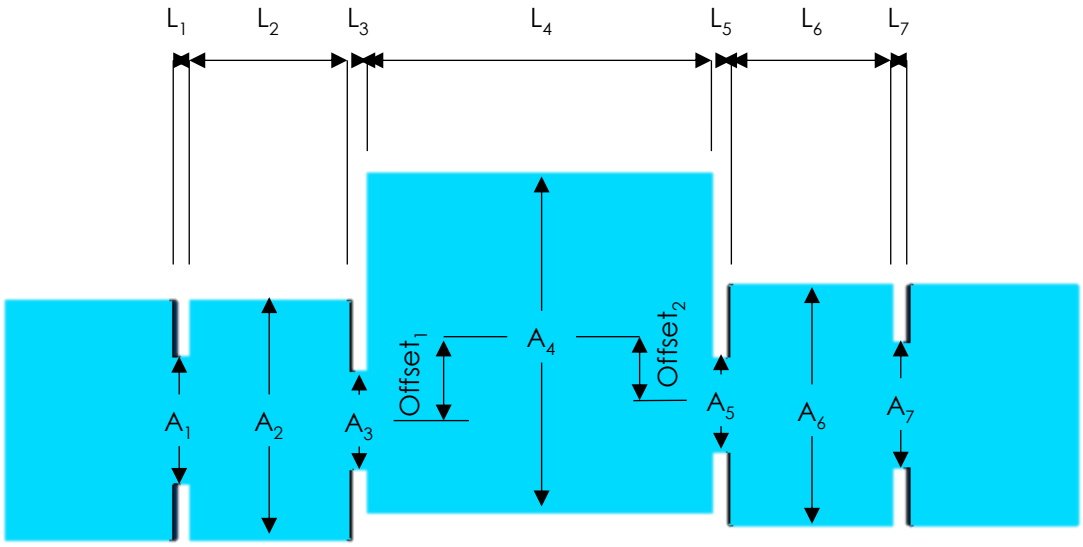
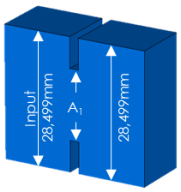
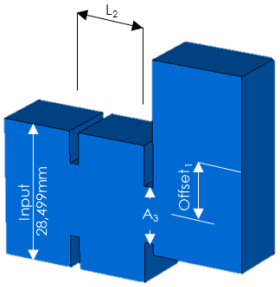
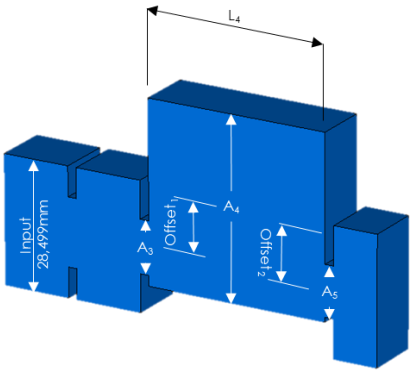
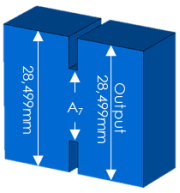
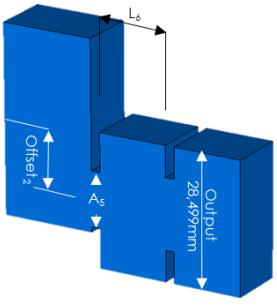
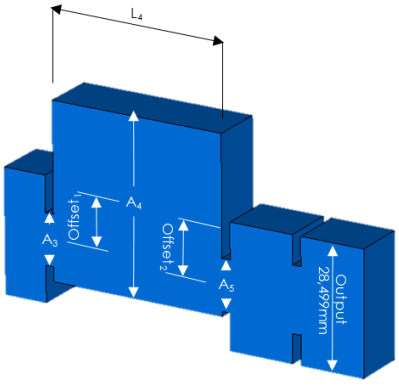


Figure 88 : Structure de référence et les dimensions géométriques à optimiser

Tableau 2 : Les différentes étapes de conception de la structure de référence bi-mode quatre pôles

	First segment	*Second segment*	*Third segment*
Forward Step			
Backward Step			

Après avoir optimisé les dimensions géométriques du filtre de référence, on va finaliser le problème d'optimisation en utilisant le logiciel *Presto* pour maintenir la symétrie dans la structure.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Pour cela, on va prendre en considération les conditions suivantes :

$$A_1 = A_7;\ A_2 = A_6;\ A_3 = A_5$$

$$L_1 = L_7;\ L_2 = L_6;\ L_3 = L_5$$

$$Offset_1 = Offset_2$$

La matrice de couplage obtenue et la réponse finale de la structure de référence sont présentées sur la figure 89 et les dimensions optimales obtenues sont présentées dans le tableau 3.

Tableau 3 : Dimensions optimales du filtre de référence

A_1	A_2	L_2	A_3	*Offset*	A_4	L_4
14.695	*28.499*	*19.575*	*11.34*	*8.325*	*40.39*	*41.035*

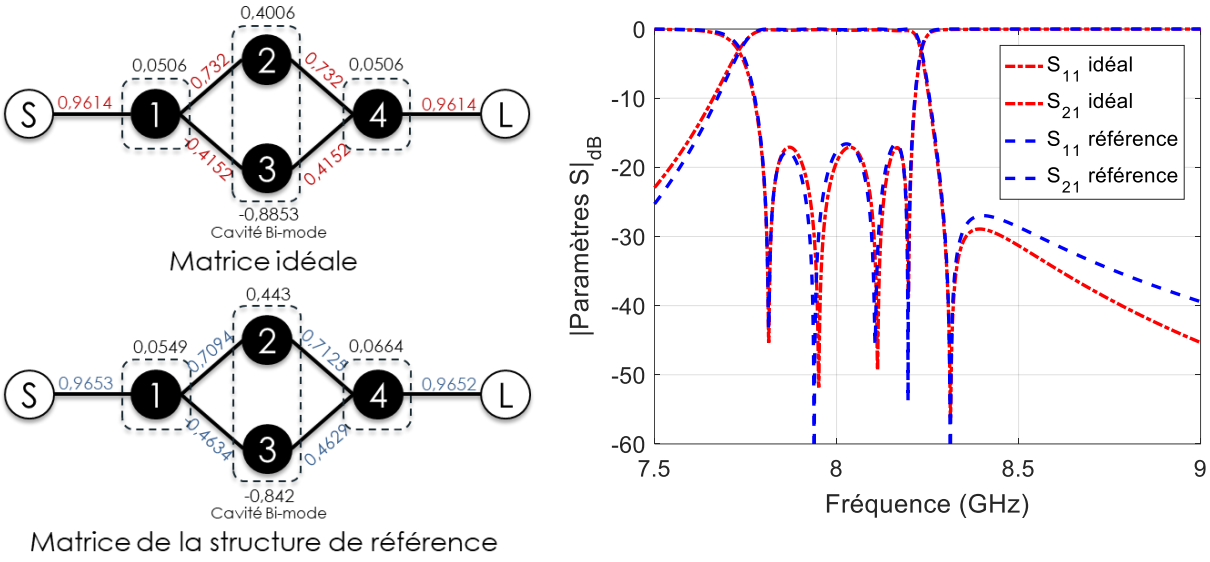


Figure 89 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure de référence optimisée et ses paramètres S

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.5. Structure compacte classique à plots cylindriques

Dans le but de réduire les dimensions géométriques de la structure de référence, une structure plus compacte est conçue. La structure compacte a la même topologie que la structure de référence, cependant les cavités sont maintenant chargées par des plots métalliques de forme cylindrique. Les plots métalliques sont placés dans les cavités sur les maximums de champ électrique pour chaque mode résonnant, afin d'augmenter l'effet capacitif et de diminuer par conséquent les fréquences de résonance de chaque mode. La distribution du champ électrique dans les cavités vides est présentée sur la figure 90.

Les plots cylindriques qui sont introduits dans les cavités possèdent les mêmes dimensions géométriques (hauteur, rayon). Les dimensions de chaque cavité sont réduites afin d'ajuster la fréquence de résonance pour chaque mode. La forme et les dimensions des iris de couplage sont ajustées permettant ainsi au champ magnétique de tourner autour des plots cylindriques. Pour dimensionner le modèle initial du filtre compact, nous avons appliqué une méthode décrite sur la figure 91, basée sur le calcul de la sensibilité des éléments de la matrice de couplage par rapport aux changements des variables du problème (hauteur et rayons des plots, dimensions des cavités et des iris, etc.). L'outil utilisé pour identifier la matrice de couplage est appelé *Presto* développé par Fabien Seyfert à l'INRIA avec le concours de Stéphane Bila.

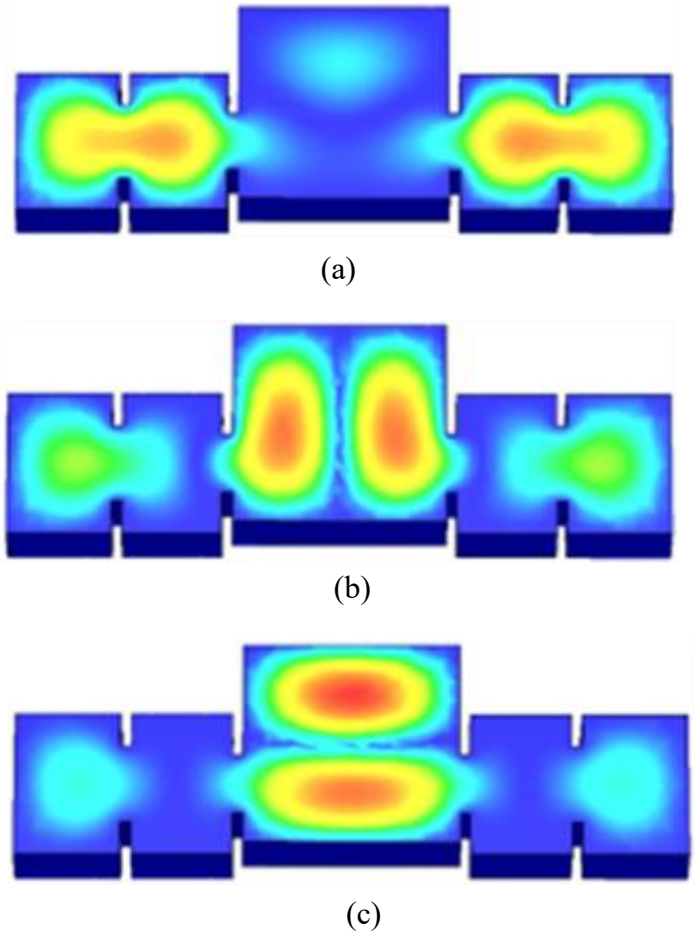


Figure 90 : Distribution du champ électrique des modes résonants
(a) TE101 , (b) TE201 et (c) TE102 dans les cavités

Licence CC BY-NC-ND 3.0

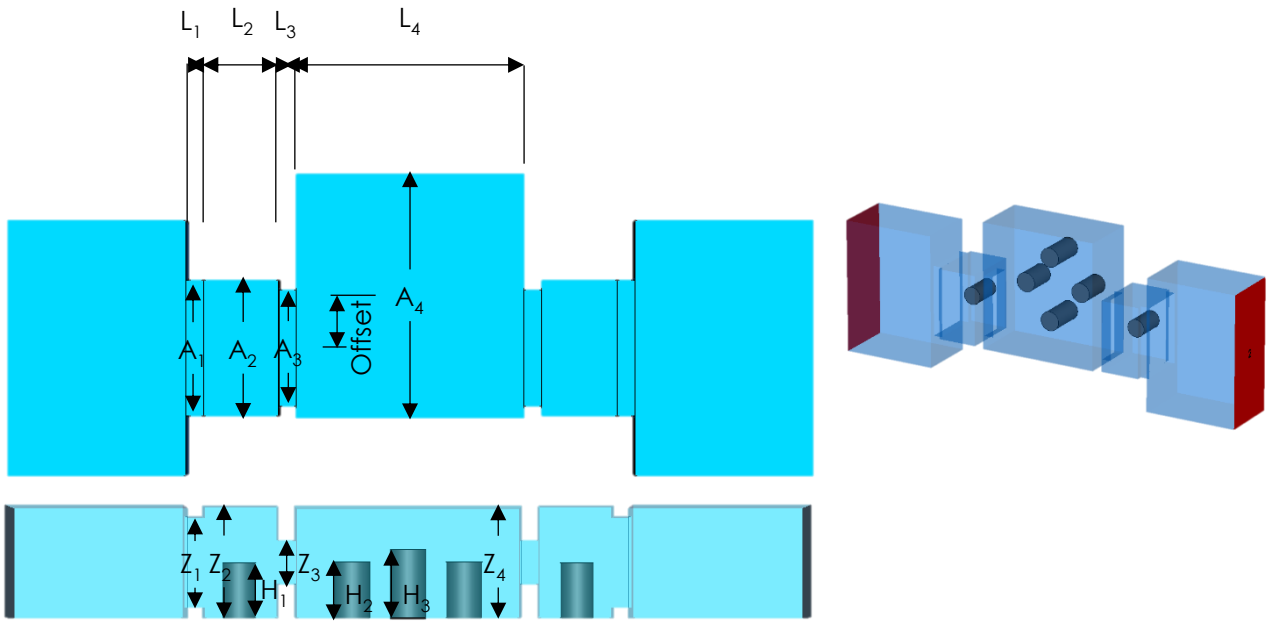


Figure 91 : Structure compacte chargée de plots cylindriques et les dimensions géométriques à optimiser

Les mêmes conditions de symétrie ont été prises pour la structure compacte chargée par des plots cylindriques que pour la structure vide. Des dimensions reliées à la hauteur des iris de couplage sont ajoutés pour coupler magnétiquement la structure et obtenir un champ magnétique qui tourne autour des plots. Par contre les hauteurs des cavités restent les mêmes que dans la structure vide.

IV.5.1. Méthode d'optimisation des dimensions par identification de la matrice de couplage et extraction des sensibilités

A partir des spécifications et de la matrice de couplage idéale, nous souhaitons optimiser les dimensions de la structure compacte. Cette optimisation est menée en évaluant les paramètres S avec CST MWS pour de petites variations des paramètres à optimiser. Ainsi pour chaque réponse obtenue par variation des paramètres S, l'identification de la matrice de couplage est réalisée en utilisant *Presto*. Ces matrices de couplage sont traitées pour en extraire les sensibilités par rapport à chaque paramètre. Une fois les sensibilités calculées, elles sont implémentées dans un circuit équivalent à notre filtre sous le logiciel ADS pour optimiser les valeurs des paramètres en utilisant la méthode de gradient interne à l'outil ADS.

Ensuite, la solution obtenue est évaluée avec CST MWS, et l'on converge ainsi itérativement jusqu'à obtenir une solution optimale. La figure 92 représente le diagramme de processus de la méthode d'optimisation des dimensions géométriques du filtre.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

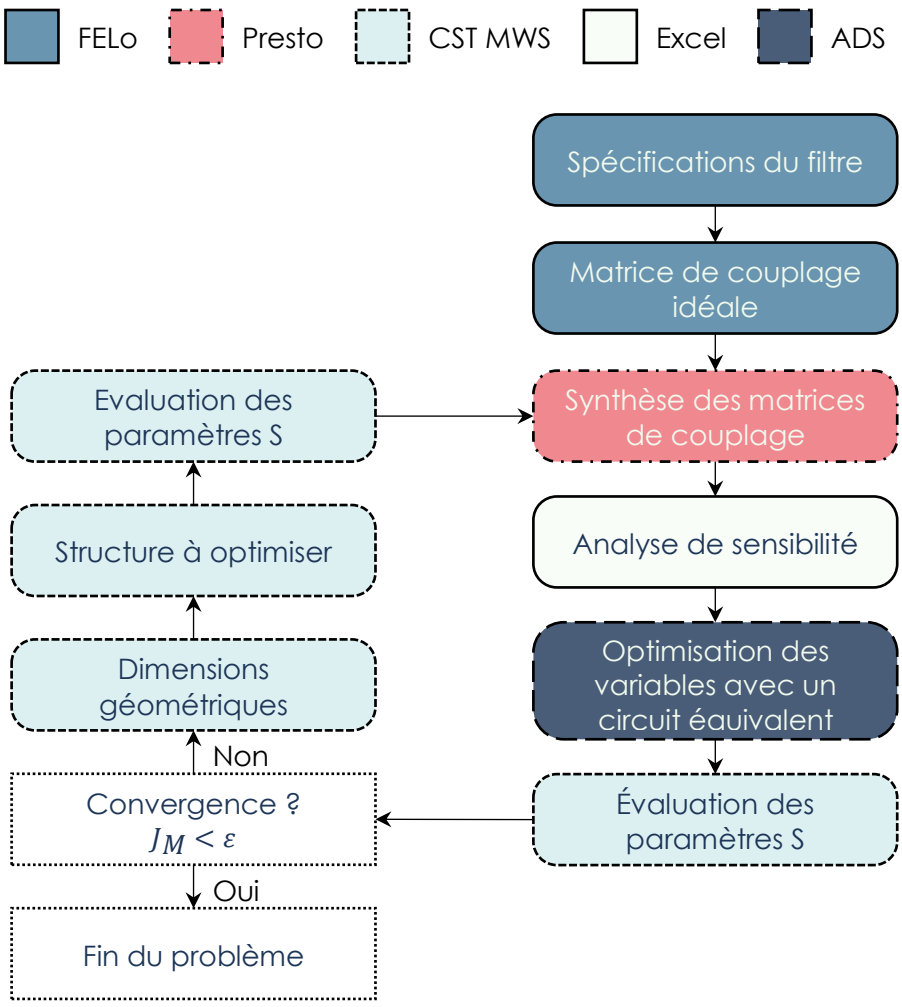


Figure 92 : Diagramme de processus de la méthode d'optimisation utilisant l'identification de la matrice de couplage

IV.5.2. Application de la méthode d'optimisation au dimension de la structure compacte à plots cylindriques

L'optimisation de la structure compacte chargée par des plots cylindriques est divisée en deux étapes :

- La première consiste à optimiser les dimensions géométriques des cavités monomodes et des plots métalliques au milieu de ces cavités, en prenant en compte la symétrie et en gardant la cavité bi-mode vide.
- La deuxième étape consiste ensuite à optimiser les dimensions géométriques de la cavité bi-mode et de ses plots cylindriques, les cavités monomodes optimisées lors de la première étape conservant les mêmes dimensions.

La structure de la première étape est initialisée par identification matricielle pour avoir une solution initiale à la même fréquence que la référence. Les figures 93 et 94 et la tableau 4 montrent les conditions initiales et le résultat obtenu après la première étape en appliquant la méthode d'optimisation décrite précédemment.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

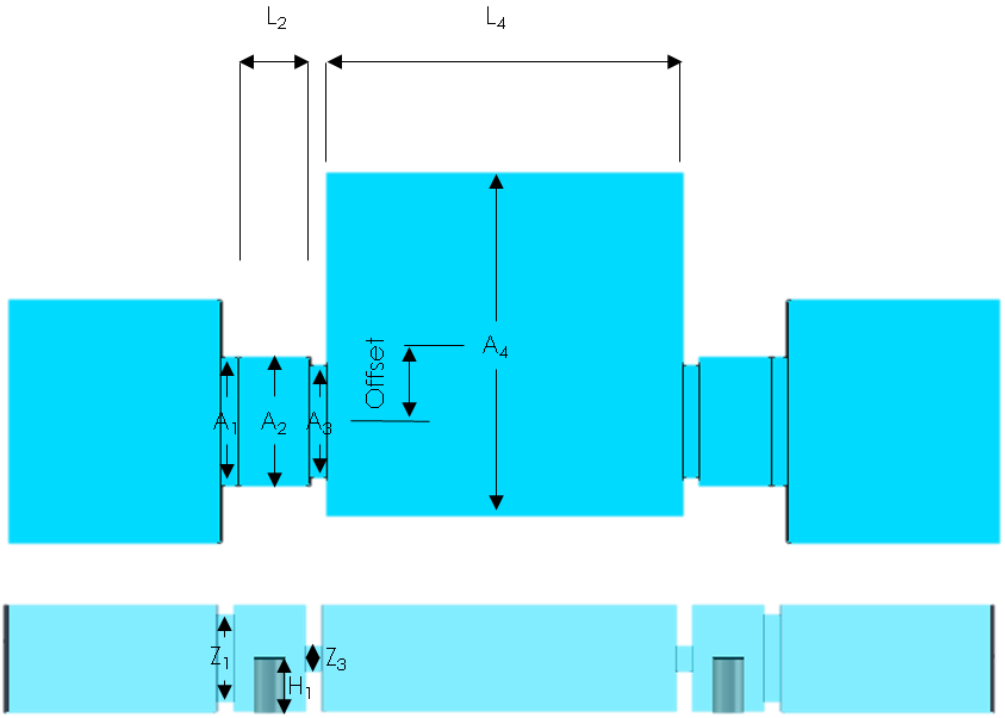


Figure 93 : Structure de la première étape et les dimensions géométriques à optimiser

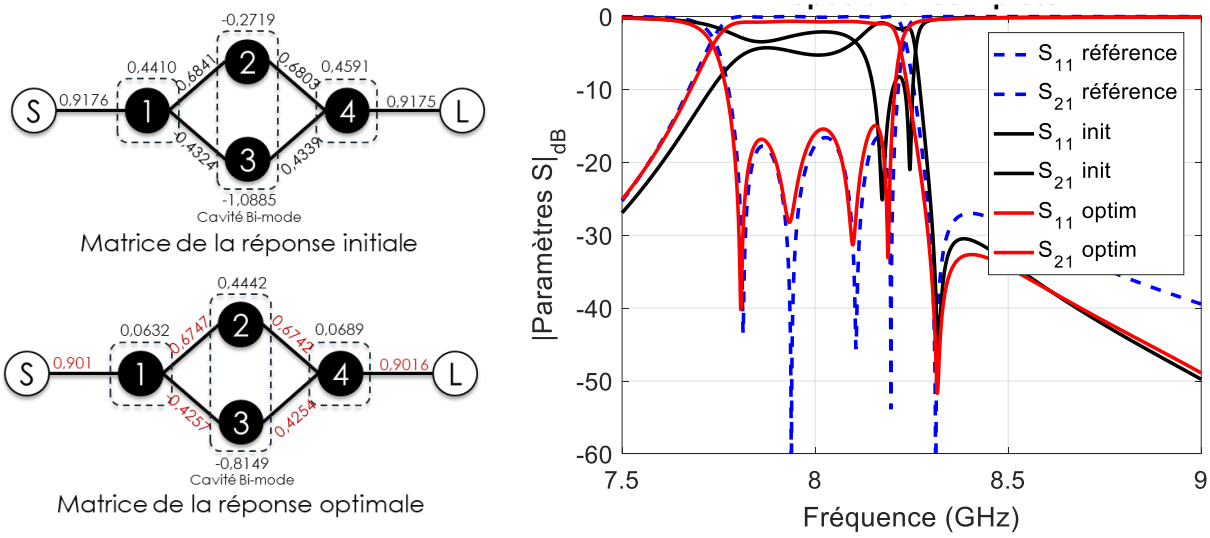


Figure 94 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure compacte à plots cylindriques optimisée après la première étape et ses paramètres S

Tableau 4 : Les valeurs initiales et optimales des variables du filtre de la première étape

	A_1	Z_1	A_2	L_2	A_3	Z_3	A_4	L_4	$Offset$	H_1	R_1
Initial	*15.15*	*9.902*	*15.155*	*8.45*	*11.58*	*5.221*	*40.39*	*41.035*	*9.1*	*6.455*	*1.875*
optimal	*15.15*	*10.302*	*15.155*	*8.45*	*13.09*	*3.031*	*40.51*	*42.015*	*9.1*	*6.34*	*1.875*

Licence CC BY-NC-ND 3.0

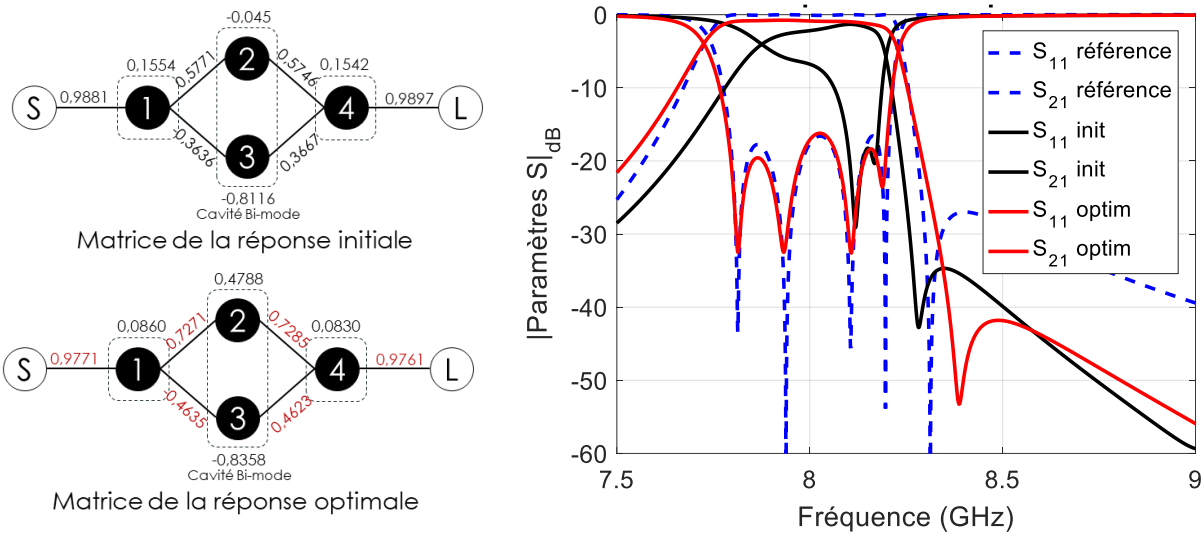


Figure 95 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure compacte à plots cylindriques optimisée après la seconde étape et ses paramètres S

Pour la seconde étape, la cavité bi-mode est chargée par quatre plots de forme cylindrique et les cavités monomodes vont conserver les dimensions optimisées avec la possibilité de changer les dimensions des iris de couplage entre les cavités monomodes et la cavité bi-mode ainsi que leur décalage (offset) par rapport à l'alignement des cavités. De même que pour l'étape précédente, les dimensions de la cavité bi-mode sont initialisées par identification matricielle. La figure 91 montre la structure à optimiser. Les variables à prendre en compte dans ce problème sont : A_3, Z_3, A_4, L_4, offset, H_1, H_2, H_3, R_2, R_3 avec la contrainte R_2=R_3. Les résultats de l'optimisation sont présentés dans le tableau 5.

Tableau 5 : Variables initiales et optimales de la structure compacte classique

	A_3	Z_3	A_4	L_4	*Offset*	H_1	H_2	H_3	R_2	R_3
Initial	*12.75*	*4.891*	*27*	*25.2*	*6.604*	*6.34*	*6.426*	*7.91*	*1.875*	*1.875*
optimal	*13.09*	*4.891*	*27.29*	*25.601*	*5.804*	*6.27*	*6.402*	*7.725*	*2.055*	*2.055*

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.6. Comparaison des pertes pour les deux structures de référence

L'objectif sera ensuite d'optimiser la forme des plots cylindriques pour minimiser les pertes dans la structure en utilisant le paramétrage de forme par courbes de Bézier. Il nous faut donc estimer les pertes des deux structures de référence, la structure à cavités vides, forcément plus encombrante mais avec des pertes réduites et la structure à plots cylindriques avec des pertes que l'on cherchera à réduire.

Après la conception, les différentes structures seront fabriquées en impression 3D plastique et métallisées avec une laque argent pour valider les résultats obtenus numériquement. Selon la qualité de la métallisation appliquée et la rugosité de l'impression, la conductivité peut varier entre $0.1{\sim}5\ S/\mu m$. Pour ces raisons, nous considérons, dans les simulations qui suivent, une conductivité de $1\ S/\mu m$ pour estimer les pertes dans les différentes structures que nous réaliserons.

En simulant les structures de référence précédentes, nous pouvons extraire des paramètres S, les pertes d'après la formule suivante :

$$Pertes = 1 - |S_{21}|^2 - |S_{11}|^2$$

Les pertes des structures de référence, vide ou à plots cylindriques sont comparées sur la figure 96.

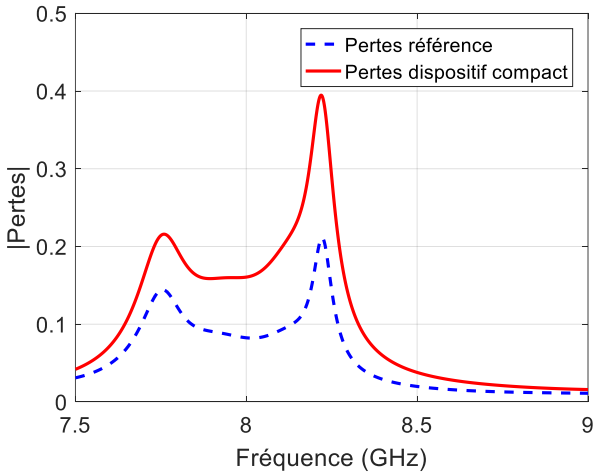


Figure 96 : Comparaison des pertes pour la structure vide et la structure compacte chargée de plots cylindriques

----- structure vide, —— structure compacte à plots cylindriques

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.7. Structure compacte optimisée en pertes avec des contours de plots définis par des courbes de Bézier

La figure 96 montre une augmentation des pertes d'insertion dans la structure compacte chargée par des plots cylindriques par rapport à la structure vide. Pour compenser ce phénomène d'augmentation des pertes, deux approches sont mises en place, basées sur l'optimisation des contours des plots métalliques définis par des courbes de Bézier.

La structure optimisée dans la partie précédente est considérée comme modèle initial et les plots cylindriques sont remplacés par des plots dont le contour est défini comme décrit sur la figure 97. La forme de ces plots est optimisée par la méthode proposée couplant le paramétrage des courbes de Bézier à la méthode adaptative sans gradient. Pour chaque plot une courbe de Bézier est défini dans le plan XZ de la structure et paramétrée par un polygone de contrôle pour créer une surface en 3D par rotation autour de l'axe Z. Une contrainte d'égalité est imposée sur les ordonnées des deux derniers points de contrôle pour éviter les formes pointues.

La structure finale va contenir 6 plots métalliques paramétrés par des courbes de Bézier. Prenant en compte la symétrie de la structure, le contour de trois plots définis comme sur la figure 97 va donc être optimisé afin de converger vers la même réponse en fréquence que la structure de référence à cavités vides pour se rapprocher au mieux du niveau de pertes, en déplaçant itérativement les points de contrôle dans la direction de plus grande pente.

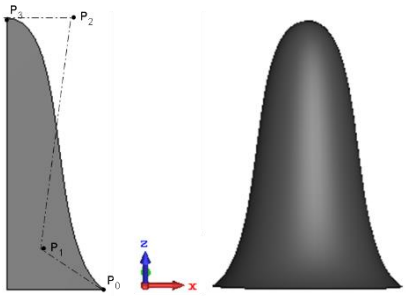


Figure 97 : Plot métallique défini par une courbe de Bézier

IV.7.1. Première approche

Dans cette première approche, la forme des plots métalliques est optimisée itérativement en prenant en compte la symétrie dans la structure. La méthode proposée sur la figure 86 est répétée trois fois, pour optimiser la forme d'un plot à chaque étape.

IV.7.1.1. Processus d'optimisation

On commence par définir les valeurs initiales des variables d'optimisation et les contraintes relatives à chaque variable pour obtenir des solutions acceptables. On utilise des courbes de Bézier d'ordre 3, à quatre points de contrôle pour optimiser le contour des plots métalliques. Itérativement, *Matlab* donne l'ordre au logiciel *CST MWS* de construire symétriquement les plots métalliques au maximum du champ électrique. La variation des points de contrôle est choisie dans la direction de plus grande pente de la fonction de coût, pour converger itérativement vers une solution locale et améliorer la performance du filtre.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Le critère est défini en fonction des paramètres S de la structure vide (référence) et obtenu suite à l'analyse fréquentielle du modèle numérique à chaque itération. Ce critère est défini comme suit :

$$J = J_{S_{21}} + log_{10}(1 + J_{S_{11}})$$

$$J_{S_{ij}} = \sum_{k=0}^{N} \left(|S_{ij}(f_k)| - |S_{ij_ref}(f_k)|\right)^2$$

Le critère est donc défini par rapport au critère du paramètre de transmission S_{21}, pénalisé d'une manière logarithmique par le critère du paramètre de réflexion S_{11}. Le critère pour chaque paramètre est la somme de la différence entre la réponse du filtre à optimiser et la réponse de la référence élevée au carré. L'échantillonnage de la réponse, en certains points de fréquence, est choisi par rapport à la réponse de la structure initiale.

IV.7.1.2. Vérification de la méthode proposée

La méthode proposée est tout d'abord appliquée à la structure utilisée lors de la première tape du dimensionnement de la structure compacte à plots cylindriques. Nous définissons les paramètres qui définissent le contour du plot à optimiser et on remplace le plot cylindrique par le nouveau plot de la structure de la figure 93. Itérativement, les points de contrôle sont déplacés jusqu'à converger vers la réponse de la structure de référence. La figure 98 montre la forme initiale et la forme optimale du plot optimisé en forme.

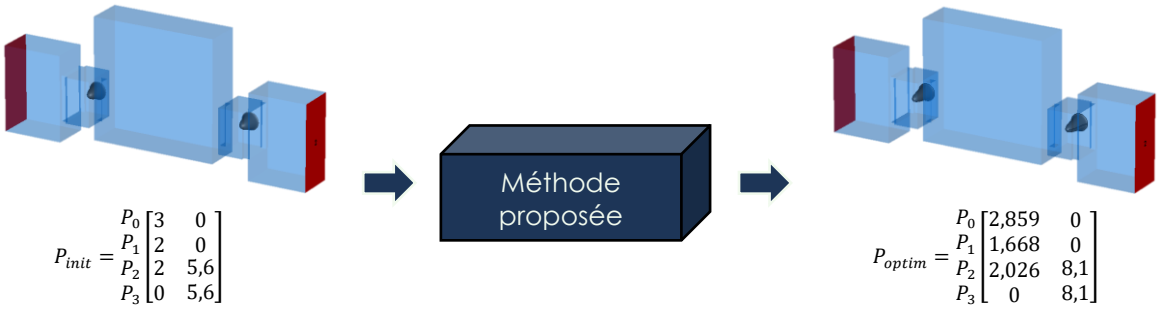


Figure 98 : Structure initiale et optimale du filtre de vérification

La figure 99 présente les réponses en paramètres S, initiale et optimale, de la structure testée avec une comparaison des pertes obtenues dans la structure optimisée avec celles de la même structure chargée de plots cylindriques. On observe que les pertes en utilisant les courbes de Bézier sont diminuées par rapport aux pertes en utilisant des plots de forme cylindrique.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

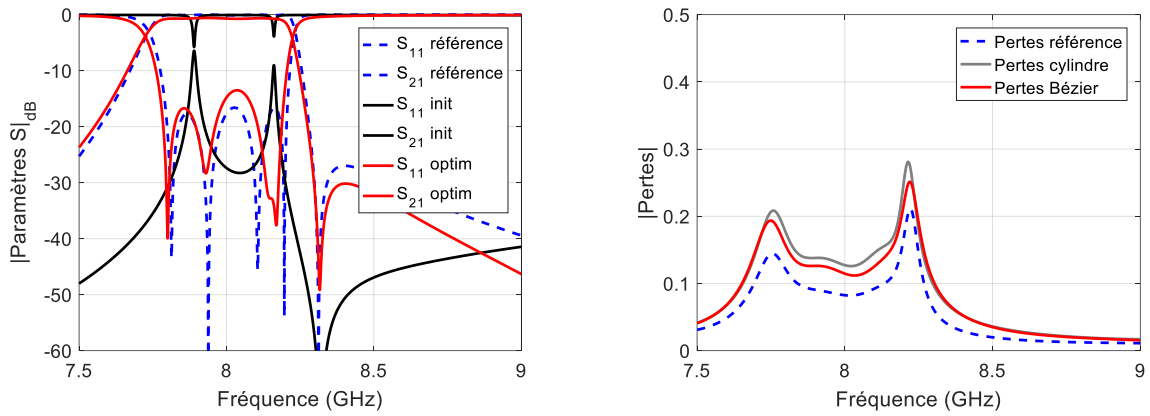


Figure 99 : Réponses de la structure de vérification et évaluation des pertes des différentes structures

IV.7.1.3. Application et résultats

Après cette première vérification de convergence de la méthode, nous remplaçons par étape les plots cylindriques par des plots dont les contours sont paramétrés par les courbes de Bézier.

- ***Etape 1*** : Dans la première étape, le plot cylindrique de la cavité monomode est remplacé par le plot optimisé lors de la vérification. On définit ainsi un coefficient pour ajuster les ordonnées de points de contrôle afin d'augmenter ou de diminuer la hauteur du plot sans changer la forme de ses frontières. Ce coefficient de transformation homothétique est optimisé avec les hauteurs de plots cylindriques de la cavité bi-mode et les dimensions des iris entre cavités, en utilisant la procédure basée sur le logiciel *Presto* jusqu'à converger vers la réponse de référence. Les paramètres à optimiser dans cette structure sont l'ouverture de l'iris A_3, l'offset, les hauteurs des cylindres H_2 et H_3 et la hauteur du plot défini par les courbes de Bézier (coefficient c). La figure 100 montre la structure de la première étape, la réponse optimale, les matrices de couplage initiale et optimale et la comparaison des pertes obtenues avec les différentes structures. On observe ainsi une amélioration des pertes par rapport à la structure chargée par six plots cylindriques.

- ***Etape 2*** : Dans cette étape, les plots cylindriques utilisés pour le mode TE_{102} sont remplacés par des plots paramétrés par des courbes de Bézier. Les autres plots dans la cavité bi-mode sont cylindriques. L'ouverture de l'iris, l'offset et la hauteur des derniers cylindres sont aussi optimisés avec la méthode de descente adaptative. La figure 101 montre la forme initiale et la forme optimale des plots.

  La figure 102 présente les réponses initiale et optimale de la structure testée avec une comparaison des pertes obtenues dans la structure optimisée, la structure de référence, la structure compacte chargée de plots cylindriques et la structure compacte optimisée dans l'étape 2. On observe que les pertes ont à nouveau diminué en remplaçant les plots cylindriques par des plots définis par des courbes de Bézier.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

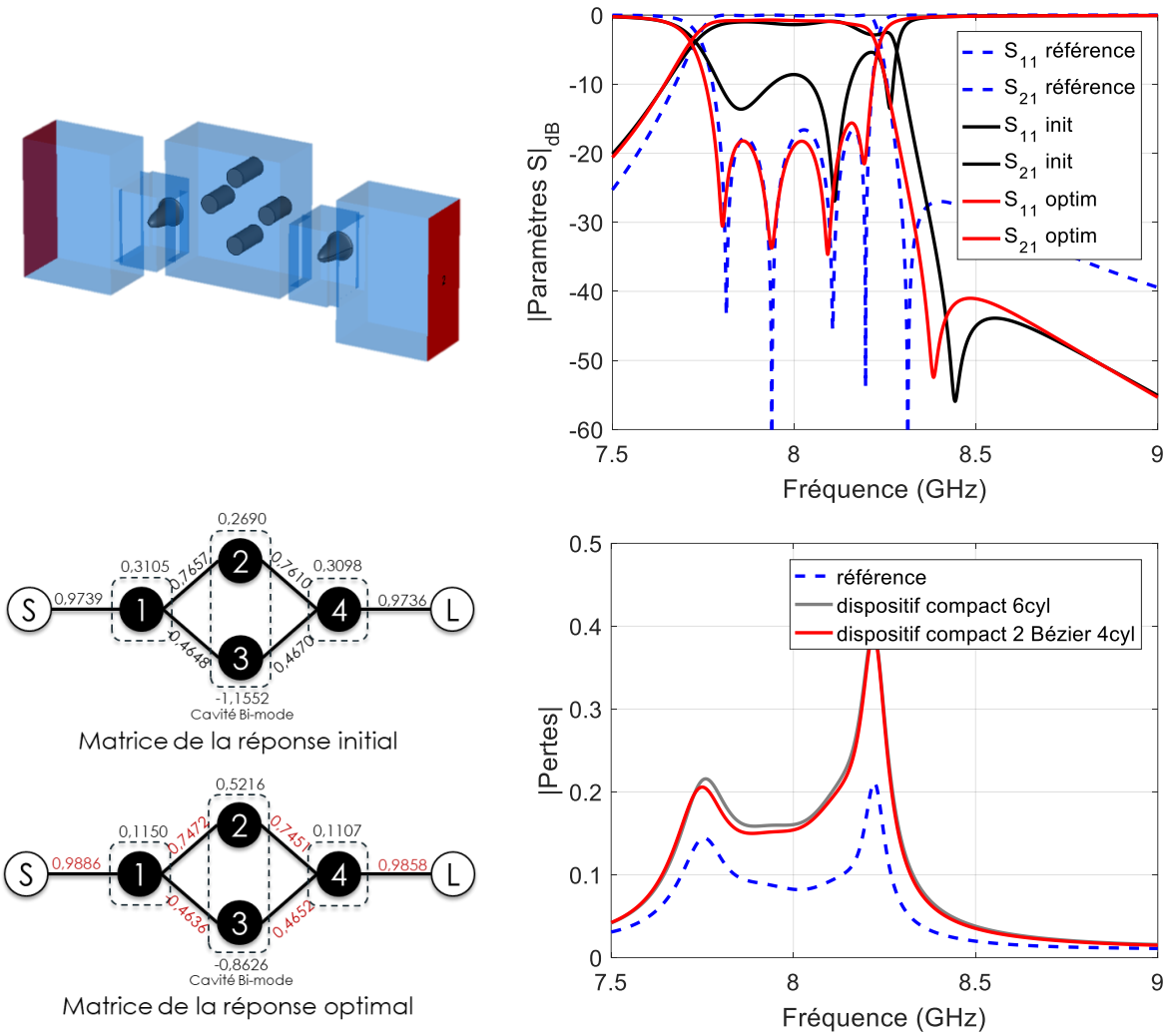
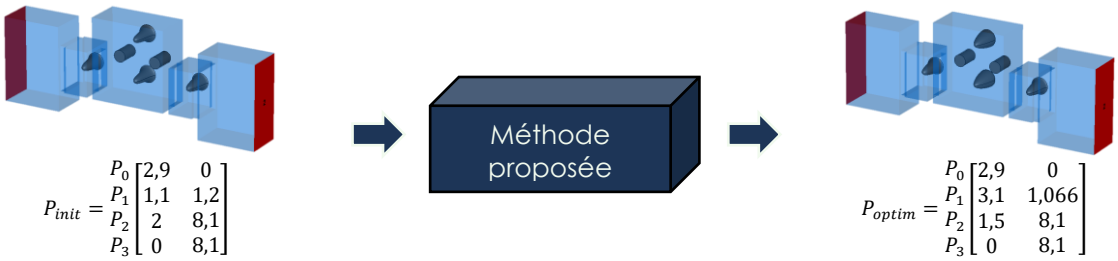


Figure 100 : Diagramme et matrice de couplage identifiée de la structure compacte à 2 plots courbes (étape 1) et ses paramètres S

Tableau 6 : Dimensions de la structure compacte avec 2 plots courbes (étape 1)

	A_3	H_2	H_3	C
Initial	*13.09*	*6.402*	*7.725*	*1*
optimal	*12.83*	*6.481*	*7.695*	*0.933*



$$P_{init} = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{matrix} \begin{bmatrix} 2{,}9 & 0 \\ 1{,}1 & 1{,}2 \\ 2 & 8{,}1 \\ 0 & 8{,}1 \end{bmatrix}$$

$$P_{optim} = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{matrix} \begin{bmatrix} 2{,}9 & 0 \\ 3{,}1 & 1{,}066 \\ 1{,}5 & 8{,}1 \\ 0 & 8{,}1 \end{bmatrix}$$

Figure 101 : Structure compacte à 4 plots courbes (formes initiale et optimale pour l'étape 2)

Licence CC BY-NC-ND 3.0

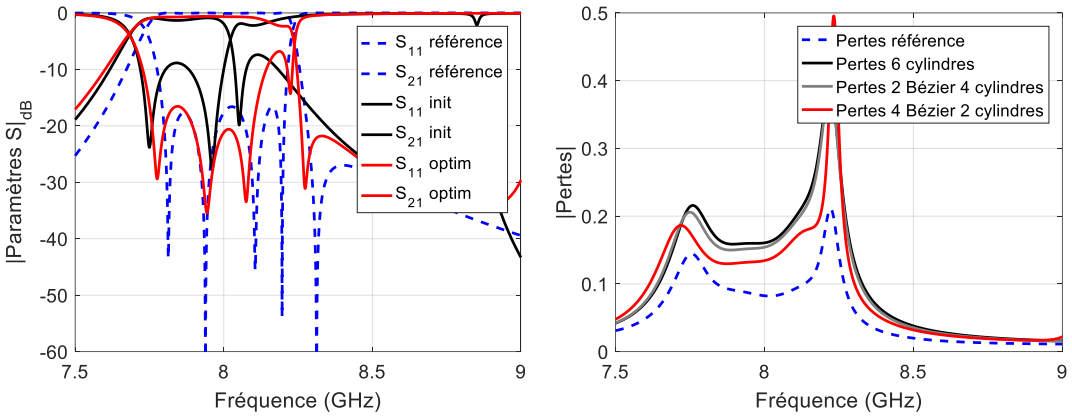


Figure 102 : Réponses de la structure compacte à 4 plots courbes et évaluation des pertes des différentes structures

Tableau 7 : Dimensions de la structure compacte avec 4 plots courbes (étape 2)

	A_3	H_2	*Offset*
Initial	*12.83*	*6.481*	*5.804*
optimal	*13.219*	*6.402*	*5.734*

- ***Etape 3*** : Pour la dernière étape, les plots cylindriques utilisés pour le mode TE_{201} sont remplacés par les plots paramétrés par des courbes de Bézier. L'ouverture de l'iris et l'offset sont optimisés avec la forme des plots métalliques. La figure 103 présente la forme initiale à optimiser et le résultat obtenu, avec les matrices de coordonnées des points de contrôle, initiale et optimale.

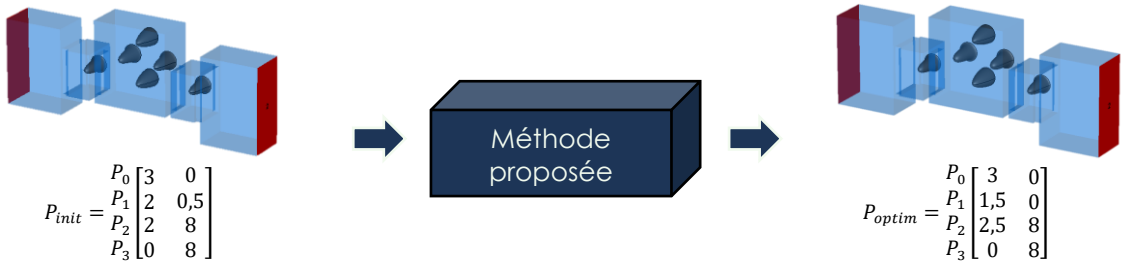


Figure 103 : Structure compacte à 6 plots courbes (formes initiale et optimale pour l'étape 3)

La figure 104 présente les réponses initiale et optimale en paramètres S de la structure compacte avec six plots paramétrés par des courbes de Bézier, avec une comparaison des pertes obtenues dans la structure optimisée avec celles de la structure de référence et de la structure compacte chargée de plots cylindriques. On observe que les pertes dans la structure compacte chargées par six plots définis par des courbes de Bézier ont significativement diminués par rapport aux structures compactes précédentes.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Tableau 8 : Dimensions de la structure compacte avec 6 plots courbes (étape 3)

	A_3	*Offset*
Initial	*13.219*	*5.734*
optimal	*12.836*	*5.1497*

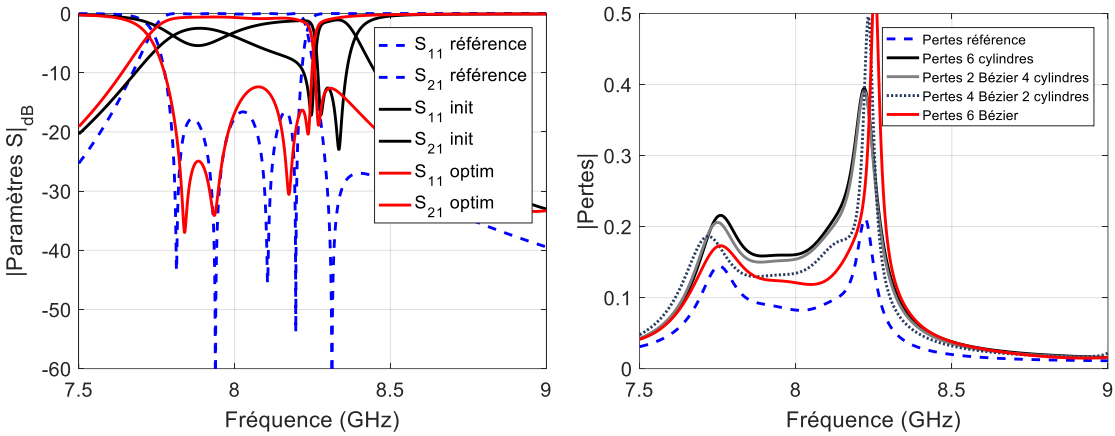


Figure 104 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes et évaluation des pertes des différentes structures

Pour finaliser cette approche et régler l'adaptation de la réponse du filtre optimisé, nous avons défini trois coefficients C_1, C_2, et C_3 pour optimiser avec *Presto* les hauteurs des plots optimisés en forme, l'ouverture des iris de couplage entre les cavités et l'offset entre les cavités monomodes et la bi-mode. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 105.

Tableau 9 : Dimensions de la structure compacte à plots courbes optimisées avec Presto

	A_3	*Offset*	C_1	C_2	C_3
Initial	*12.836*	*5.1497*	*1*	*1*	*1*
optimal	*12.712*	*5.0552*	*0.99977*	*1.00176*	*1.00303*

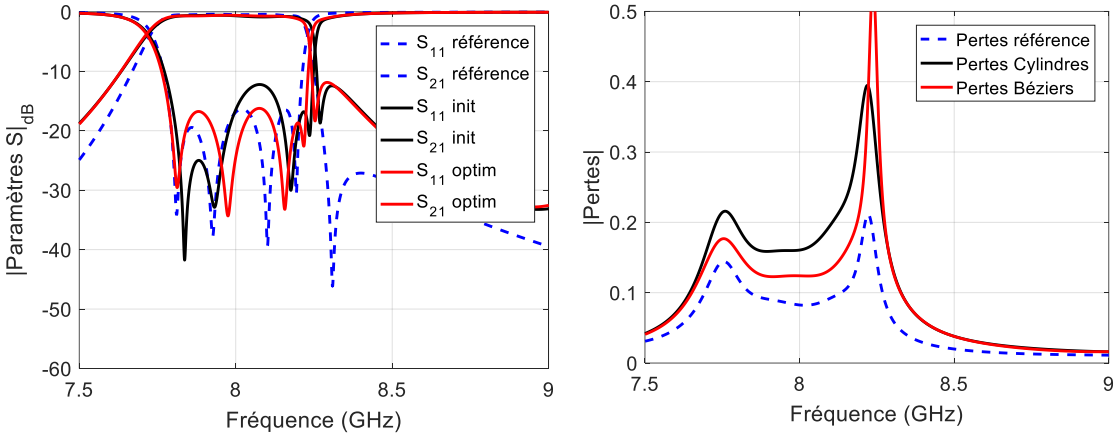


Figure 105 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes après optimisation finale avec Presto

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Les coordonnées des points de contrôle des courbes de Bézier optimales définissant le contour des plots métalliques sont les suivantes :

$$Courbe_1 = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{matrix} \begin{bmatrix} 2{,}859 & 0 \\ 1{,}668 & 0 \\ 2{,}026 & 8{,}04146 \\ 0 & 8{,}04146 \end{bmatrix}$$

$$Courbe_2 = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{matrix} \begin{bmatrix} 2{,}9 & 0 \\ 3{,}1 & 1{,}0683 \\ 1{,}5 & 8{,}1142 \\ 0 & 8{,}1142 \end{bmatrix}$$

$$Courbe_3 = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{matrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 1{,}5 & 0 \\ 2{,}5 & 8{,}02424 \\ 0 & 8{,}02424 \end{bmatrix}$$

Durant cette approche, nous avons rencontré un problème de positionnement du zéro de transmission à la bonne fréquence. La position du zéro de transmission est principalement gouvernée par la forme des plots dans la cavité bi-mode. Nous avons tout de même montré une amélioration significative du niveau de pertes, en conservant les dimensions initiales des cavités compactes pour montrer l'efficacité du paramétrage utilisant les courbes de Bézier par rapport aux formes classiques.

Plusieurs autres tests ont été effectués avec des conditions initiales différentes pour obtenir une variété de formes. Dans la plupart des tests, on arrive à converger vers une solution acceptable et les pertes dans la structure sont diminuées par rapport à la structure avec des plots cylindriques. La méthode proposée est donc une méthode locale dont la solution finale dépend de la forme initiale donnée au composant.

Après avoir développé cette approche, nous nous sommes intéressés au calcul du facteur de qualité de chaque cavité chargée. Les valeurs du facteur de qualité de chaque mode sont reportées dans les tableaux 10 et 11.

Le facteur de qualité est déterminé en oscillations forcées, grâce à au paramètre S_{21} du résonateur faiblement couplé, afin que les couplages d'entrée/sortie n'influent pas sur la résonance du résonateur. On considère les couplages du résonateur négligeables lorsqu'on est à plus de 20 dB d'atténuation dans la bande passante. Le facteur de qualité du résonateur est alors calculé comme suit :

$$Q_0 = \frac{f_0}{\Delta f}$$

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

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Tableau 10 : Facteur de qualité des différents formes et étapes du processus dans la cavité bi-mode

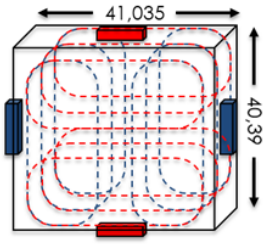
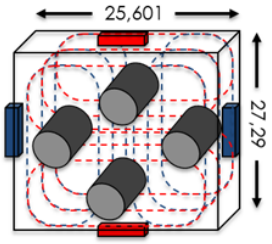
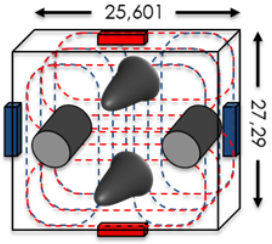
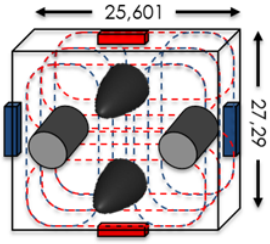
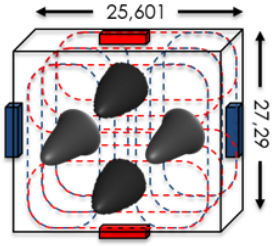
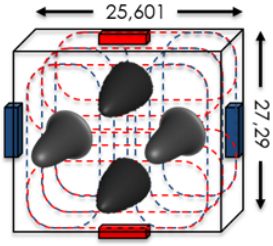
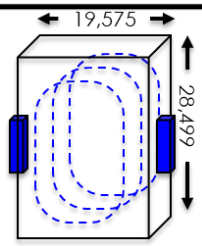
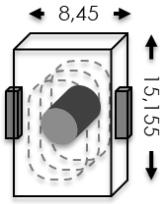
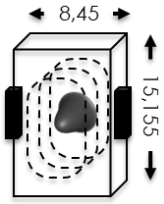
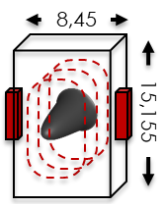
	 Référence		 Cylindre		 Bézier1 initial	
mode	TE_{102}	TE_{201}	TE_{102}	TE_{201}	TE_{102}	TE_{201}
f_0	8,17	8,2472	8,1636	8,2435	8,1733	8,2453
Δf_{-3dB}	0,0062	0,0063	0,0142	0,0135	0,014	0,0121
Q_0	1317	1309	574	610	583	681
	 Bézier1 optimal		 Bézier2 initial		 Bézier2 optimal	
mode	TE_{102}	TE_{201}	TE_{102}	TE_{201}	TE_{102}	TE_{201}
f_0	8,1727	8,2457	8,1732	8,2421	8,1743	8,2487
Δf_{-3dB}	0,0142	0,0126	0,0127	0,0123	0,0129	0,0123
Q_0	575	654	643	670	633	670

Tableau 11 : Facteur de qualité des différents formes et étapes du processus dans la cavité monomode

	 Référence	 Cylindre	 Bézier initial	 Bézier optimal
f_0	9,2424	9,2474	12,3616	9,2441
Δf_{-3dB}	0,0088	0,0236	0,0261	0,0219
Q_0	1050	391	473	422

Licence CC BY-NC-ND 3.0

On remarque que le facteur de qualité correspondant aux plots définis par des courbes de Bézier est meilleur que celui des formes cylindriques classiques pour chaque mode résonant.

Ces résultats concordent avec la réduction des pertes dans les cavités chargées par des plots définis par des courbes de Bézier et l'amélioration des performances de la structure compacte.

IV.7.2. Deuxième approche

Dans la première approche, on a remarqué l'amélioration du facteur de qualité pour les cavités chargées par des plots de formes optimisées par des courbes de Bézier. Nous souhaitons dans cette seconde approche, initialiser les formes de plots en optimisant le facteur de qualité de chaque cavité avant une optimisation globale du filtre.

IV.7.2.1. Diagramme de processus

En terme de concept, cette approche possède une démarche similaire à celle définie dans la première approche sauf que le critère d'optimisation pour l'initialisation de la forme est le facteur de qualité. Pour cette approche, on définit un critère et une condition à satisfaire pour optimiser la forme initiale des plots. La condition est en relation avec la fréquence de résonance du mode concerné dans la cavité, c'est la différence entre la fréquence de résonance du mode à chaque itération et la fréquence de résonance du mode de référence. L'objectif est d'améliorer le facteur de qualité du résonateur à la bonne fréquence de résonance car le changement de forme peut induire une variation de fréquence non négligeable. Le critère, une fois que la condition est vérifiée, est l'amélioration du facteur de qualité. C'est la différence entre le facteur de qualité de la référence et le facteur de qualité correspondant à la forme à chaque itération.

On commence le problème en définissant une forme initiale arbitraire. Ainsi sur CST MWS, le plot est construit dans la cavité et une analyse fréquentielle est lancée pour évaluer le paramètre S_{21} nécessaire au calcul du facteur de qualité. La fréquence centrale est ajustée si besoin (si J_{f_0} est plus grande qu'une valeur epsilon = 10^{-2}) en appliquant une transformation homothétique sur la hauteur du plot. Le facteur de qualité est ensuite optimisé en appliquant la méthode adaptative pour faire évoluer le contour du plot et converger vers le facteur de qualité de référence. Si la solution trouvée satisfait le critère de convergence alors c'est la fin du problème, sinon le contour des plots est optimisé itérativement jusqu'à améliorer le facteur de qualité.

La figure 106 présente le diagramme de processus de l'initialisation de la forme des plots avant optimisation de la structure complète.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

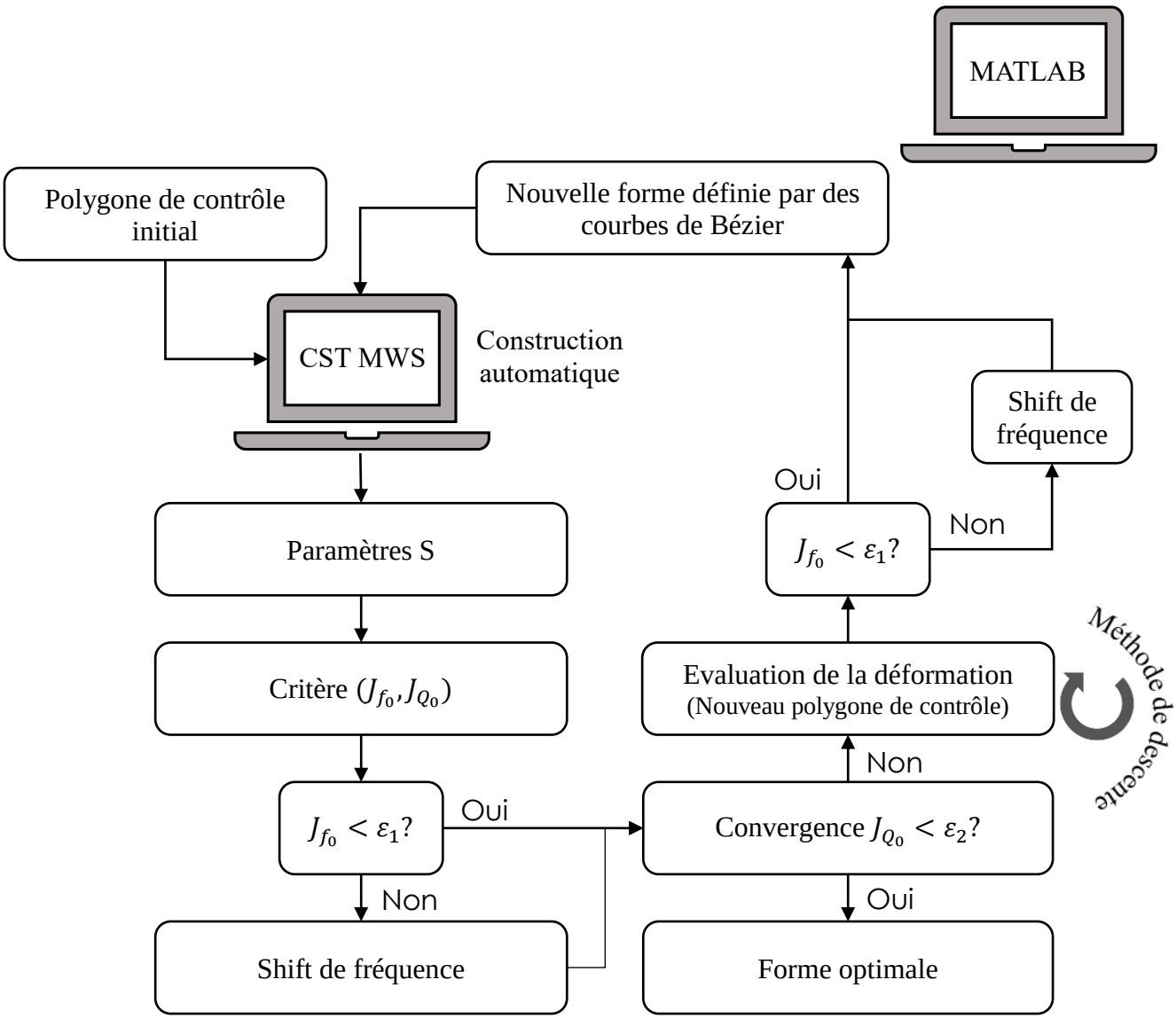


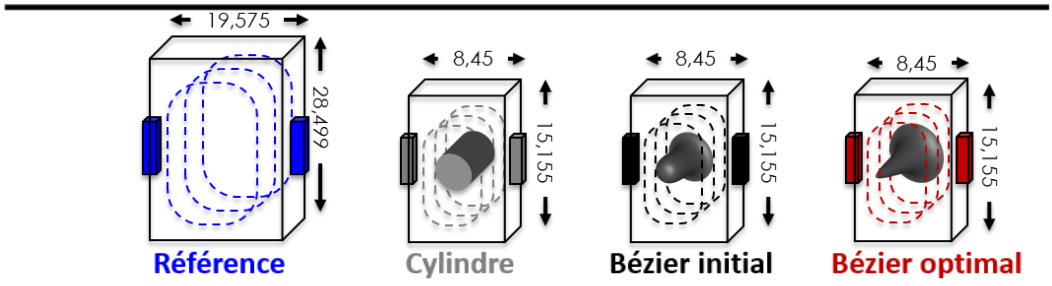
Figure 106 : Diagramme de processus de la méthode d'initialisation des formes

IV.7.2.2. Application et résultats

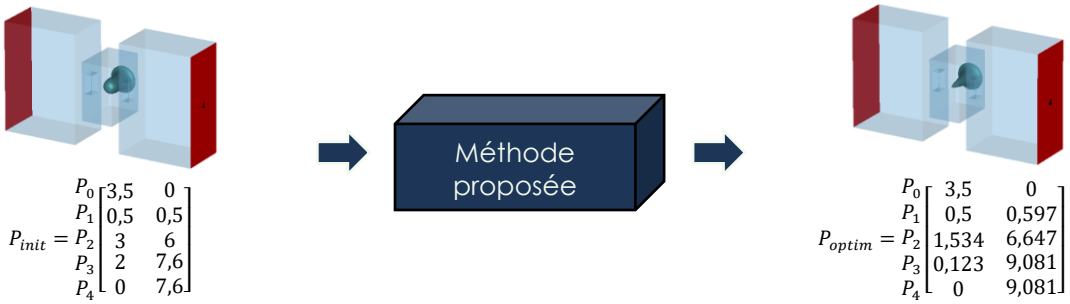
Dans cette approche, nous avons utilisé des courbes de Bézier d'ordre 4 avec cinq points de contrôle pour augmenter le nombre de degrés de liberté de la courbe, avec une possibilité de diviser à nouveau la courbe en respectant les conditions de continuité entre courbes consécutives. Dans cette approche, nous commençons par optimiser la forme initiale du plot de la cavité monomode. Les variables d'optimisation initiales sont choisies de façon arbitraire. La forme optimale obtenue, qui améliore le facteur de qualité du résonateur, est présentée sur la figure 107. Le tableau 12 montre une comparaison des facteurs de qualité des différents résonateurs de la cavité monomode.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Tableau 12 : Comparaison des facteurs de qualité pour les formes initiale et optimale avec celui de la référence vide et de la forme cylindrique à la même fréquence de résonance (mode TE_{101})



	Référence	Cylindre	Bézier initial	Bézier optimal
f_0	9,2424	9,2474	9,2496	9,2544
Δf_{-3dB}	0,0088	0,0236	0,0228	0,0208
Q_0	1050	391	405	444



$$P_{init} = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ P_4 \end{matrix} \begin{bmatrix} 3,5 & 0 \\ 0,5 & 0,5 \\ 3 & 6 \\ 2 & 7,6 \\ 0 & 7,6 \end{bmatrix}$$

$$P_{optim} = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ P_4 \end{matrix} \begin{bmatrix} 3,5 & 0 \\ 0,5 & 0,597 \\ 1,534 & 6,647 \\ 0,123 & 9,081 \\ 0 & 9,081 \end{bmatrix}$$

Figure 107 : Formes initiale et optimale de la cavité monomode optimisée (mode TE_{101})

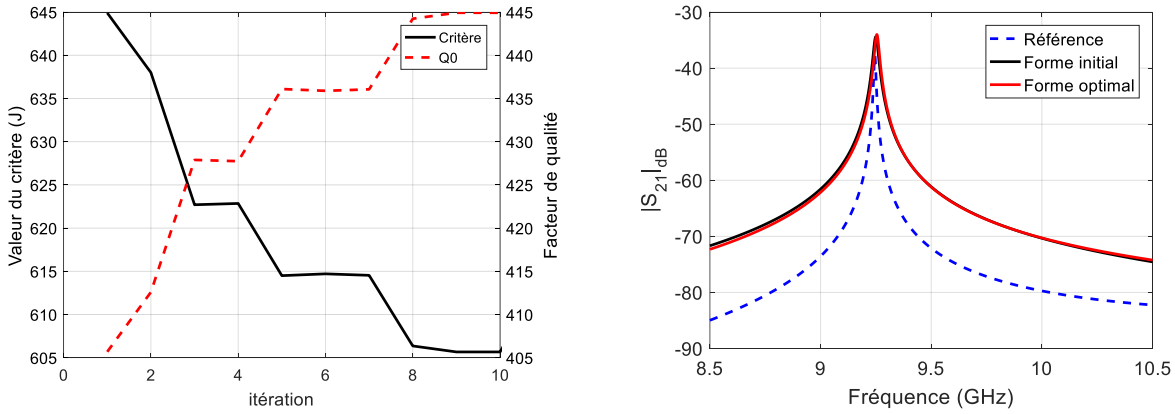


Figure 108 : Résultat de l'optimisation de la forme du plot dans la cavité monomode (mode TE_{101})

L'étape suivante est l'optimisation de la forme initiale du plot correspondant au mode TE_{201}. Pour exciter ce mode, nous avons changé la place des iris de couplage de façon à être en face du mode désiré, comme montré sur la figure 109.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

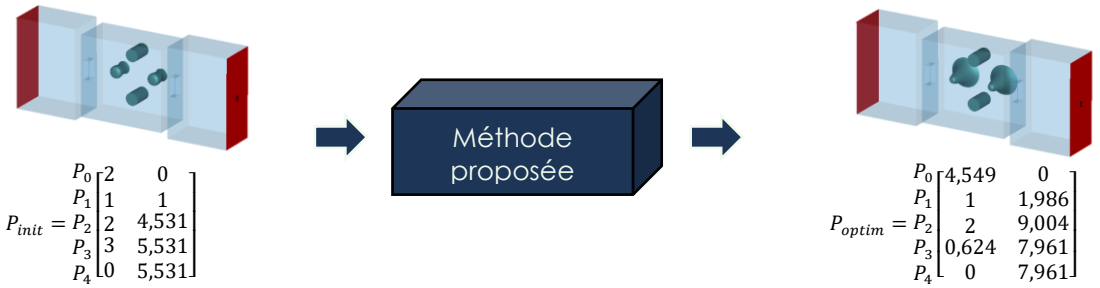
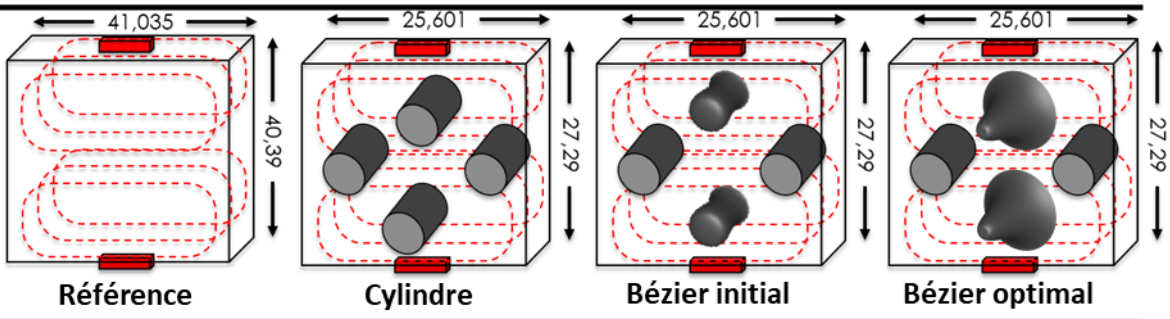


Figure 109 : Formes initiale et optimale de la cavité bi-mode optimisée (mode TE_{201})

Tableau 13 : Comparaison des facteurs de qualité pour les formes initiale et optimale avec celui de la référence vide et de la forme cylindrique à la même fréquence de résonance (mode TE_{201})



	Référence	Cylindre	Bézier initial	Bézier optimal
f_0	8,2472	8,2435	8,2517	8,2447
Δf_{-3dB}	0,0063	0,0135	0,0135	0,0117
Q_0	1309	610	611	704

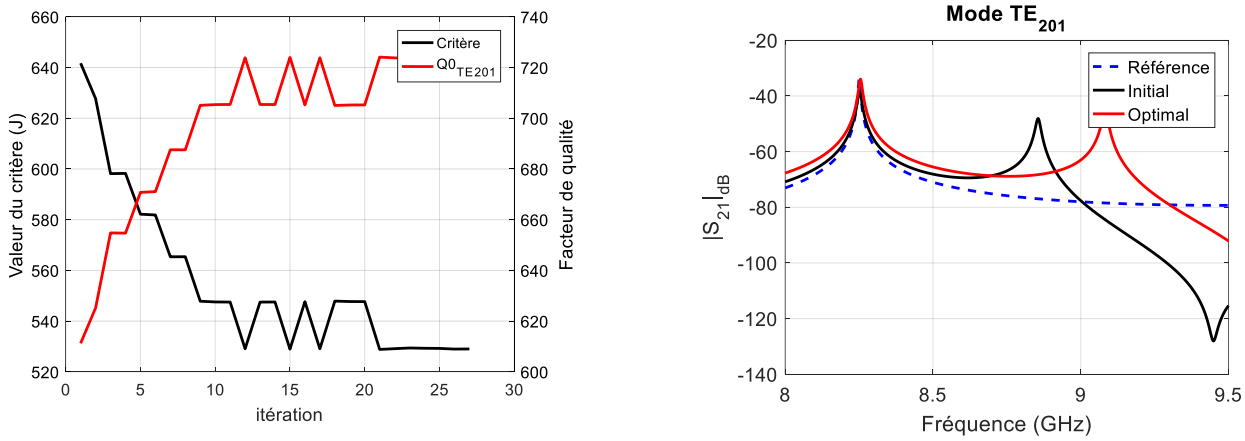


Figure 110 : Résultat de l'optimisation de la forme du plot dans la cavité bimode (mode TE_{201})

Pour finir, on optimise la forme des deux derniers plots correspondant au mode TE_{102}. Les plots optimisés pour le mode TE_{201} sont conservés.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

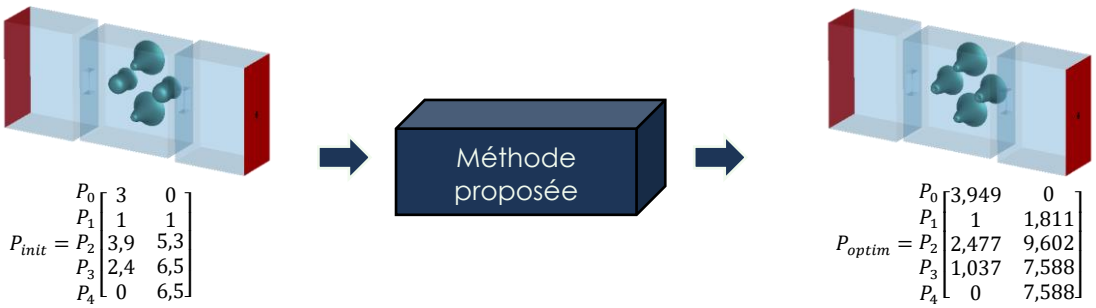


Figure 111 : Formes initiale et optimale de la cavité bi-mode optimisée (mode TE_{102})

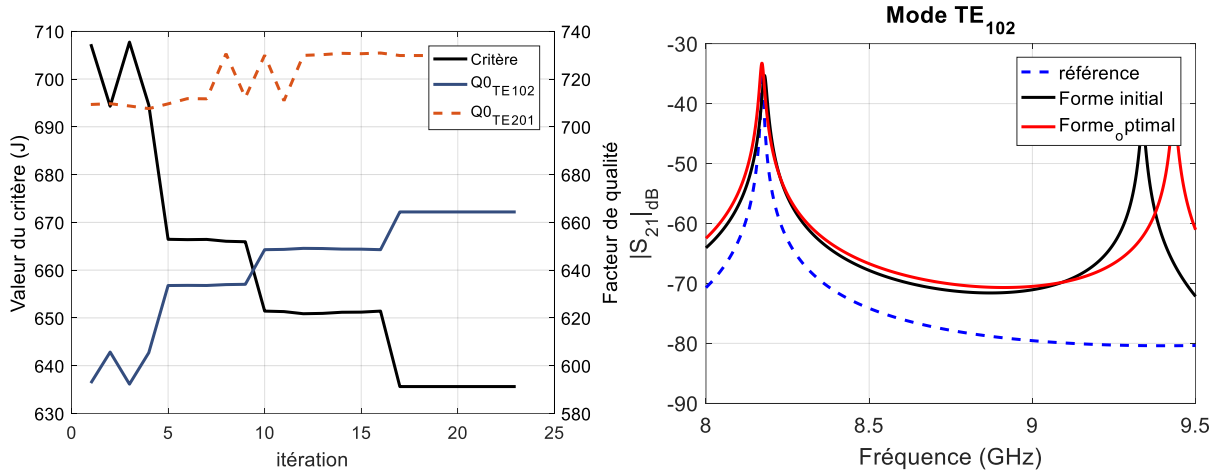
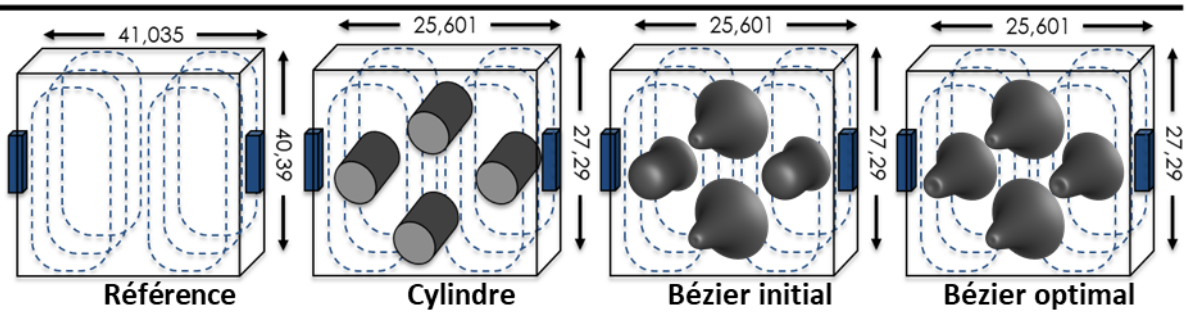


Figure 112 : Résultat de l'optimisation de la forme du plot dans la cavité bimode (mode TE_{102})

Tableau 14 : Comparaison des facteurs de qualité pour les formes initiale et optimale avec celui de la référence vide et de la forme cylindrique à la même fréquence de résonance (mode TE_{102})



f_0	8,17	8,1636	8,1794	8,1716
Δf_{-3dB}	0,0062	0,0142	0,0138	0,0114
Q_0	1317	574	592	664

Licence CC BY-NC-ND 3.0

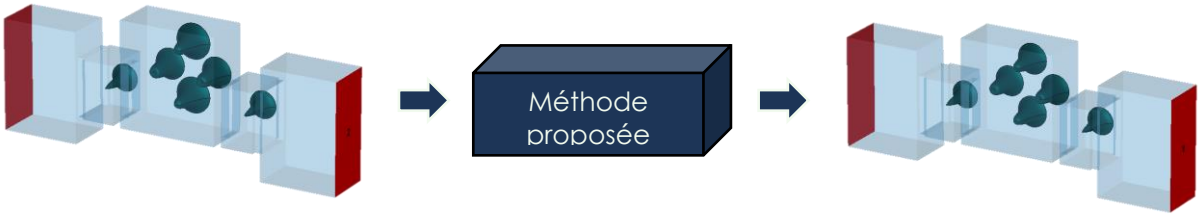


Figure 113 : Formes initiale et optimale de la structure compacte à 6 plots courbes (deuxième approche)

Les formes initiales, obtenues pour chaque mode, sont placées dans la structure compacte avant d'être optimisées, avec les dimensions des iris de couplage et le décalage entre cavités (l'offset).

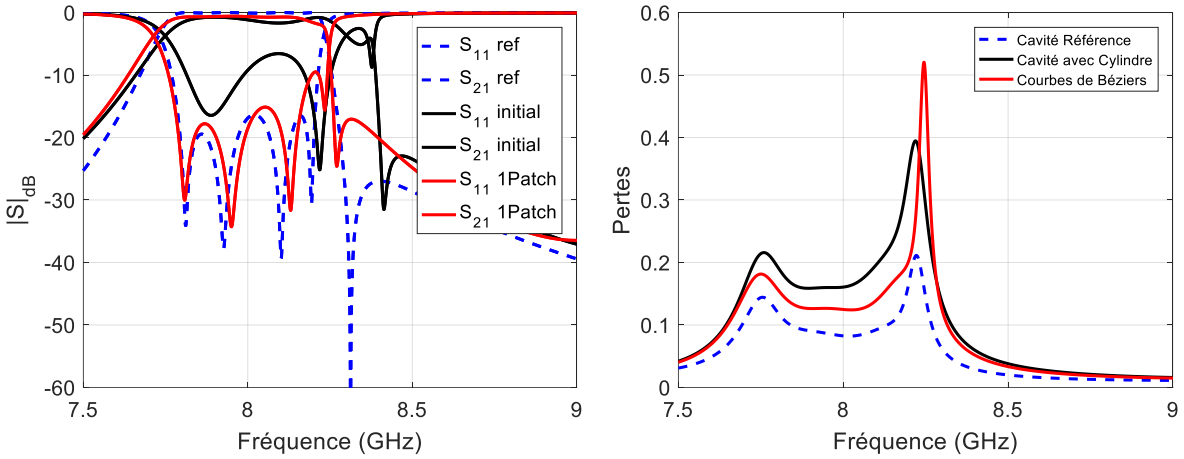


Figure 114 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes après optimisation par la méthode adaptative (deuxième approche)

Tableau 15 : Dimensions de la structure compacte à plots courbes (deuxième approche)

	A_3	*Offset*
Initial	*13.09*	*5.804*
optimal	*13.09*	*6.004*

Ensuite, nous finalisons l'optimisation pour ajuster l'adaptation du filtre en utilisant *Presto*. Les dimensions des iris de couplage et les hauteurs des plots sont optimisées en considérant des coefficients C_1, C_2, et C_3. Les paramètres optimisés sont donnés dans le tableau 16. Le résultat final du problème d'optimisation est présenté sur la figure 115.

Tableau 16 : Dimensions géométriques de la strcture compacte à plots courbes optimisées avec l'outil Presto (deuxième approche)

	A_3	*Offset*	C_1	C_2	C_3
Initial	*13.09*	*6.004*	*1*	*1*	*1*
optimal	*12.8929*	*5.6952*	*0.9993*	*1.00078*	*0.9969*

Licence CC BY-NC-ND 3.0

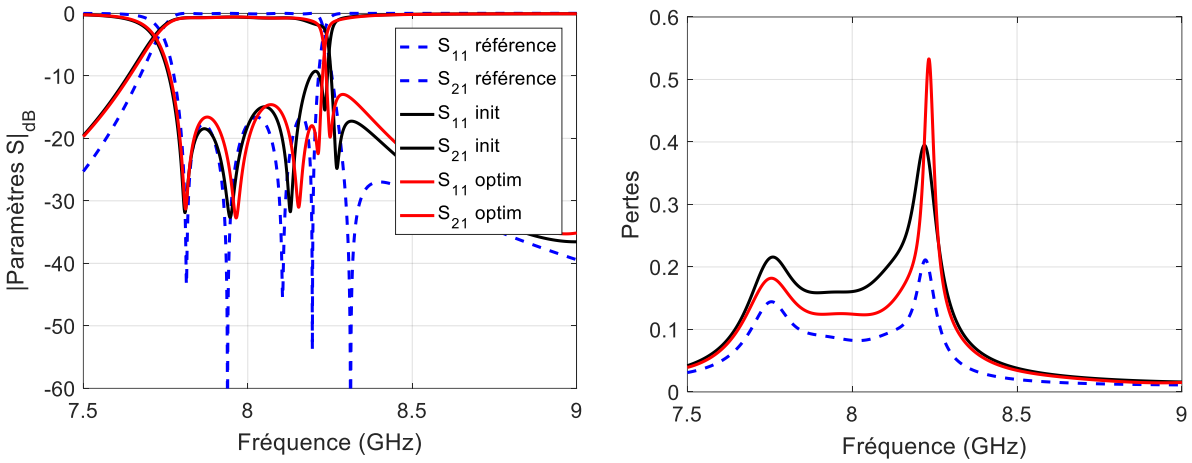


Figure 115 : Réponses de la structure compacte à 6 plots courbes après optimisation avec Presto (deuxième approche)

Les polygones de contrôle qui définissent la forme optimale des plots sont les suivants :

$$Courbe_1 = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ P_4 \end{matrix} \begin{bmatrix} 3{,}5 & 0 \\ 0{,}5 & 0{,}59703 \\ 1.5341 & 6.6424 \\ 0.1235 & 9.0749 \\ 0 & 9.0749 \end{bmatrix}$$

$$Courbe_2 = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ P_4 \end{matrix} \begin{bmatrix} 3.9725 & 0 \\ 1 & 1{,}9879 \\ 2 & 9{,}0075 \\ 0{,}6247 & 7{,}9675 \\ 0 & 7{,}9675 \end{bmatrix}$$

$$Courbe_3 = \begin{matrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ P_4 \end{matrix} \begin{bmatrix} 3.8648 & 0 \\ 0.96368 & 1{,}8061 \\ 2.4775 & 9{,}5725 \\ 1.0378 & 7{,}6485 \\ 0 & 7{,}6485 \end{bmatrix}$$

L'avantage de la deuxième approche, par rapport à la première, est de gagner en temps de calcul en optimisant la forme initiale des plots par rapport à leur facteur de qualité. Le seul inconvénient est la nécessité de définir une condition sur la fréquence qui peut ramener des oscillations sur le critère en fin du problème (figure 110).

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.8. Fabrication et caractérisation des structures de référence et des structures optimisées

IV.8.1. Fabrication

Pour valider les résultats numériques des deux approches d'optimisation de contour proposées, nous avons fabriqué les structures conçus par impression 3D plastique. Les structures imprimées ont ensuite été métallisées avec de la laque argent. Il existe plusieurs techniques pour la fabrication des structures en plastique : monobloc à plat ou avec un angle de 45°, ou en plusieurs blocs. Chaque technique possède ses avantages et ses inconvénients, par rapport à la topologie de nos structures, qui sont résumés dans le tableau 17.

Pour la fabrication en monobloc à plat, un support dans les cavités est nécessaire pour l'impression. Le problème avec nos structures est la difficulté de nettoyage du support. Cette technique est par contre avantageuse en terme de précision, ce qui permet donc d'espérer un bon facteur de qualité.

Tableau 17 : Avantages et inconvénients des techniques d'impression

	Support	Nettoyage	Précision	Facteur de qualité
Monobloc	✓	✗	✓	✓
Monobloc (45º)	✗	✓	✗	✗
2 blocs	✗	✓	✓	✗

Pour la fabrication en monobloc avec un angle de 45°, il n'y a pas besoin de support pour imprimer les structures, ce qui résout le problème du nettoyage mais cette approche présente l'inconvénient d'une moindre précision, ce qui induit un risque de dégradation du facteur de qualité.

La dernière technique d'impression en deux blocs est basée sur la division des structures en deux dans le plan parallèle au champ électrique. Les deux blocs sont ensuite classiquement assemblés avec des vis. Cette technique ne nécessite pas de support pour l'impression, donc sans nettoyage et la précision des dimensions est bonne. L'inconvénient est le risque de dégradation du facteur de qualité. De plus, dans notre cas, l'application de cette technique est compromise avec la présence de plots dans les cavités.

La technique choisie est celle du monobloc à plat. Pour résoudre le problème de nettoyage, nous avons ajouté des fentes sur les bords des cavités dont les dimensions sont de l'ordre $\lambda_g/_{20}$ pour éviter de dégrader les performances des structures.

Les structures fabriquées sont le filtre de référence à cavités vides, le filtre compact avec des plots cylindriques, les filtres compacts optimisés en pertes et les cavités monomode et bi-mode qui nous permettront de mesurer le facteur de qualité de chaque forme obtenue. Nous avons ajouté des trous filetés au niveau des cavités pour introduire des vis de réglage afin d'ajuster

Licence CC BY-NC-ND 3.0

les réponses si nécessaires. La figure 116 montre les modèles des structures imprimées en plastique.

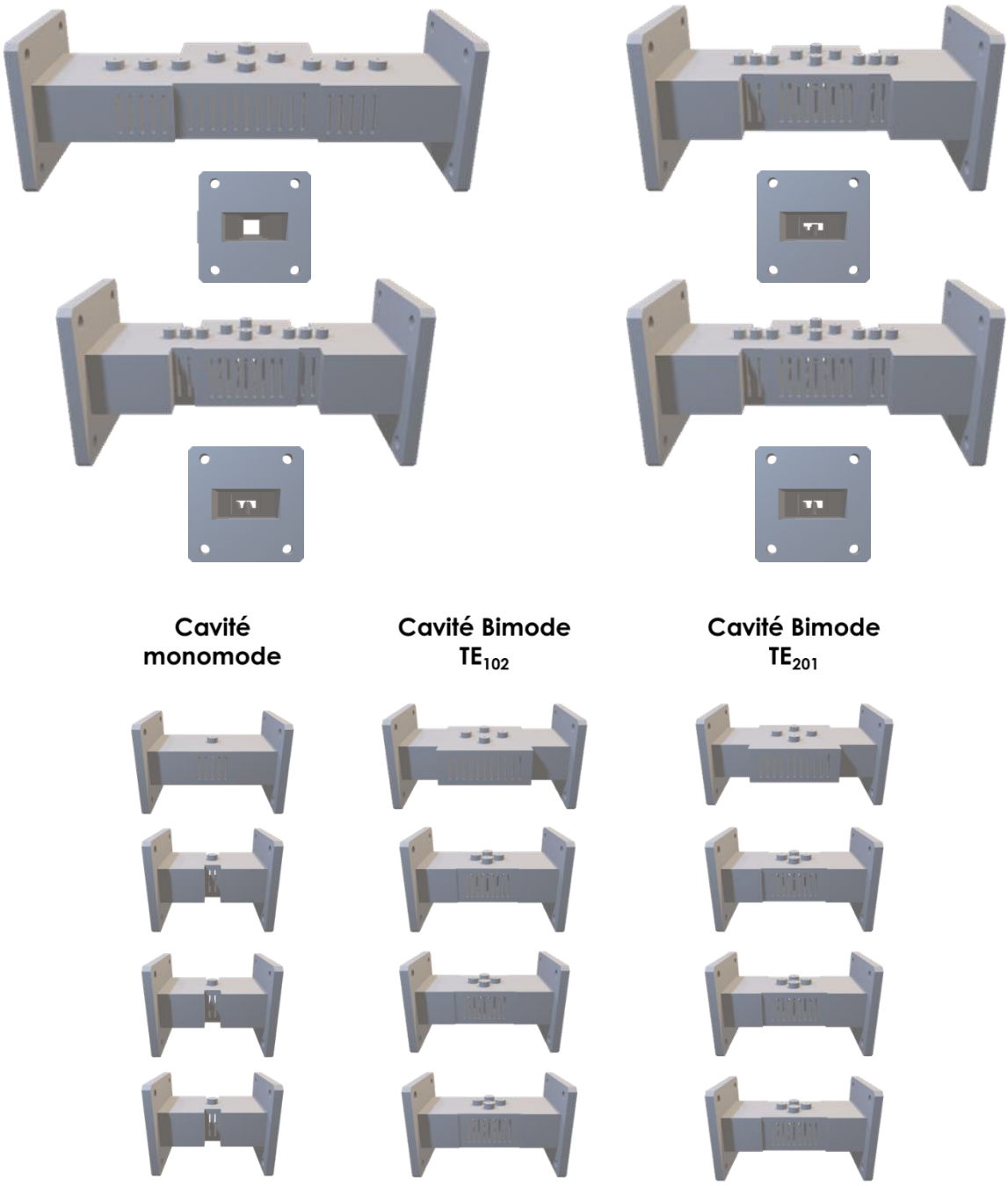


Figure 116 : Modèles des différentes structures imprimées en plastique

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.8.2. Caractérisation

Durant les mesures, nous avons réglé la réponse des filtres et des cavités résonantes avec des vis pour obtenir des réponses similaires aux simulations. Nous avons extrait les facteurs de qualité pour les différentes structures et nous les avons comparés aux résultats obtenus en simulation. Pour les cavités résonantes, on observe des niveaux d'atténuation différents entre les simulations et les mesures. La valeur de la conductivité prise en simulation pour la laque argent est de $1\ S/\mu m$. Des rétro-simulations sont effectuées pour estimer les conductivités pour chaque structure mesurée. Les figures 117 à 121 montrent les mesures et les pertes des filtres fabriqués.

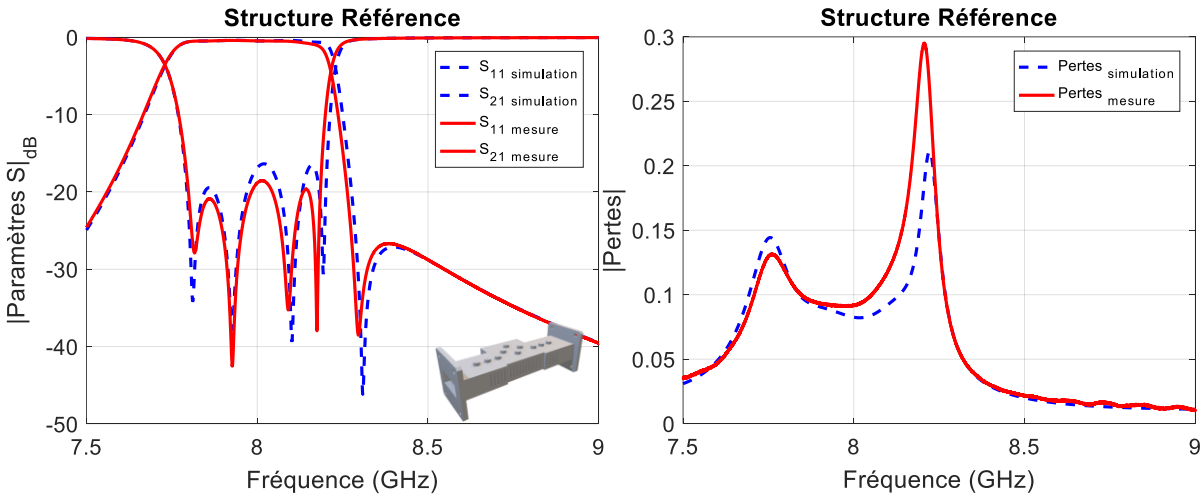


Figure 117 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure de référence

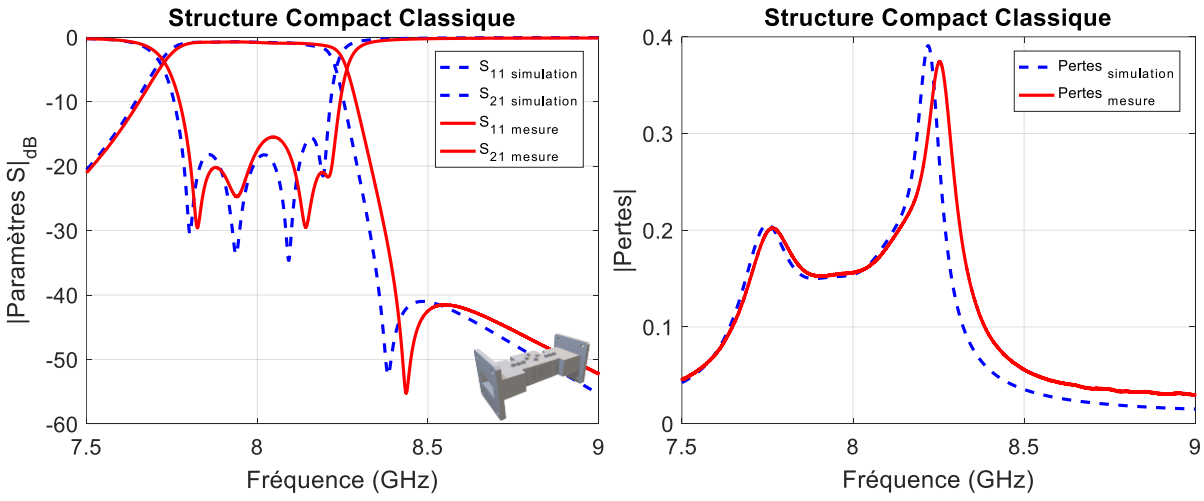


Figure 118 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure compacte classique

Licence CC BY-NC-ND 3.0

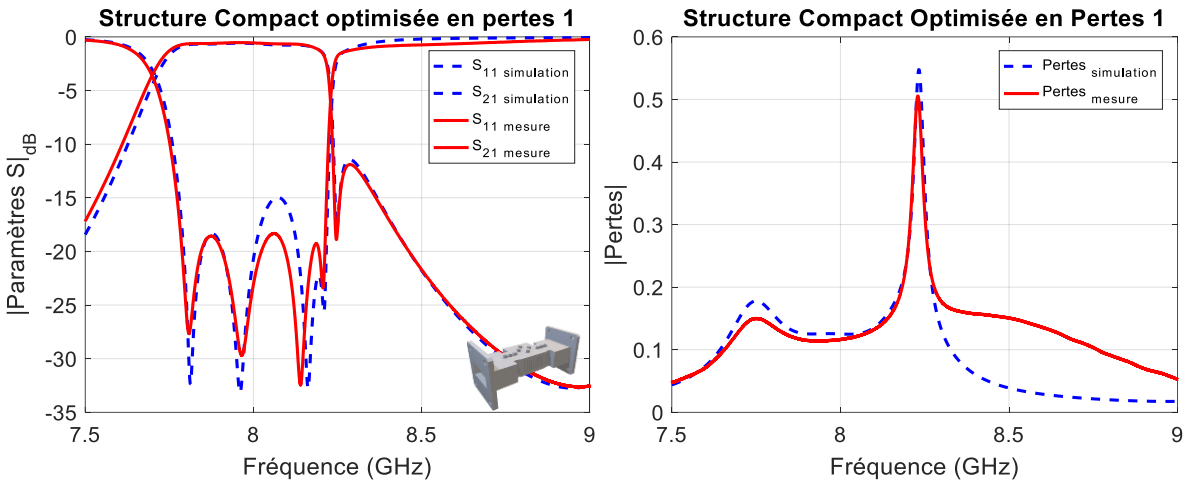


Figure 119 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure compacte optimisée en pertes par des courbes de Bézier (première approche)

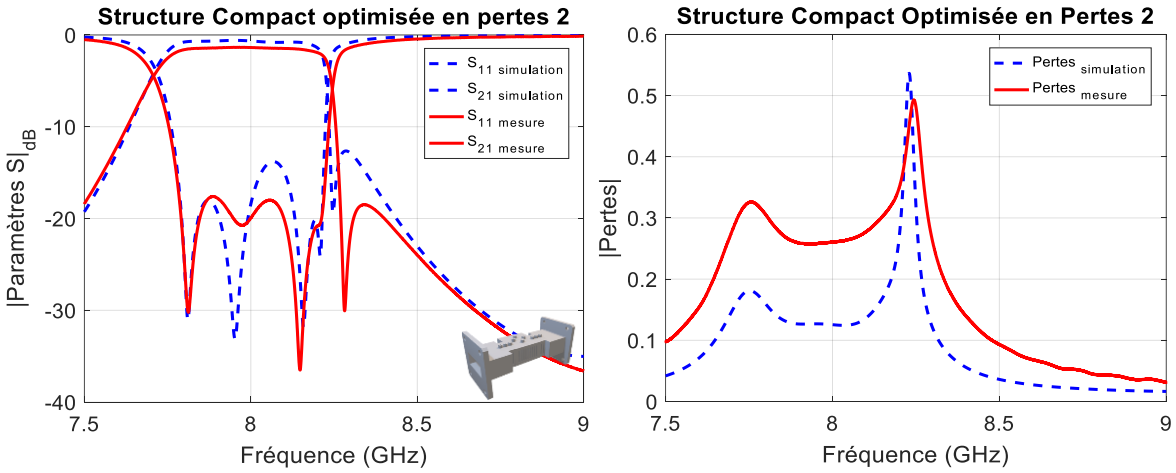


Figure 120 : Comparaison entre mesure et simulation pour la structure compacte optimisée en pertes par des courbes de Bézier (deuxième approche)

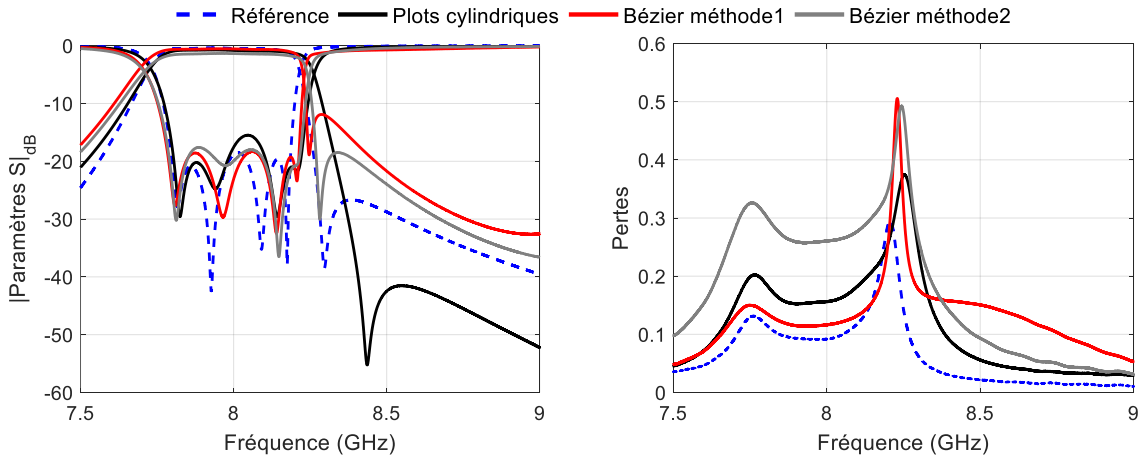


Figure 121 : Comparaison entre mesures et simulations pour les différentes structures fabriquées

Licence CC BY-NC-ND 3.0

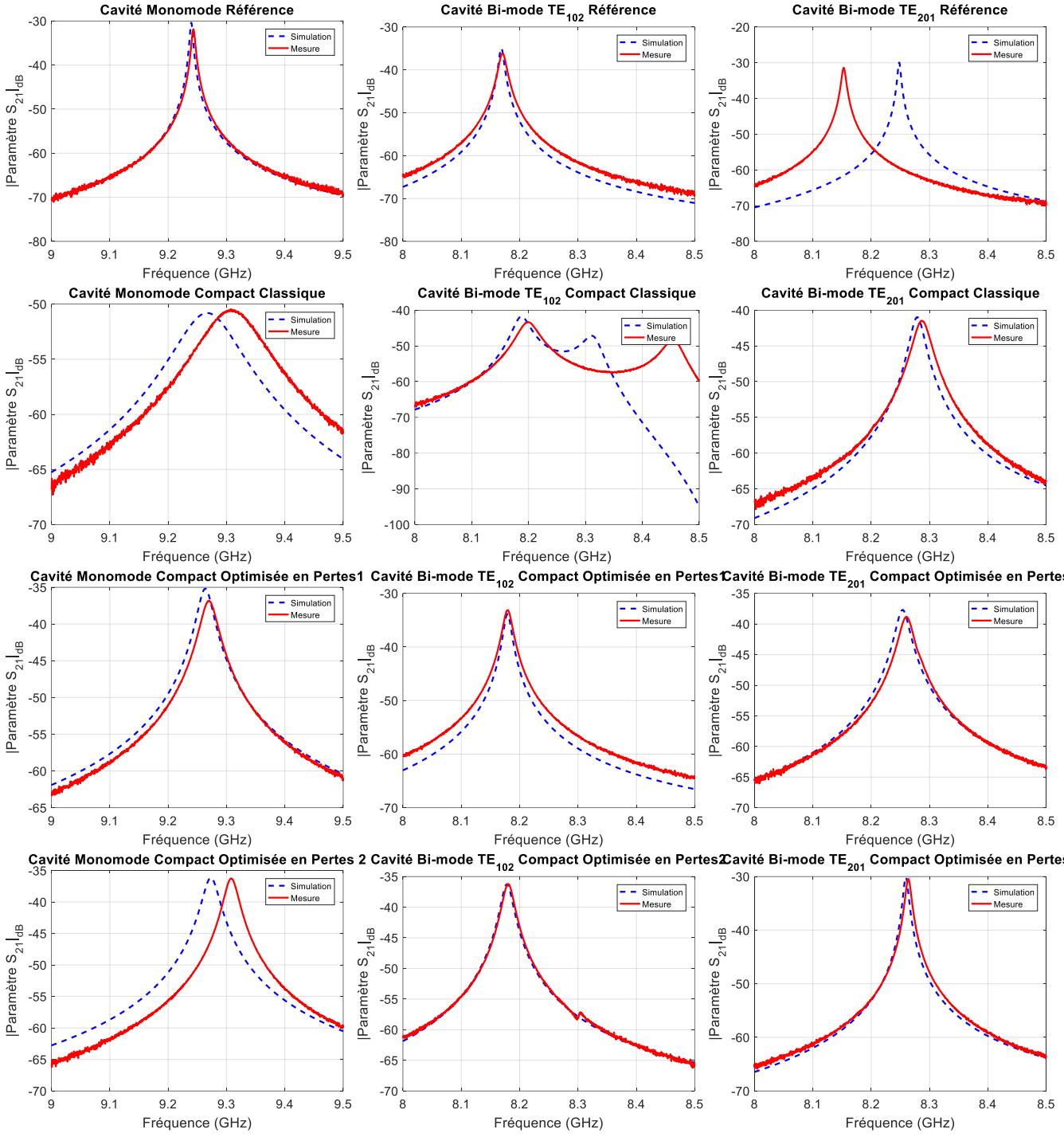


Figure 122 : Comparaison entre mesures et simulations des cavités résonantes pour le calcul du facteur de qualité de chaque forme

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Tableau 18 : Comparaison des facteurs de qualité extraits en simulation et en mesure pour les différentes formes et estimation des conductivités mesurées

		Référence	Cylindre	Bézier1	Bézier2
Q_0 TE_{101}	Simulation	1050	386	417	443
	Mesure	1355	85	324	383
	Retro-simulation	1781	89	361	345
Conductivité ($S/\mu m$)		3	0,05	0,75	0,6
Q_0 TE_{102}	Simulation	1317	570	623	638
	Mesure	599	231	504	408
	Retro-simulation	926	284	623	408
Conductivité ($S/\mu m$)		0,5	0,25	1	0,4
Q_0 TE_{201}	Simulation	1309	602	660	660
	Mesure	1062	270	334	807
	Retro-simulation	1571	339	366	911
Conductivité ($S/\mu m$)		1,5	0,3	0,3	2

La première approche d'optimisation est validée expérimentalement, les pertes dans les cavités ont diminué par rapport aux pertes des cavités chargées par des plots cylindriques. Les facteurs de qualité de chaque forme pour la première approche ont démontré l'amélioration en termes de performances pour le plot optimisé par des courbes de Bézier par rapport à celui chargé par des cylindres.

Pour la deuxième approche, on observe une augmentation forte en termes de pertes pour le filtre à plots optimisés par des courbes de Bézier. Par contre, en terme de facteur de qualité, pour la cavité chargée par ces plots, on remarque un meilleur accord entre simulation et expérimentation. Le problème du filtre vient donc a priori de la métallisation. Plusieurs paramètres peuvent dégrader la qualité de la métallisation comme la viscosité de la laque ou les conditions de conservation ...

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à une méthode d'optimisation basée sur un paramétrage de forme par des courbes de Bézier. Cette approche permet de représenter une grande variété de formes avec un nombre réduit de variables.

Nous avons tout d'abord présenté quelques généralités sur la synthèse des filtres hyperfréquences et notamment les paramètres caractéristiques des résonateurs, comme la fréquence de résonance, et le facteur de qualité, qui permettent de caractériser les performances d'une solution.

La méthode de paramétrage de contour a été couplée à une méthode adaptative de descente de plus grande pente pour garantir la convergence du problème et optimiser la forme des filtres et résonateurs hyperfréquences. Cette méthode de paramétrage, utilisant des courbes de Bézier pour définir les frontières d'une structure, permet d'optimiser leur forme en utilisant un nombre réduit de variables d'optimisation tout en offrant une variété de solutions optimales.

Cette méthode est appliquée à la conception d'un filtre quatre pôles afin d'améliorer ses performances. Une structure de référence est conçue respectant des spécifications précises, puis une structure plus compacte, obtenue en chargeant les cavités par des plots métalliques cylindriques. Ces plots métalliques sont remplacés par des plots paramétrés par des courbes de Bézier pour améliorer les performances de la structure en optimisant leurs contours.

Deux approches d'optimisation ont été mises en place dans le but de résoudre le problème. La première est une approche où les formes initiales sont aléatoires et le problème d'optimisation est organisé en trois étapes jusqu'à convergence vers une solution optimale. La deuxième approche est basée sur l'optimisation de la forme initiale des plots en maximisant le facteur de qualité sur chaque mode de résonance du filtre, avant une optimisation globale de la structure identique à la première approche.

Les solutions numériques pour ces deux approches ont été fabriquées par impression 3D plastique et métallisées avec une laque à l'argent pour valider expérimentalement les résultats obtenus. Les mesures montrent une amélioration de la performance des filtres en terme de pertes d'insertion et de facteur de qualité. On a remarqué l'influence de la qualité de métallisation sur la performance et la précision de la réponse des filtres. Globalement les résultats expérimentaux sont en très bon accord avec les simulations.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

IV.10. Références

[1] H. Khalil *et al.*, « Topology optimization applied to the design of a dual-mode filter including a dielectric resonator », in *2008 IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, juin 2008, p. 1381-1384. doi: 10.1109/MWSYM.2008.4633035.

[2] N. Mahdi, S. Bila, M. Aubourg, C. Durousseau, J. Puech, et D. Baillargeat, « Shape optimization of planar microwave components », in *2015 IEEE MTT-S International Conference on Numerical Electromagnetic and Multiphysics Modeling and Optimization (NEMO)*, août 2015, p. 1-4. doi: 10.1109/NEMO.2015.7415034.

[3] M. Guglielmi, « Simple CAD procedure for microwave filters and multiplexers », *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 42, nº 7, p. 1347-1352, juill. 1994, doi: 10.1109/22.299728.

[4] L. Baratchart, J. Grimm, J. Leblond, M. Olivi, F. Seyfert, et F. Wielonsky, « Identification d'un filtre hyperfréquences par approximation dans le domaine complexe », report, INRIA, 1998. Consulté le: 30 septembre 2021. [En ligne]. Disponible sur: https://hal.inria.fr/inria-00069952

[5] M. Guglielmi, P. Jarry, E. Kerherve, O. Roquebrun, et D. Schmitt, « A new family of all-inductive dual-mode filters », *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 49, nº 10, p. 1764-1769, oct. 2001, doi: 10.1109/22.954782.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Conclusion

Les outils de conception assistée par ordinateur (CAO) ont subi pendant les dernières années un développement important, permettant aux techniques de modélisation, de prédire d'une manière précise le comportement des dispositifs hyperfréquences et leurs performances électriques à partir de leur caractéristiques géométriques et physiques. Le dimensionnement de ces dispositifs est effectué, soit par le concepteur qui compte sur son expérience, soit automatiquement par des modules d'optimisation implémentés dans les outils CAO et appliqués à quelques dimensions géométriques de la structure, en partant d'une topologie fixée au départ du problème de conception, limitant ainsi l'espace de conception et l'amélioration des performances des dispositifs.

Les approches d'optimisation de contour et de topologie, répondent à cette problématique et repousse les limites de conception classique, afin d'élargir l'espace de conception et améliorer les performances d'un dispositif. Différentes techniques d'optimisation de forme appliquées à la conception électromagnétique des composants hyperfréquences, existent déjà dans la littérature. Elles sont puissantes et ont montrés des capacités intéressantes, mais l'inconvénient de la majorité de ces techniques est le grand nombre de variables nécessaires pour paramétrer le modèle, augmentant ainsi le temps de calcul nécessaire à la résolution du problème.

Les travaux présentés dans ce rapport proposent une nouvelle méthode d'optimisation de contour, basé sur un paramétrage polynomial défini par des courbes de Bézier, permettant ainsi de réduire le nombre de variables servant à décrire la forme de la structure. Ce paramétrage plus efficace doit donc relaxer le problème d'optimisation et autoriser la recherche rapide des solutions locales.

Dans **le premier chapitre,** nous avons présenté la formulation d'un problème d'optimisation d'une manière générale et nous avons expliqué comment le définir sous forme d'un modèle mathématique en détaillant les éléments principaux du problème. Les méthodes utilisées pour résoudre un problème d'optimisation ont été séparées en deux parties : les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques, adaptées, respectivement, aux problèmes locaux et globaux. Par la suite, nous avons présenté les trois types principaux de méthodes d'optimisation structurelle.

Le deuxième chapitre a été consacré à l'étude bibliographique de quelques méthodes d'optimisation structurelle pour la conception des composants hyperfréquences. Ils ont été classés suivant leur nature structurelle (géométrie, contour et topologie). Par la suite nous avons proposé une méthode de paramétrage polynomial de contour, qui utilise les courbes de Bézier, plus efficace que les méthodes actuelles en réduisant le nombre de variables définissant le problème.

Dans **le troisième chapitre,** nous avons appliqué la méthode de paramétrage proposée pour l'optimisation de forme de plots métalliques dans les cavités d'un filtre hyperfréquence afin d'optimiser sa réponse par rapport à des spécifications. Un filtre deux pôles à plots métalliques, implémenté dans le logiciel d'analyse électromagnétique CST MWS, a été choisi comme modèle de référence. Une version simplifiée de ce filtre est ensuite définie, afin de permettre l'évaluation de gradients par l'analyse de sensibilité des paramètres S avec le logiciel. Ce modèle nous a servi de référence pour tester l'outil d'optimisation développé.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Les premiers tests ont été appliqué sur un seul plot métallique ré-entrant en utilisant une méthode de gradient à pas fixe et à pas optimal. La méthode à pas fixe a montré son efficacité pendant les tests et a été utilisées pour les prochains tests. Par la suite, la méthode proposée a été appliquée aux deux plots métalliques pour plusieurs formes de départ, une fois avec des conditions de symétrie entre plots et l'autre sans aucune condition de symétrie. Nous avons ensuite couplé la méthode précédente à une optimisation paramétrique et nous avons défini des plots métalliques composés de plusieurs cylindres empilés les uns au-dessus des autres en utilisant la méthode proposée. Les tests effectués pour les différents cas décrits et les différentes formes de départ, ont montré l'efficacité de la méthode proposée et la capacité de l'algorithme à converger vers des solutions locales satisfaisantes.

Enfin, dans **le quatrième chapitre,** nous avons couplé la méthode de paramétrage proposée à une méthode de descente adaptative sans gradient pour appliquer la méthode d'optimisation de paramétrage des contours avec des formes directement définies par des courbes de Bézier. Nous avons conçu un filtre hyperfréquence quatre pôles à cavité vide, qui nous a servi de structure de référence. Nous avons ensuite conçu une version plus compacte avec des résonateurs chargés par des plots métalliques cylindriques. Nous avons ensuite développé deux approches pour la conception de deux filtres compacts en remplaçant les plots cylindriques par des plots dont le contour est défini par des courbes de Bézier. Enfin des maquettes ont été réalisées en plastique et métallisées afin de valider expérimentalement les résultats obtenus par simulations et de montrer les performances des approches proposées.

Les approches proposées ont montré une efficacité importante pour l'optimisation de forme pour la conception des composants hyperfréquences tels que les filtres volumiques chargés par des plots capacitifs. L'application de cette méthode de paramétrage aboutit à l'amélioration des performances électriques des dispositifs en obtenant des nouvelles formes réinjectées dans l'outil de CAO.

La méthode proposée peut être améliorée et appliquée à d'autres dispositifs comme les antennes. Cette méthode est couplée à la méthode de gradient et à une méthode de descente adaptative qui permet de converger vers une solution locale. L'idée serait d'améliorer l'apprentissage de l'algorithme et de coupler la méthode de paramétrage à une méthode de calcul global, afin d'élargir l'espace des solutions et améliorer les résultats. Le challenge est de trouver une méthode de calcul global à coût réduit en terme de temps de calcul de l'apprentissage et de nombre d'itération.

Une perspective est d'utiliser cette méthode pour des fonctions de filtrage plus complexe, de l'appliquer à des éléments de couplages afin de générer des zéros de transmissions et ainsi obtenir des fonctions de filtrage plus sélective. Cette méthode peut être utilisée aussi pour la conception d'autres composants hyperfréquences comme les antennes.

Une autre perspective, est d'adapter la méthode de paramétrage pour l'utiliser comme une méthode d'optimisation topologique, en utilisant par exemple des courbes de Bézier par morceaux et en appliquant une fonction de division au polynôme de contrôle lorsqu'il s'intersecte avec lui-même.

.

Licence CC BY-NC-ND 3.0

Résumé

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire concernent la conception assistée par ordinateur des composants hyperfréquences, plus précisément les méthodes d'optimisation de forme innovantes, de développement et d'amélioration d'outils de conception assistée par ordinateurs dédiés à la mise en œuvre de fonctions passives hyperfréquences et l'amélioration des spécifications électriques des composants. Les méthodes d'optimisation implémentés dans les outils de CAO permettent d'améliorer les dimensions géométriques d'une structure, limitant ainsi l'espace de conception et l'amélioration des performances des dispositifs. Les approches d'optimisation de contour et de topologie, répondent à cette problématique et repousse les limites de conception. L'inconvénient de la majorité des techniques existante dans la littérature est le grand nombre de variables nécessaires pour paramétrer le modèle, augmentant ainsi le temps de calcul nécessaire à la résolution du problème. Dans cette optique, nous avons proposé une nouvelle méthode d'optimisation de contour, basé sur un paramétrage polynomial défini par des courbes de Bézier, permettant ainsi de réduire le nombre de variables servant à décrire la forme de la structure. La méthode proposée est utilisée pour l'optimisation de forme des composants chargés dans des filtres hyperfréquences pour l'amélioration de leur réponse et leur performance.

Mots-clés : Optimisation de forme, courbes de Bézier, filtres hyperfréquences.

Abstract

The research work presented in this thesis concerns the computer-aided design of microwave components, more precisely the innovative shape optimization methods, the development and improvement of computer-aided design tools dedicated to the implementation of passive microwave functions and the improvement of the electrical specifications of components. Optimization methods implemented in CAD tools allow to improve the geometrical dimensions of a structure, thus limiting the design space and improving the performance of devices. The contour and topology optimization approaches address this issue and push the design limits. The drawback of most of the existing techniques in the literature is the large number of variables required to parameterize the model, thus increasing the computational time required to solve the problem. In this perspective, we have proposed a new contour optimization method, based on a polynomial parameterization defined by Bézier curves, allowing to reduce the number of variables used to describe the shape of the structure. The proposed method is used for the shape optimization of components loaded in microwave filters for the improvement of their response and performance.

Keywords : Shape optimization, Bézier curves, microwave filters.