

Université Mohamed Boudiaf - M'sila

Faculté de Technologie

Département d'Electronique



Numéro de série :.....

Numéro d'inscription : DE/09/11

Thèse

Présentée pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT Sciences en Electronique

Spécialité : Electronique

Option : Communication

THÈME

Contribution à la conception des filtres micro-ondes en utilisant les techniques d'optimisation

Présenté par:

HATHAT AHMED

Soutenu le : 13/01/2019

Devant le jury composé de :

<u>Nom & Prénom</u>	<u>Grade</u>	<u>Etablissement</u>	<u>Qualité</u>
SAIGAA Djamel	Professeur	Univ. de M'sila	Président
CHIKOUCHE Djamel	Professeur	Univ. de M'sila	Encadreur
AMARDJIA Nourredine	Professeur	Univ. Setif 1	Examineur
ROUABAH Khaled	Professeur	Univ. de B.B.A	Examineur
LADJAL Mohamed	M.C.A	Univ. de M'sila	Examineur
AYAD Mouloud	M.C.A	Univ. de Bouira	Examineur

Année Universitaire : 2018/2019

Remerciements

Je tiens a remercier avant tout ALLAH pour la volonté, la santé et la patience qu'il m'a donné durant toutes ces longues années pour pouvoir accomplir ce travail.

Ce travail a été effectué au sein du laboratoire d'Analyse des Signaux et Systèmes (LASS), Département d'Electronique de l'Université de M'sila.

J'adresse mes profonds remerciements à mon directeur de thèse, professeur CHIKOUCH Djamel , pour m'avoir confié ce travail et assurer l'encadrement de cette thèse, et Je suis très reconnaissante pour la confiance qu'il m'a accordé, ses conseils judicieux, son disponibilité et le soutien constant qu'il m'a prodigué au cours de l'élaboration de ce travail.

Je remercie vivement Monsieur SAIGAA Djamel Professeur à l'université de M'sila , d'avoir accepté la présidence du jury et pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur AMARDJIA Nourredine Professeur à l'université de Setif 1 d'avoir accepté de juger ce travail .

Et j'adresse mes remerciements à Monsieur ROUABAH Khaled Professeur à l'universite de Bordj Bou Arreridj , Monsieur LADJAL Mohamed Maitre de Conference A à l'universite de M'sila et Monsieur AYAD Mouloud Maitre de Conference A à l'universite de Bouira pour l'honneur qu'ils me font en acceptant de juger ce travail.

A tous ceux qui m'ont aidé a réaliser cette thèse .

Dédicace

Je dédie ce travail a

Mes parents

Ma femme et mon fils mohamed youcef

Mes frères et mes soeurs

Toute ma famille

Mes amis et collègues



Table des matières

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre I : Généralités sur les filtres micro-ondes et les méthodes de synthèse

I.1 Introduction.....	4
I.2-Généralités sur les filtres micro-ondes	5
I.2.1 Définition d'un filtre micro-ondes	5
I.2.2 Catégories des filtres	5
I.2.3 Constitution du filtre	6
I.2.4 Transformation de Richard.....	6
I.2.5 Identités de Kuroda	7
I.2.6 Différentes technologies de filtres micro-ondes passifs	8
I.2.6.1 Filtres passifs volumiques.....	8
I.2.6.2 Filtres à ondes acoustiques.....	8
I.2.6.3 Filtres planaires.....	9
I.2.6.3.1. Technologie coplanaire.....	9
I.2.6.3.2. Technologie Triplaque	10
I.2.6.3.3. Technologie microruban.....	11
I.3 Les principales topologies des filtres planaires	14
I.3.1. Filtres passe-bas.....	14
I.3.2. Filtres passe-bande	15
I.3.3. Filtres passe-haut	17
I.3.4. Filtres coupe-bande	17
I.3.5. Critères de choix topologiques et technologiques.....	18
I.4 . Méthodes de synthèse et simulation des filtres	19
I.4.1. Méthodes de synthèse	19
I.4.1.1. Méthode des paramètres image	19
I.4.1.2. Méthode de perte d'insertion	19
I.4.2 . Les fonctions d'approximations	20
I.4.2.1: Approximation de Butterworth	21
I.4.2.2: Approximation de Tchebychev	21
I.4.2.3 Approximation elliptique	23
I.4.3 . Catégories des méthodes de simulation.....	23
I.5 Conclusion	25

Chapitre II : Les algorithmes de l'intelligence artificielle

II.1.Introduction	26
II.2. Méthodes d'optimisation	27
II.3. Méthode des colonies de fourmis.....	28

II.3.1. Historique	28
II.3.2. Principe de fonctionnement	29
II.4. L'Algorithme Génétique.....	29
II.4.1. Historique	29
II.4.2. Principe des algorithmes génétiques.....	30
II.4.3. Fonctionnement des algorithmes génétiques.....	32
II.4.4. Opérateurs de l'algorithme génétique.....	32
II.4.4.1. Codage	32
II.4.4.2. Opérateur de sélection.....	33
II.4.4.2.1. Loterie biaisée ou roulette Wheel.....	33
II.4.4.2.2. Sélection par tournois	34
II.4.4.3. Opérateur de croisement.....	34
II.4.4.4. Opérateur de mutation.....	35
II.5. Optimisation par essaim de particules (PSO).....	36
II.5.1. Historique	36
II.5.2.Principe de fonctionnement	37
II.5.2.1. La coopération.....	37
II.5.2.2. Déplacement des particules	38
II.5.3. Etapes de la PSO	39
II.5.4. Paramétrage.....	41
II.6.Conclusion	41

Chapitre III : Synthèse des filtres par les algorithmes d'intelligence artificielle

III.1.Introduction	43
III.2. La synthèse d'un filtre passe-bas microruban par l'AG et PSO	44
III.2.1 Modélisation du problème	45
III.2.2 Synthèse de filtre passe-bas par l'AG	47
III.2.3 Synthèse de filtre passe-bas par PSO	49
III.3. Synthèse d'un filtre passe-bande par l'AG et PSO	51
III.3.1 Modélisation du problème	53
III.3.2 Synthèse des filtres passe-bande à base des AGs.....	54
III.3.3 Synthèse du filtre passe-bande par PSO	55
III.4. Résultats et discussion.....	56
III.4.1 Filtre passe-bas.....	56
III.4.1.1 Effet des générations (itérations) sur l'erreur minimale.....	56
III.4.1.2 Performance des filtres passe-bas optimisés	57
III.4.1.3 Dimensionnement des filtres passe-bas conçus	58
III.4.2 Filtre passe-bande	58
III.4.2.1 Effet des générations (itérations) sur l'erreur minimale.....	58
III.4.2.2 Performance des filtres passe-bande	59
III.4.2.3 Dimensionnement des filtres passe-bande	61

Chapitre IV : Miniaturisation des filtres par les algorithmes de l'intelligence artificielle

IV.1 Introduction.....	63
IV.2 Etat de l'art sur les méthodes de la miniaturisation des filtres micro-ondes.....	64
IV.3 Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre trois par les AG et la PSO	64
IV.3.1 Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre trois par les AGs	65
IV.3.1.1 Représentation des chromosomes	65
IV.3.1.2 Espace de recherche.....	65
IV.3.1.3 Population initiale	66
IV.3.1.4 Fonction objective.....	66
IV.3.1.5 Opérateur de sélection	67
IV.3.1.6 Opérateur de croisement.....	68
IV.3.1.7 Opérateur de mutation	68
IV.3.2 Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre trois par PSO	70
IV.3.2.1 Représentation de la particule.....	70
IV.3.2.2 Espace de recherche.....	70
IV.3.2.3 Population initiale	70
IV.3.2.4 Fonction objective.....	71
IV.3.2.5 Pbest des particules	71
IV.3.2.6 Gbest des particules	71
IV.3.2.7 Voisinage.....	72
IV.3.2.8 Déplacements des particules.....	72
IV.3.2.9 Contrôle de dépassement.....	72
IV.4 Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre cinq par l'AG et par la méthode PSO.....	73
IV.4.1 Miniaturisation du filtre passe-bas d'ordre cinq par les AGs	74
IV.4.1.1 Représentation des chromosomes	74
IV.4.1.2 Espace de recherche.....	75
IV.4.1.3 Population initiale	75
IV.4.1.4 Fonction objective.....	75
IV.4.1.5 Opérateur de sélection	75
IV.4.1.6 Opérateur de croisement.....	75
IV.4.1.7 Opérateur de mutation	76
IV.4.2 Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre cinq par PSO	76
IV.4.2.1 Représentation de la particule.....	76
IV.4.2.2 Espace de recherche.....	77
IV.4.2.3 Population initiale	77
IV.4.2.4 Fonction objective.....	77
IV.4.2.5 Pbest et Gbest des particules.....	77
IV.4.2.6 Voisinage.....	77
IV.4.2.7 Déplacements des particules.....	78
IV.4.2.8 Contrôle de dépassement.....	78

IV.5 Résultats et discussion	78
IV.5.1 Filtre passe-bas d'ordre trois (03)	78
IV.5.1.1 Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective	78
IV.5.1.2 Effet des générations (itérations) sur la fonction objective	80
IV.5.1.3 Performance du filtre passe-bas d'ordre trois conçu	81
IV.5.1.4 Dimensionnement des filtres passe-bas d'ordre trois	81
IV.5.2 Filtre passe bas d'ordre cinq (05)	83
IV.5.2.1 Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective	83
IV.5.2.2 Effet des générations (itérations) sur la fonction objective	84
IV.5.2.3 Comparaison des performances des filtres passe-bas d'ordre cinq conçus	85
IV.5.2.4 Comparaison des dimensions des filtres passe bas d'ordre cinq (05) conçus	85
IV.6 Conclusion	87

Conclusion générale	88
----------------------------------	-----------

Bibliographie

Liste des figures

Figure I.1. Gabarits des filtres	5
Figure I.2. Filtre en éléments localisé	6
Figure I.3. Identités de Kuroda.....	7
Figure I.4. Élément unitaire.....	8
Figure I.5. Configuration d'une ligne en technologie coplanaire.....	10
Figure I.6. Les champs d'une ligne coplanaire	10
Figure I.7. Configuration des champs électrique et magnétique d'une ligne de transmission triplaqué.....	11
Figure I.8. La géométrie et les champs électromagnétiques de la ligne microruban.....	12
Figure I.9. Topologies des filtres passe-bas	15
Figure I.10. Topologies des filtres passe-bande	16
Figure I.11. Filtres passe haut semi localisés	17
Figure I.12. Filtres coupe bande à bande étroite	18
Figure I.13. Filtres coupe bande à bande étroite avec des résonateurs de forme L	18
Figure I.14. Filtres coupe-bande à base de stubs ouverts	18
Figure I.15. Circuits prototype du filtre passe bas.....	20
Figure I.16. Paramètres de la réponse du filtre de Butterworth.....	21
Figure I.17. Paramètres de la réponse du filtre de Tchebychev	22
Figure I.18. Paramètres de la réponse d'un filtre elliptique.	23
Figure II.1. Classification des méthodes d'optimisation	28
Figure II.2. Constitution de la population	31
Figure II.3. Organigramme de l'algorithme génétique.....	31
Figure II.4. Codage.....	33
Figure II.5. Méthode de sélection de loterie biaisée.....	33
Figure II.6. Méthode de sélection par tournois.....	34
Figure II.7. Les différents schémas de croisement.....	35
Figure II.8. Mutation	35
Figure II.9. Voisinage social et géographique.....	38
Figure II.10. Déplacement d'une particule.....	39
Figure II.11. Organigramme général de la PSO	26
Figure III.1. Filtre prototype passe-bas	44
Figure III.2. Dimensionnement du filtre passe-bas synthétisé par la technique de Butterworth.....	45
Figure III.3. Modélisation du filtre passe-bas	45
Figure III.4. Schéma équivalent	45
Figure III.5. Réponse fréquentielle d'un filtre passe bas.....	47
Figure III.6. Etapes de synthèse des filtres passe-bas microruban par les algorithmes génétiques.....	49
Figure III.7. Organigramme de synthèse des filtres microruban passe-bas par la méthode PSO.....	51
Figure III.8. filtre passe-bande à des résonateurs couplés en parallèles.....	52
Figure III.9. Dimensionnement du filtre passe-bande	53
Figure III.10. Constitution du filtre passe-bande.....	54
Figure III.11. Deux filtres passe-bande conçus par les AGs et leurs erreurs.....	55
Figure III.12. Effet du nombre de générations sur l'erreur minimale (AG).....	56
Figure III.13. Effet du nombre de itérations sur l'erreur minimale (PSO).....	56
Figure III.14. Performances des filtre passe-bas	57
Figure III.15. Dimensionnement des filtres passe bas.....	58
Figure III.16. Effet des générations sur l'erreur minimale (AG).....	59
Figure III.17. Effet des itérations sur l'erreur minimale (PSO).....	59

Figure III.18. Performance des filtres passe-bande	60
Figure III.19. Dimensionnement des filtres passe-bande	61
Figure IV.1. Dimensionnement du filtre passe-bas synthétisé par la technique de Butterworth.....	65
Figure IV.2. Organigramme de l'application de l'AG à la miniaturisation du filtre passe-bas.....	69
Figure IV.3. Organigramme de l'application de la PSO à la miniaturisation du filtre passe-bas	73
Figure IV.4. Filtre passe-bas d'ordre cinq à saut d'impédance	73
Figure IV.5. Dimensionnement du filtre passe-bas synthétisé par la méthode de Tchebychev	74
Figure IV.6. Effet des fonctions erreurs et dimensionnement du filtre sur la fonction objective – Les AGs.....	79
Figure IV.7. Effet des fonctions erreurs dimensionnement du filtre sur la fonction objective – Méthode PSO	79
Figure IV.9. Convergence vers l'optimum - Les AGs	80
Figure IV.9. Convergence vers l'optimum - Méthode PSO	80
Figure IV.10. Coefficients de transmission et de réflexions du filtre passe-bas d'ordre trois conçu	81
Figure IV.11. Dimensionnement des filtres passe-bas	82
Figure IV.12 . Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective – Les AGs	83
Figure IV.13. Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective – Méthode PSO	83
Figure IV.14. Convergence de l'algorithme vers l'optimum (AG).....	84
Figure IV.15. Convergence de l'algorithme vers l'optimum (PSO).	84
Figure IV.16. Comparaison des coefficients de transmission et de réflexion obtenus par les différents algorithmes.	85
Figure IV.17. Dimensionnements des filtres passe-bas.....	86

Liste des tableaux

Tableau I.1. Transformations de Richard.....	7
Tableau IV.1. Les dimensions des filtres passe-bas d'ordre trois conçus par les différentes méthodes..	82
Tableau IV.2. Les dimensions des filtres passe bas d'ordre cinq.....	86

Liste des des abréviations et notations

- f_p : Fréquence de bande passante
 f_a : Fréquence de bande atténuée
 A_p : Ondulation dans la bande passante
 A_a : Ondulation dans la bande atténuée
 λ : Longueur d'onde
 L : Inductance
 C : Capacité
 R : Résistance
 G : Réactance
 β_g : **Constante** de propagation
 v_g : Vitesse de phase
 Ω : Fréquence normalisé
 ω : Pulsation
 X_L : Réactance de L
 B_L : Susceptance de C
 θ : Longueur électrique
TiO₂ : Oxyde de Titane
SAW : Surface Acoustic Waves
BAW : Bulk Acoustic Waves
LiNbO₃ : Niobate de Lithium
TEM : Transverse electromagnetic wave
 Z_c : Impédance caractéristique
 ϵ_r : Permittivité
 P_{pr} : Fonction d'atténuation
CAO : Conception assistée par ordinateur
MEF : Méthode des éléments finis
MoM : Méthode des moments
FDTM : Méthode des différences finies
AG : Algorithme Génétique
PSO : Particle Swarm Optimization
 v_i : La vitesse de la particule i
 w : Le poids inertiel
 c_j : Paramètre d'accélération
rand : Numéro aléatoire entre 0 et 1
 x_i : La position de la particule i , à l'itération t
 P_i : Meilleur position de la particule i
 P_g : Meilleur position dans le group
Iter : Itération
 W : Largueur de la ligne microruban
 t : Hauteur de ruban
 h : Hauteur du substrat

g_n : Valeur normalisé de (C ou L)
 S_{21} : Coefficient de transmission
 S_{11} : Coefficient de reflèxion

Introduction générale

Introduction générale

Ces dernières années, le domaine des micro-ondes a connu un grand progrès technologique et une forte demande. Le domaine de l'application touche aujourd'hui différents secteurs allant des applications grand public comme la télévision, la téléphonie mobile, la radiodiffusion et les systèmes d'alarmes et de sécurité, à des applications professionnelles de haute précision comme les systèmes de navigation, de télédétection, de médecine et de santé [1-2]. La plupart de ces domaines se basent sur des systèmes de télécommunication qui sont constitués par un ensemble de dispositifs ou de circuits électroniques, comme les antennes, les filtres, les amplificateurs,..etc.

Les filtres jouent un rôle très important dans les systèmes de télécommunication. Ils sont utilisés pour séparer ou combiner différentes fréquences.

Les applications émergentes, dans le domaine de micro-ondes, continuent à solliciter des filtres avec des exigences plus strictes, de haute performance, de plus petite taille, d'un poids plus léger, et d'un coût réduit.

Selon les exigences et les spécifications, les filtres micro-ondes peuvent être conçus comme des circuits à éléments localisés ou distribués ; ils peuvent être réalisés dans divers structures de lignes de transmission, telles que : des guides d'ondes, des lignes coaxiales, des lignes coplanaires et des lignes micro-rubans.

Dans ces dernières années, les filtres micro-ondes à base de structures micro-ruban représentent la classe la plus répondeuse, en termes de coût de réalisation afin de faciliter l'intégration avec les autres dispositifs. La conception de ces filtres se fait généralement à l'aide des procédures connues. En effet, en premier lieu, le gabarit du filtre est défini (passe-bas, passe-bande,..etc.). Ensuite, la détermination des valeurs du filtre prototype, par l'utilisation des méthodes d'approximation comme la méthode de Butterworth ou Tchebychev, sera effectuée. L'étape suivante comporte le choix de la topologie d'implémentation (Saut d'impédance, stub,..etc.). Elle donne des résultats insuffisants en termes de réponse fréquentielle, duquel on peut citer par exemple l'existence de pertes dans la bande passante de la réponse fréquentielle [1-3].

Plusieurs travaux ont été menés par les chercheurs pour la conception des filtres à haute performance, de petites tailles avec un coût de réalisation réduit [4-6]. L'un des outils fréquemment utilisé lors de la conception des filtres, est celui de la conception assistée par ordinateur. Cette dernière représente, aujourd'hui, une solution concurrente pour les

simulateurs électromagnétiques. Il est recommandé de développer des méthodes de conception simples, efficaces par adéquation avec les outils de calculs disponibles. Ces méthodes existent depuis la plus haute antiquité par utilisation de diverses topologies des filtres élaborés et présentés dans plusieurs ouvrages [1,2,7,8]. Cette double problématique (topologie de filtre - méthode de synthèse associée) reste encore un axe de recherche très vierge (disposition des outils de conception fiables) du fait de la mise à disposition d'outils simples et efficaces pour la conception de dispositif haute fréquence pour les concepteurs de circuits à microélectronique classique (basse fréquence) [9].

Récemment, on a constaté l'application de nouvelles méthodes, basées sur le concept de l'intelligence artificielle s'inspirant de l'évolution biologique et génétique des espèces vivantes ou de phénomènes naturels, dans des domaines variés. Ces méthodes montrent une grande fiabilité dans la résolution des problèmes d'optimisation [10,11]. C'est justement dans ce cadre que s'inscrit ce travail de Doctorat.

En effet, nous présentons, par ce modeste travail, l'application de l'optimisation par les méthodes métaheuristiques, pour la synthèse et la miniaturisation des filtres micro-ondes et ce dans le but de minimiser les pertes sur la réponse fréquentielle et réduire ensuite les dimensions des filtres.

Deux algorithmes de l'intelligence artificielle ont été appliqués à savoir :

- Les algorithmes génétiques.
- L'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO Particle swarm optimization).

Les structures microrubans ont été adoptées comme implémentation matérielle des filtres optimisés.

Pour se faire, le manuscrit de la thèse a été structuré autour de quatre (04) chapitres répartis comme suit :

Dans le premier chapitre, nous commençons par l'exposition de quelques généralités sur les filtres micro-ondes et les technologies des filtres ainsi que les principales topologies des filtres planaires. A la dernière section de ce chapitre, nous montrerons les méthodes de synthèse et de simulation des filtres.

Le deuxième chapitre expose un aperçu sur les méthodes d'optimisation, l'historique, le mode de fonctionnement des algorithmes génétiques ainsi que la méthode d'optimisation par essaim de particules.

Le troisième chapitre sera consacré à l'application des algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim de particules aux problèmes d'optimisation de deux filtres microruban donnés comme suit :

-Un filtre passe-bas d'ordre cinq (5) à saut d'impédance de fréquence de coupure 5 GHz et d'ondulation maximale dans la bande passante de 3.01 dB.

-Un autre filtre passe-bande d'ordre trois (3) à des résonateurs couplés en parallèles de fréquence centrale égale à 6 GHz et d'ondulation maximale dans la bande passante de 0.1 dB.

Le quatrième chapitre sera consacré à la miniaturisation de deux filtres passe-bas à saut d'impédance, par les algorithmes génétiques et la méthode d'optimisation par essaim de particules. En effet, le premier est un filtre d'ordre trois de fréquence de coupure 1 GHz et d'ondulation maximale dans la bande passante de 0.1dB. Le second est un filtre d'ordre cinq (5), de fréquence de coupure égale à 0.862 GHz et d'ondulation maximale dans la bande passante de 1 dB.

Enfin, nous terminerons notre travail par une conclusion générale et des perspectives pour les travaux à venir.

Chapitre I

Généralités sur les filtres micro-ondes et
les méthodes de synthèse

Chapitre I Généralités sur les filtres micro-ondes et les méthodes de synthèse

I.1. Introduction

Les filtres micro-ondes jouent un rôle essentiel dans les systèmes de télécommunication modernes. Ils permettent à de nombreuses applications (audio, vidéo, instrumentation, radars, ...etc) de se partager et d'utiliser mieux la ressource limitée qui est le spectre, en permettant notamment de réduire le brouillage des systèmes les uns par rapport aux autres [12-13].

Le filtrage d'un signal est une opération délicate qui consiste à maîtriser ce dernier dans une bande de fréquence donnée, par sélection des bandes passantes et par isolation des bandes atténuées.

Dans ce chapitre, nous présentons des généralités sur la théorie des filtres micro-ondes, leurs technologies de réalisations et leurs topologies ainsi que les méthodes de synthèse utilisées pour la conception de ce type de filtres.

I.2. Généralités sur les filtres micro-ondes

I.2.1. Définition d'un filtre micro-onde

Le filtre micro-onde est un composant permettant d'atténuer certaines composantes d'un signal sur une bande de fréquence en laissant le passage à d'autres. Il se base sur le couplage, entre plusieurs cellules résonantes, qui forment finalement un certain gabarit en termes de pertes de transmission et de réflexion [7]. Le filtre est caractérisé physiquement par ses caractéristiques telles que sa dimension, son poids, et son fonctionnement par fonction du transfert ou de filtrage.

I.2.2. Catégories des filtres

Suivant la position de la bande passante et des bandes atténuées dans la réponse en fréquence, les filtres peuvent être classés en quatre catégories : passe-bas, passe-haut, passe-bande et coupe-bande.

Les spécifications d'un filtre sont généralement données à partir d'un gabarit, qui renseigne sur le type du filtre et les caractéristiques électriques auxquelles il doit répondre (fréquence centrale, bande passante, niveau de réjection dans les bandes atténuées, niveau des pertes d'insertion, la platitude dans la bande).

La figure I.1 présente les gabarits des filtres avec leurs réponses en amplitude [7] :

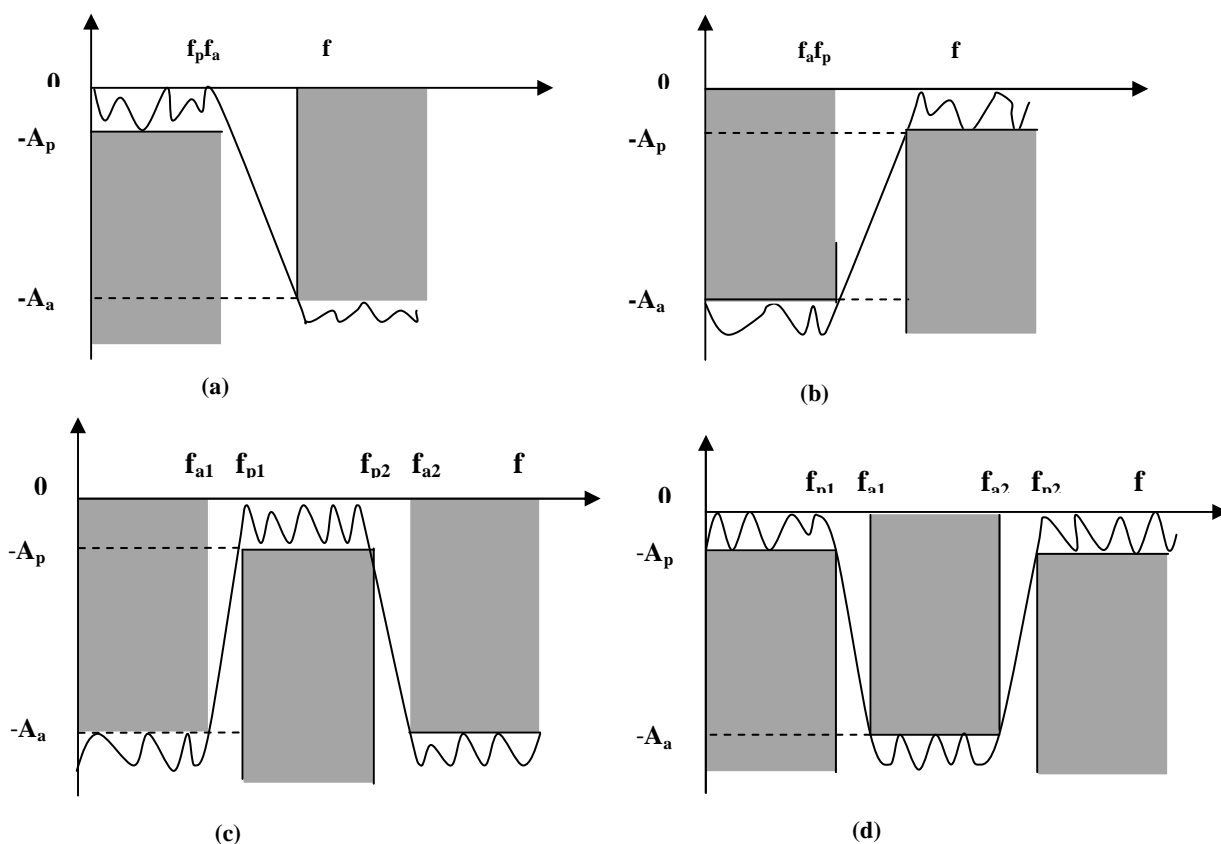


Figure. I.1. Gabarits des filtres : (a) passe-bas, (b) passe-haut, (c) passe-bande et (d) coupe-bande

f_p : fréquence de bande passante, f_a : fréquence de bande atténuée, A_p : Ondulation dans la bande passante, A_a : Ondulation dans la bande atténuée .

I.2.3. Constitution du filtre

Les filtres sont constitués généralement par des capacités et des inductances comme l'indique la figure I.2 .

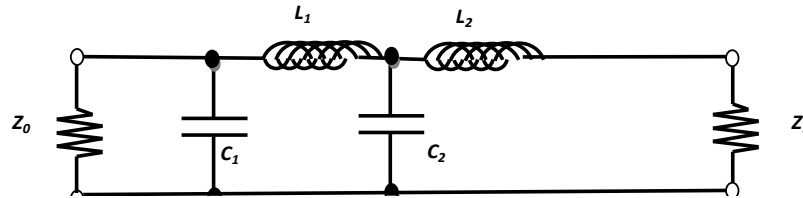


Figure. I.2 Filtre en éléments localisés[1]

Ces filtres en éléments localisés (C et L) ne peuvent pas être implantés directement dans le domaine micro-ondes tant que les valeurs des composants sont faibles. En effet, la disponibilité des éléments localisés est très limitée dans ce domaine [8]. Il est donc nécessaire de transformer ces éléments en éléments distribués (tronçons de ligne, cavités, ... etc.) pour pouvoir réaliser les filtres micro-ondes.

Pour transformer les éléments localisés en éléments distribués, il existe deux outils, qui sont la transformation de Richard et l'identité de Kuroda[2].

I.2.4. Transformation de Richard

Une ligne de transmission peut être assimilée à un circuit résonant en fonction de sa longueur et sa charge (en circuit ouvert ou en court-circuit).

Afin de convertir les éléments localisés en lignes de transmission équivalentes, l'équivalence L, C peut se faire en utilisant la transformation de Richard donnée comme suit [2]:

$$\Omega = \tan(\beta_g l) \quad (I.1)$$

β_g est la constante de propagation donnée par :

$$\beta_g = 2\pi/\lambda_g = \omega/v_g \quad (I.2)$$

v_g est la vitesse de phase.

La transformation de Richard est donc une transformation en fréquence du plan des ω au plan des Ω (plan du prototype passe-bas normalisé).

Ainsi :

$$Z_L = jX_L = j\Omega L = jL \tan(\beta_g l) \quad (I.3)$$

$$Y_L = jB_L = j\Omega C = jC \tan(\beta_g l) \quad (I.4)$$

Avec jX_L est la réactance de L et jB_L est la susceptance de C .

Le tableau I.2 présente un résumé des équivalences issues de la transformation de Richard.

	$l = \frac{\lambda}{8}$	$l = \frac{\lambda}{4}$	$l = \frac{\lambda}{2}$
<p>court circuit</p>	$L = \frac{Z_0}{\omega_0}$	$L\omega_0 = \frac{1}{C\omega_0}$ $= \frac{4Z_0}{\pi}$	$L\omega_0 = \frac{1}{C\omega_0}$ $= \frac{2Z_0}{\pi}$
<p>circuit ouvert</p>	$C = \frac{1}{Z_0\omega_0}$	$L\omega_0 = \frac{1}{C\omega_0}$ $= \frac{4Z_0}{\pi}$	$L\omega_0 = \frac{1}{C\omega_0}$ $= \frac{\pi Z_0}{4}$

Tableau. I.1. Transformations de Richard

I.2.5. Identités de Kuroda

L'identité de Kuroda utilise des sections de ligne de transmission redondantes pour faciliter l'implémentation des filtres micro-ondes en effectuant les opérations suivantes [2]:

- ✓ La séparation physique des stubs ;
- ✓ La transformation des stubs séries en stubs parallèles ;
- ✓ La modification des valeurs des impédances caractéristiques.

La figure I.3 présente les identités de Kuroda.

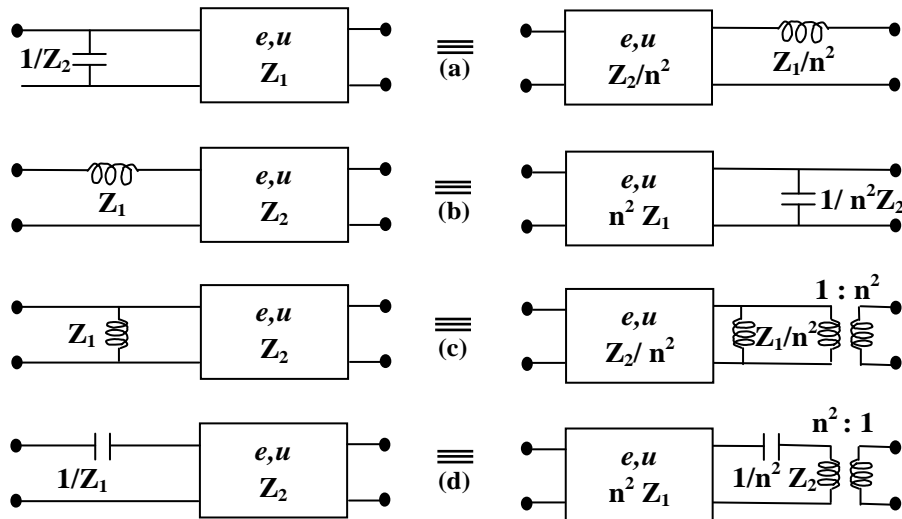


Figure .I.3. Identités de Kuroda

Avec : $n=1+Z_2/Z_1$

La figure I.4 illustre l'équivalence d'un élément unitaire d'impédance caractéristique Z_0 et de longueur électrique θ .

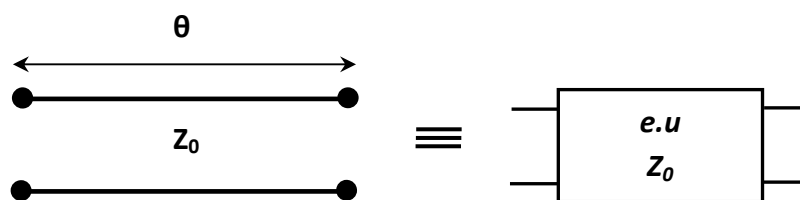


Figure.I.4. Élément unitaire

La matrice ABCD de l'élément unitaire est donnée par:

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{1-t^2}} \begin{bmatrix} 1 & Z_0 t \\ t/Z_0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{I.5})$$

$$t = j \tan \theta \quad (\text{I.6})$$

I.2.6 Différentes technologies des filtres micro-ondes passifs

Aujourd'hui, il existe plusieurs technologies pour l'implémentation physique des filtres micro-onde dont chacune aura des caractéristiques, en termes de complexité, de coût et de performances électriques rendant ainsi son utilisation particulièrement adaptée à des applications spécifiques.

Nous présentons dans la section suivante les caractéristiques principales de technologies les plus fréquemment utilisées pour concevoir des filtres micro-ondes passifs qui sont les technologies volumiques, acoustiques et planaires.

I.2.6.1. Filtres passifs volumiques

Les filtres volumiques sont conçus pour assurer le filtrage à bande étroite. Ce sont les seuls capables de conduire à de très faibles bandes passantes dans une température ambiante. Selon la base de la conception, les filtres volumiques sont classés en trois catégories : les filtres à résonateurs diélectriques, à guide d'ondes et à cavités métalliques [14-15].

I.2.6.2. Filtres à ondes acoustiques

Il existe deux catégories des filtres à ondes acoustiques : les filtres à ondes acoustiques de surface (SAW : Surface Acoustic Waves), et les filtres à ondes acoustiques de volume (BAW : Bulk Acoustic Waves).

Le principe des filtres à ondes acoustiques est l'utilisation de la piézo-électricité propre à certains matériaux comme le Niobate de Lithium (LiNbO_3). Ces matériaux permettent de

convertir une oscillation électrique en oscillation mécanique et la transduction inverse permet de récupérer le signal électrique.

Les signaux mécaniques se propagent à une vitesse 10^{-5} fois moins que les signaux électriques dans les résonateurs. Cela se traduit par une réduction importante du poids et d'encombrement des résonateurs.

Les caractéristiques des matériaux utilisés pour la conception de ces filtres influent fortement sur leur fonctionnement. Par conséquent, le développement de ces dispositifs nécessite des étapes d'ajustement technologiquement complexes.

Ces filtres sont facilement intégrables et des concurrents potentiellement prometteurs pour définir des applications multistandards, notamment pour les systèmes de téléphone mobile [16].

I.2.6.3. Filtres planaires

Compte tenu des problèmes des technologies précédentes (encombrement et poids des technologies volumiques, limitations en fréquence de la technologie SAW...etc) les concepteurs de filtres se sont conduits vers les technologies planaires. Les filtres planaires sont caractérisés par une parfaite intégration aux autres circuits électroniques, une grande reproductibilité, et le faible encombrement [1,17]. Ces filtres endurent de quelques points faibles aux ondes millimétriques, telles que les pertes par rayonnement ou les pertes diélectriques qui s'accroissent avec la fréquence. Actuellement, la solution à ce problème existant se résume par l'adoption de nouvelles technologies (supraconductivité, micro-usinage, multicouches, suspendue, technologie hybride passif / actif,...) afin d'améliorer les performances électriques des filtres planaires et favoriser de plus leurs montées aux fréquences en GHz.

Les structures planaires sont actuellement indispensables dans la conception des dispositifs micro-ondes. Or, plusieurs types de structures ont été envisagés par les recherches et la technologie planaire reste toujours la plus nécessaire puisqu'elle permet une meilleure intégration des composants avec une diminution de l'encombrement des différents dispositifs [1,2]. Dans ce qui suit, nous présenterons les différentes technologies des filtres planaires.

I.2.6.3.1. Technologie coplanaire

La technologie coplanaire est composée d'un plan de masse déposé sur une seule face du substrat. Dans cet assemblage, le conducteur (ruban métallique) est délimité par deux fentes parallèles comme le montre la figure I.5 [18-19].

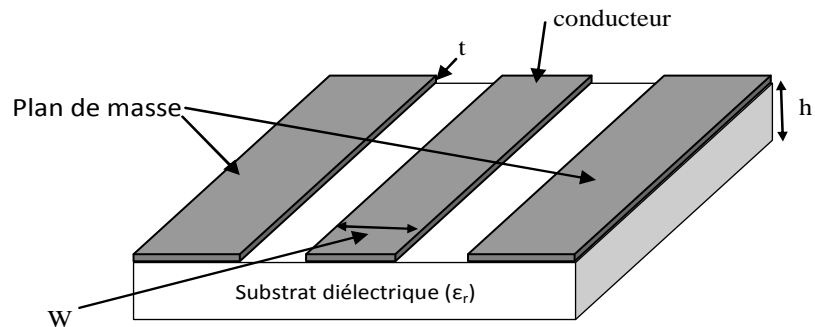


Figure I.5. Configuration d'une ligne en technologie coplanaire

L'intérêt de cette technologie demeure dans la compacité des circuits et la facilité de la réalisation. En effet, les trous métallisés ne sont pas indispensables pour réaliser des courts-circuits, et il est possible de reporter facilement des composants discrets, connectés en série ou en parallèle. Le principal inconvénient de cette technologie, est la difficulté de garder un mode TEM sur l'ensemble du circuit. En conséquence, la présence de deux plans de masse et d'un conducteur fait apparaître deux modes de propagation possibles, le premier quasi-TEM (impair) recherché et le second TEM (pair) non désiré comme l'illustre la figure I.6).

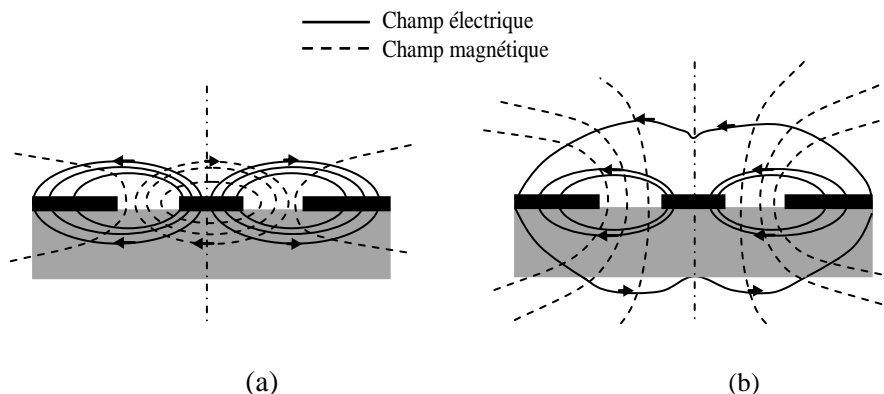


Figure I.6. Les champs d'une ligne coplanaire : (a) mode impair, (b) mode pair.

Il est assez difficile d'avoir des modèles décrivant précisément les phénomènes rencontrés dans cette configuration du fait que les bibliothèques des logiciels sont assez pauvres en modèles coplanaires. Cependant, les performances électriques sont atteintes avec cette technologie, elles sont de l'ordre de grandeur avec celles atteintes avec d'autres technologies planaires comme la technologie microruban.

I.2.6.3.2. Technologie Triplaque

La technologie Triplaque consiste à utiliser un ruban métallique noyé dans un substrat sur les faces duquel sont situés des plans de masse (figure I.7). Cette

technologie Triplaque peut être symétrique (la ligne de transmission est située au milieu des deux plans de masses) ou asymétrique. Comme dans le cas de la technologie coplanaire, il y a trois (03) conducteurs donc deux modes différents pouvant exister, ou un seul qui est exploitable, c'est pourquoi il est nécessaire de relier les deux plans de masse par des trous métallisés afin d'empêcher le mode parasite de s'installer.

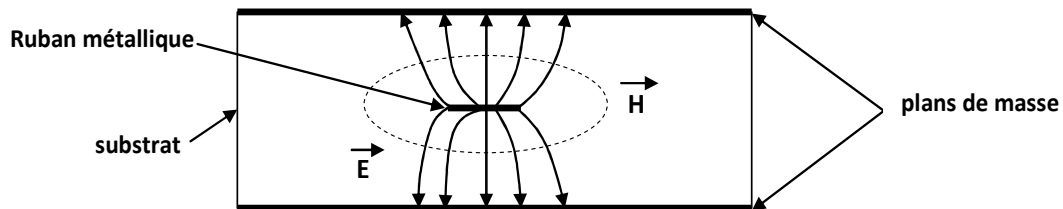


Figure I.7. Configuration des champs électrique et magnétique d'une ligne de transmission Triplaque

Cette technologie permet de réaliser des circuits compacts à raison de la permittivité élevée sur l'ensemble de la structure. Les circuits Triplaques sont bien isolés des parasites électromagnétiques grâce aux plans de masses situés sur les faces supérieures et inférieures du substrat. De plus, il n'y a pas de pertes par rayonnement. Les inconvénients majeurs rencontrés par cette technologie, touchent les dispersions technologiques qui renferment un impact fort sur la réponse électrique en raison de l'immersion totale de la ligne dans le substrat [20].

I.2.6.3.3. Technologie microruban

La technologie microruban occupe aujourd'hui une place privilégiée dans la conception de circuits micro-ondes passifs tels que les filtres. En effet, il est facile de concevoir des résonateurs ayant des performances intéressantes avec des dimensions réduites en jouant sur les dimensions des lignes. La géométrie d'une ligne microruban est montrée sur la figure I.8(a). Elle est composée d'un ruban métallique situé sur la face supérieure d'un substrat diélectrique, le plan de masse étant situé sur la face inférieure. Les lignes de champs électromagnétiques de la ligne microruban sont situées généralement dans le substrat diélectrique et une fraction des champs dans l'air (figure I.8(b)). Le champ dans une ligne microruban n'est pas un champ TEM pur, mais il forme une onde TM-TE hybride. Toutefois, dans les applications micro-ondes, l'épaisseur du substrat diélectrique est très fine ($t \ll \lambda$), d'où la notation par champ quasi-TEM.

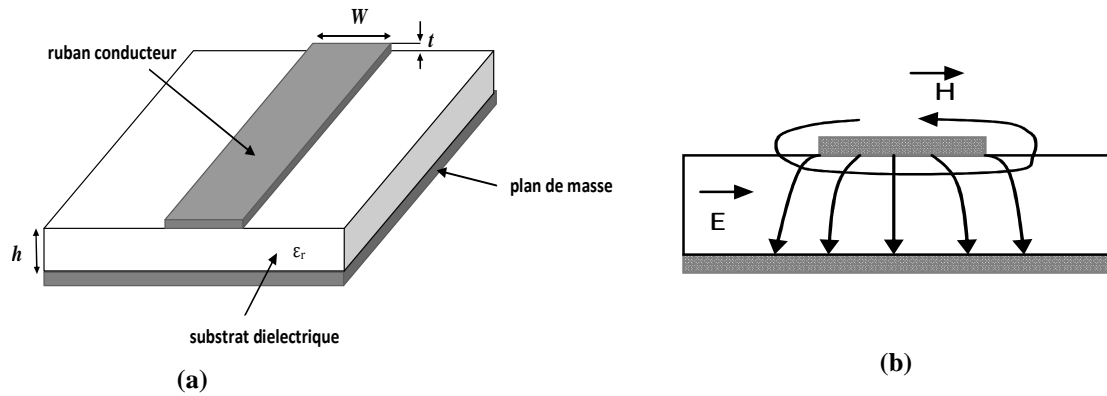


Figure I.8 : (a) La géométrie d'une ligne microruban, (b) Les champs électromagnétiques de la ligne microruban

Les principaux paramètres qui caractérisent la structure microruban sont la permittivité ϵ_r les paramètres géométriques W, t et h (généralement $0.1 \leq W/h \leq 10$). La permittivité est choisie souvent élevée pour concentrer le champ électromagnétique et réduire les pertes par rayonnement.

(a) **Caractéristiques de la ligne microruban dans l'approximation quasi statique**

- **Permittivité effective**

Hammerstad et Wheeler ont établi des formules pour le calcul de la permittivité effective ϵ_{re} [21] :

Pour $W/h \leq 1$:

$$\epsilon_{re} = \frac{\epsilon_r + 1}{2} + \frac{\epsilon_r - 1}{2} \left\{ \left(1 + 12 \frac{h}{W} \right)^{-0.5} + 0.04 \left(1 - \frac{W}{h} \right)^2 \right\} \quad (I.7)$$

Pour $W/h \geq 1$:

$$\epsilon_{re} = \frac{\epsilon_r + 1}{2} + \frac{\epsilon_r - 1}{2} \left(1 + 12 \frac{h}{W} \right)^{-0.5} \quad (I.8)$$

- **Impédance caractéristique**

Il est réalisable de déterminer l'impédance caractéristique de la ligne microruban à partir de la permittivité effective précédente :

Pour les bandes telles que : $W/h < 1$

$$Z_c = \frac{\eta}{2\pi\sqrt{\epsilon_{re}}} \ln \left(\frac{8h}{W} + 0.25 \frac{W}{h} \right) \quad (I.9)$$

Pour les bandes telles que : $W/h > 1$

$$Z_c = \frac{\eta}{\sqrt{\epsilon_{re}}} \left\{ \frac{W}{h} + 1.393 + 0.677 \ln \left(\frac{W}{h} + 1.444 \right) \right\}^{-1} \quad (\text{I.10})$$

(b) SYNTHÈSE DE W/h

Les expressions approximatives pour W/h en termes de Z_c et ϵ_r , dérivées par Wheeler et Hammerstad [21], sont données comme suit :

Pour $W/h \leq 2$:

$$\frac{W}{h} = \frac{8 \exp(A)}{\exp(2A) - 2} \quad (\text{I.11})$$

avec :

$$A = \frac{Z_c}{60} \left\{ \frac{\epsilon_r + 1}{2} \right\}^{0.5} + \frac{\epsilon_r - 1}{\epsilon_r + 1} \left\{ 0.23 + \frac{0.11}{\epsilon_r} \right\} \quad (\text{I.12})$$

Pour $W/h \geq 2$:

$$\frac{W}{h} = \frac{2}{\pi} \left\{ (B-1) - \ln(2B-1) + \frac{\epsilon_r - 1}{2\epsilon_r} \left[\ln(B-1) + 0.39 - \frac{0.61}{\epsilon_r} \right] \right\} \quad (\text{I.13})$$

Avec :

$$B = \frac{60\pi^2}{Z_c \sqrt{\epsilon_r}} \quad (\text{I.14})$$

Ces expressions fournissent les paramètres géométriques avec une précision de 1%. Un facteur de correction s'est introduit, en tenant compte de l'épaisseur de la métallisation t de la bande, pour recalculer une largeur équivalente W_e , un peu plus grande.

$$W_e = W + \frac{t}{\pi} \left[1 + \ln \frac{2x}{t} \right] \quad (\text{I.15})$$

Avec $x=h$ si $W > h/2\pi$

$x=2\pi W$ si $h/2\pi > W > 2t$

Les points forts de la technologie microruban sont la grande simplicité et le faible coût de fabrication. En plus, un mode de propagation bien déterminé est facilement modélisable. Également, les bibliothèques de modèles sont bien fournies, et il est relativement facile de simuler le comportement global des circuits microruban.

Malheureusement, cette technologie microruban présente encore des inconvénients, parmi ceux-ci, la nécessité de réaliser des trous métallisés pour exécuter la mise à la masse.

I.3. Les principales topologies des filtres planaires

Généralement, la conception des filtres microrubans se déroule en deux étapes principales [1]. La première consiste à choisir un prototype passe-bas approprié, le choix du type de réponse, y compris l'ondulation dans la bande passante, et le nombre d'éléments réactifs, qui dépendra des caractéristiques exigées. Les valeurs normalisées des éléments du filtre prototype passe-bas, sont transformées en éléments L-C pour la fréquence de coupure et l'impédance de source désirée. Après avoir effectué la conception d'un filtre approprié en éléments distribués, la prochaine étape principale est de trouver une réalisation adéquate qui rapproche le filtre aux éléments distribués.

Dans cette section, nous nous concentrons sur la seconde étape. Plusieurs topologies planaires seront décrites selon les types de filtres.

I.3.1. Les filtres passe-bas

La figure I.9 montre les principales topologies des filtres passe-bas microruban. Le filtre à saut d'impédance, présenté dans la figure I.9(a), utilise une structure en cascade alternative entre les lignes de transmission à haute impédance et à basse impédance.

Les lignes à haute impédance agissent comme des inductances séries et les lignes à basse impédance agissent comme des condensateurs parallèles [1].

Le filtre passe-bas présenté dans la figure I.9(b), chargé par des stubs ouverts, utilise une structure en cascade alternative entre stubs ouverts et lignes basses impédances.

Le stub ouvert a une impédance caractéristique Z_0 et une longueur physique l qui est plus petite que la longueur de quart d'onde guidé $\lambda_g/4$ [1].

La troisième topologie des filtres passe-bas est le filtre semi localisé contenant des pôles d'atténuation à des fréquences finies. Cette topologie est utilisée pour obtenir un taux de coupure plus pointu. Un prototype de ce type peut avoir une réponse de fonction elliptique. La figure I.9(c) montre un filtre passe-bas à une fonction elliptique qui a deux branches série-résonnantes reliées en parallèle et donnant deux pôles d'atténuation à fréquence finie [1].

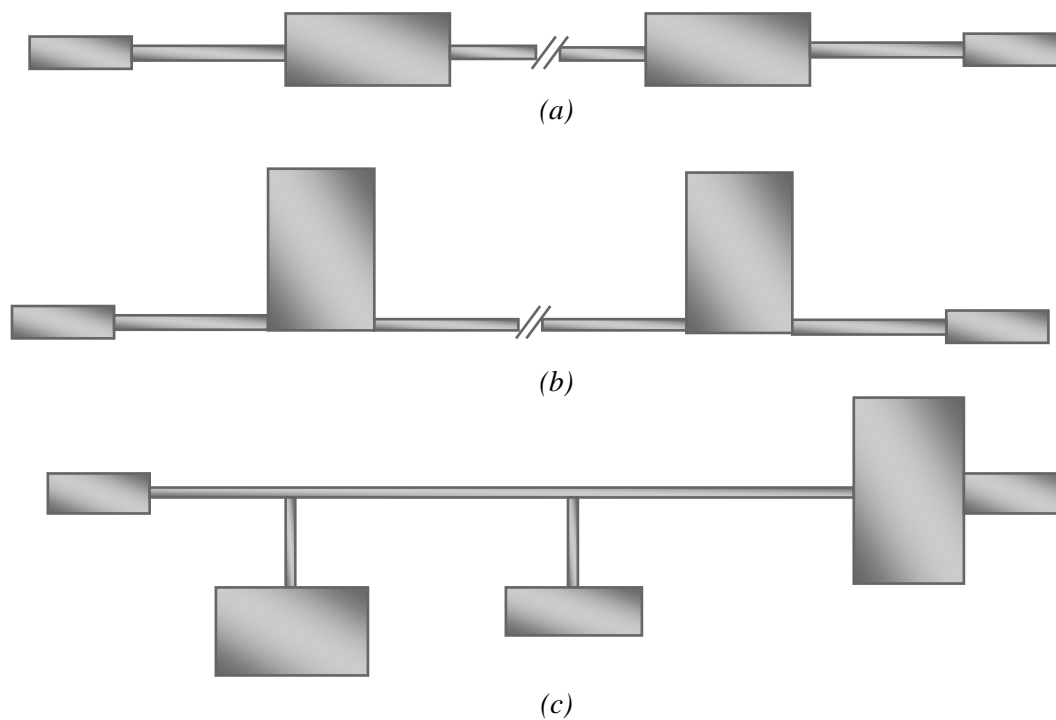


Figure I.9. Topologies des filtres passe-bas. Filtre à saut d'impédance b. Filtres chargés par des stubs ouverts c. Filtre à une fonction elliptique

I.3.2. Filtres passe-bande

La figure I.10 montre les principales topologies des filtres passe-bande microruban. La configuration générale d'un filtre passe-bande microruban d'extrémité couplée est démontrée sur la figure I.10(a). Dans cette figure, on observe que chacune des extrémités du résonateur microruban est ouverte et approximativement en demi-longueur d'onde guidée à la fréquence mi-bande f_0 du filtre passe-bande. Le couplage d'un résonateur à l'autre est assuré par l'espace entre les deux extrémités adjacentes ouvertes, et par conséquent son effet devient capacitif [1,7].

La figure I.10(b) montre une structure générale des filtres passe-bande à des résonateurs couplés en parallèle employant des résonateurs de longueur demi-onde. Ils sont placés de manière à ce que les résonateurs parallèles soient adjacents le long de la moitié de leur longueur. Cet arrangement parallèle donne, relativement, un grand espacement entre les résonateurs. Alors cette structure de filtre est particulièrement commode pour construire des filtres possédant une plus grande largeur de bande par rapport à la structure des filtres microruban d'extrémité couplée [1,7].

La figure I.10(c) montre l'architecture des filtres passe-bande à lignes Hairpin, qui sont des structures compactes. Elles peuvent conceptuellement être obtenues en pliant les filtres des

résonateurs demi-ondes couplés en parallèle, en forme de « U ». Ce type de résonateur de forme « U » est appelé résonateurs Hairpin [1]. Toutefois, pour plier les résonateurs, il est nécessaire de tenir compte de la réduction des longueurs des lignes couplées qui réduisent le couplage entre les résonateurs. En outre, si les deux bras de chaque résonateur hairpin sont étroitement alignés, leur fonctionnement devient en paire de lignes couplées d'elles-mêmes, ce qui peut avoir un effet sur le couplage.

Les filtres passe-bande chargé par des stubs ont la même technique que la précédente. La seule différence réside seulement d'un changement des stubs fermés de $\lambda_g/4$ par des stubs ouverts de $\lambda_g/2$. En comparaison avec le filtre précédent, ce filtre donne le même résultat dans la bande passante. En contrepartie, il donne un meilleur résultat dans la bande coupante [1,7].

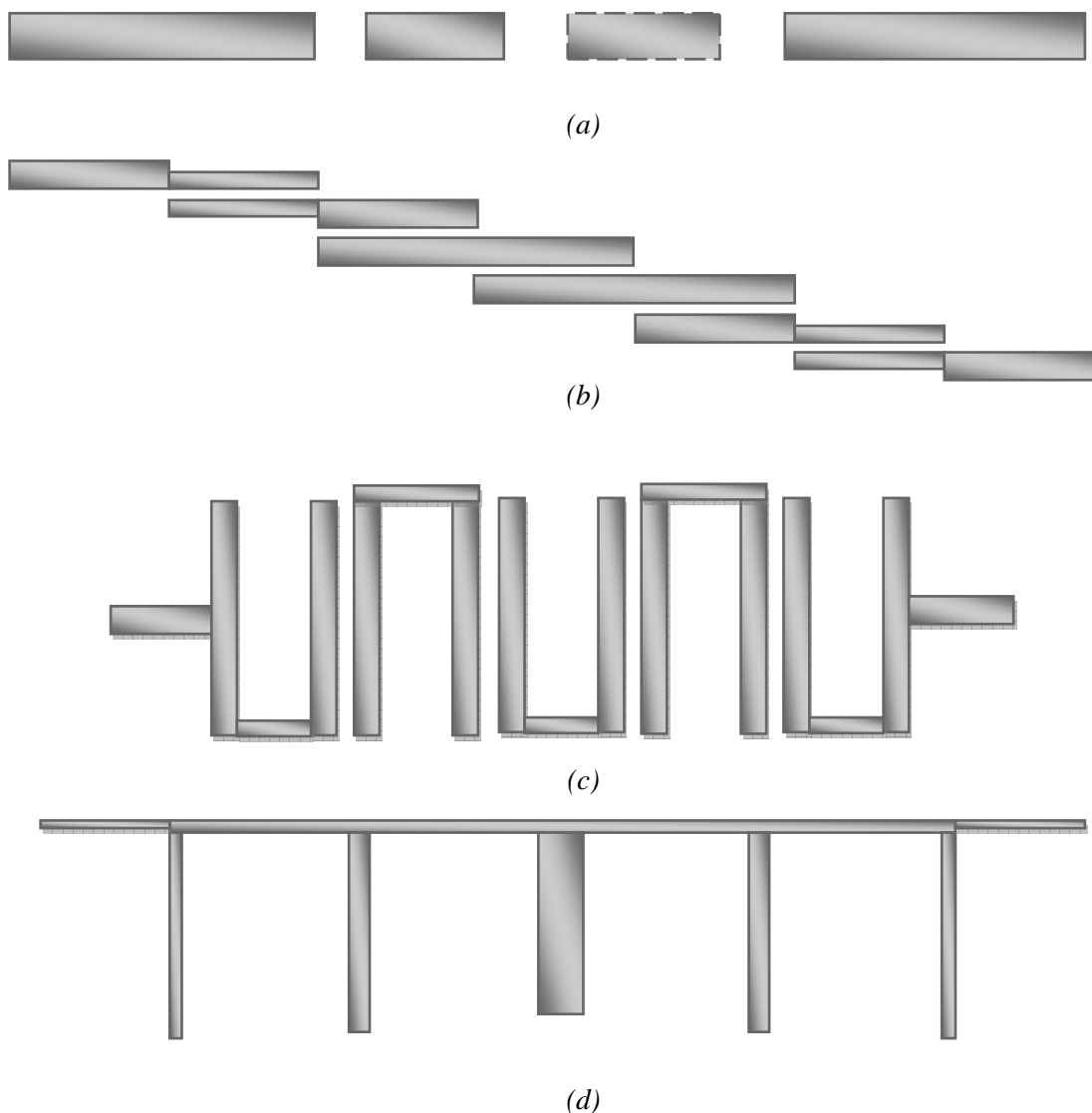


Figure I.10. Topologies des filtres passe-bande a. Filtre d'extrémité-couplée b filtre couplés en parallèle c. Filtres à lignes Hairpin d. Filtres à des stubs ouverts

I.3.3. Filtres passe-haut

Les filtres passe-haut sont construits à partir des éléments semi localisés pouvant être souhaitables pour un grand nombre d'applications, à condition que ces éléments réalisent la bonne approximation que ceux localisés désirés dans la bande de fréquences de fonctionnement [1,7].

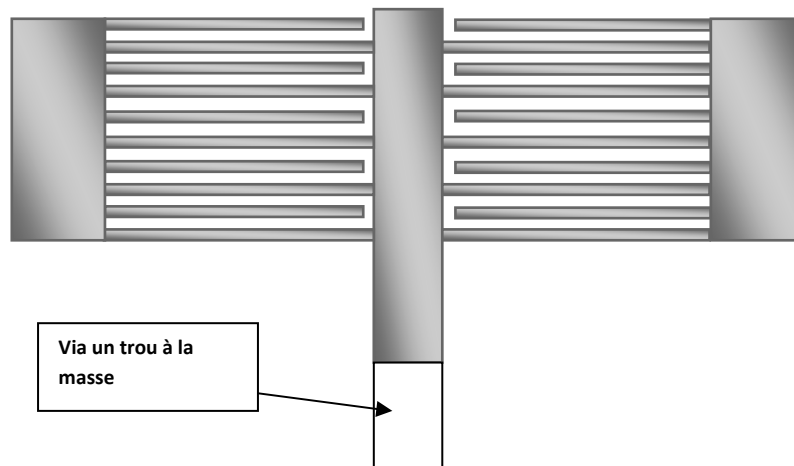


Figure I.11. Filtres passe haut semi localisés

I.3.4. Filtres coupe-bande

Les deux topologies les plus connus des filtres coupe-bande sont présentés dans les figures I.12 et I.13. La 1^{ère} figure montre deux configurations typiques pour les filtres coupe-bande à bande étroite. Sur cette figure, une ligne de transmission principale est électriquement associée aux résonateurs de longueur demi-onde. Sur la figure I.12(b), une ligne de transmission principale est magnétiquement couplée aux résonateurs de longueur demi-onde. Dans une forme hairpin, La figure I.31 illustre une configuration qui est le résultat du mélange entre les deux configurations précédentes [1].

La figure I.13(a) représente un réseau de lignes de transmission pour l'implémentation d'un filtre coupe-bande avec des stubs ouverts de longueur quart d'onde. Ici, les stubs ouverts sont séparés par les éléments unitaires (les lignes de connexion) qui sont des lignes quart-d'onde à la fréquence centrale de la bande coupée [1,7]. La figure I.14(b) présente un filtre coupe-bande à base de stubs ouverts.

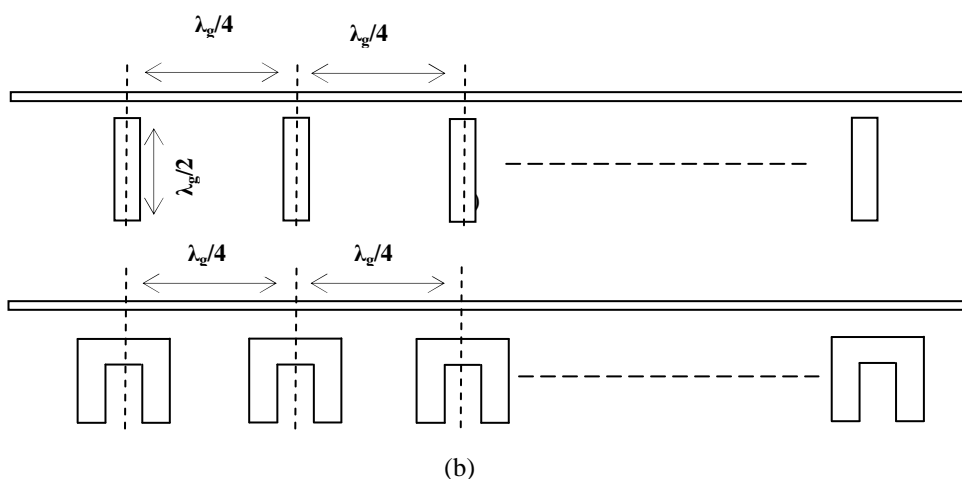


Figure I.12. Filtres coupe bande à bande étroite (a) couplage électrique (b) couplage magnétique

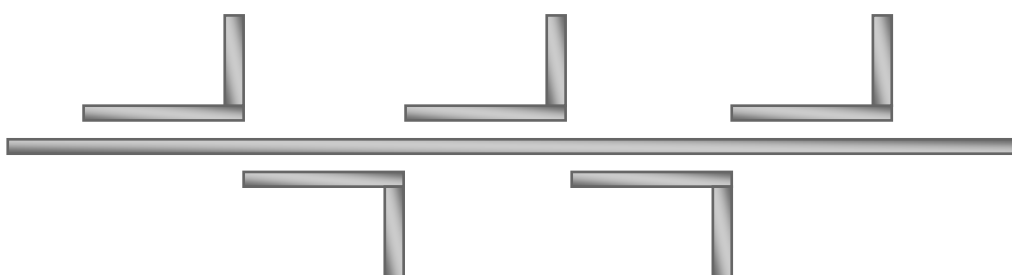


Figure I.13. Filtres coupe bande à bande étroite avec des résonateurs de forme L

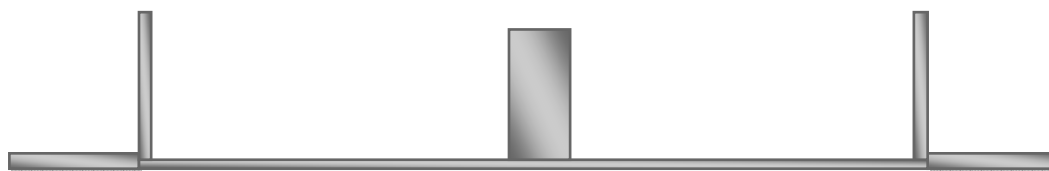


Figure I.14. Filtres coupe-bande à base de stubs ouverts

I.3.5. Critères de choix topologiques et technologiques

Le choix d'une topologie et d'une technologie de réalisation d'un filtre dépend des propriétés électriques et des caractéristiques physiques demandées pour une application spécifique. L'ensemble de ces spécifications est réuni dans le cahier des charges. Ces spécifications sont données comme suit [1,2,15]:

- ✚ De natures électriques :
 - ✓ Fréquence de fonctionnement du filtre ;
 - ✓ Largeur de la bande passante ;
 - ✓ Ondulation dans la bande passante ;
 - ✓ Isolation par rapport aux autres fréquences transmises ;
 - ✓ Réjection hors bande ;

- ✓ Pertes dans la bande passante.
- ✚ De natures physiques :
 - ✓ Encombrement ;
 - ✓ Poids ;
 - ✓ Stabilité mécanique ;
 - ✓ Tenue en puissance ;
 - ✓ Sensibilité à la température ;
 - ✓ Solidité mécanique.
- ✚ De natures économiques :
 - ✓ Coûts liés à la conception, au réglage et à la production.

I.4. Méthodes de synthèse et simulation des filtres

I.4.1. Méthodes de synthèse

Dans cette section, nous présentons les notions de base théoriques de synthèse des filtres micro-ondes. Les deux méthodes les plus connues pour la synthèse des filtres sont : la méthode des paramètres image et celle de la méthode de perte d'insertion [2].

I.4.1.1. Méthode des paramètres image

La méthode des paramètres image a été développée dans les années 1930. Elle est basée sur l'étude des propriétés, en termes de fonction de transfert et des impédances de leurs images, des réseaux élémentaires. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle est basée sur l'hypothèse que le filtre est fermé par les impédances d'images alors qu'en pratique, le filtre est le plus souvent fermé par des résistances pures.

Par conséquent, plusieurs facteurs de correction ont été utilisés et les réseaux d'adaptation deviennent indispensables pour assurer le bon fonctionnement du filtre final. De plus, beaucoup de problèmes de conception de filtre ne peuvent pas être résolus par cette méthode avec un minimum d'éléments de circuit [2].

I.4.1.2. Méthode de perte d'insertion

La méthode de perte d'insertion est largement utilisée puisqu'elle présente l'avantage de prendre en compte le gabarit du filtre passe-bas normalisé. C'est la méthode la plus utilisée pour la conception des filtres et elle est à la base de plusieurs simulateurs micro-ondes [2]. Dans la méthode des pertes d'insertion, la réponse d'un filtre est représentée par sa fonction de perte, qui a la forme suivante :

$$P_{pr} = 1 + \frac{M(\omega^2)}{N(\omega^2)} \quad (\text{I.16})$$

Où ω est la pulsation, M et N sont des polynômes réels.

Premièrement, cette fonction sera assimilée à des fonctions d'approximations (Butterworth, Tchebychev..., etc.). Dans un second temps, un prototype du filtre passe-bas, composé d'éléments localisés (L et C) est défini. La conception de tous les autres types de filtre (passe-bas, passe haut, passe bande ou coupe bande) sera basée sur ce prototype passe-bas, dont lequel quelques transformations nécessaires seront effectuées (transformation d'impédance et de fréquence). Les deux schémas possibles du filtre prototype passe-bas sont présentés dans la figure I.15. Ils sont composés alternativement par des capacités parallèles et des inductances en séries. L'ordre du filtre imposera le nombre de composants du prototype. Les éléments (g_n) du filtre prototype sont normalisés par rapport à l'impédance de source ($g_0=1$) et par rapport à la pulsation de coupure ($\omega_c = 1$). Dans la plupart des cas, l'impédance de charge est supposée égale à l'impédance de source $g_{n+1}=g_0=1$.

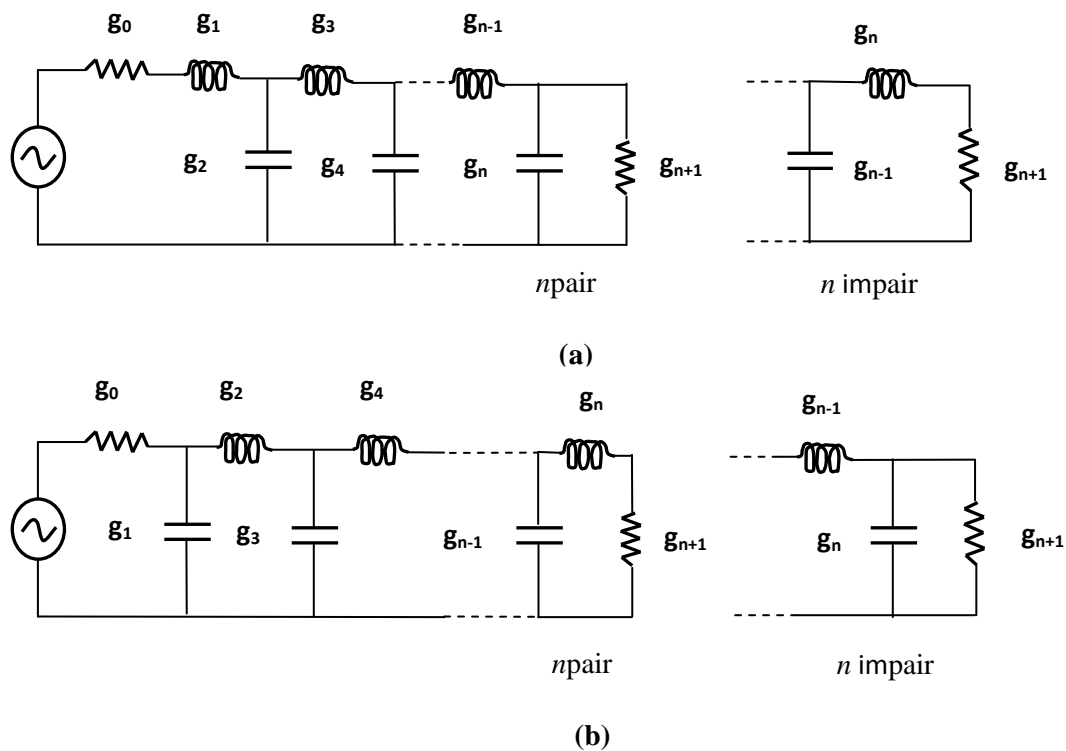


Figure I.15. Circuits prototype du filtre passe bas : (a) commençant par une self série (b) commençant par une capacité parallèle.

I.4.2. Les fonctions d'approximations

La première étape dans la conception des filtres est la recherche d'une fonction de transfert qui approche le mieux les caractéristiques imposés par le gabarit du filtre passe-bas normalisé. L'étape suivante est la transposition du schéma électrique, obtenu par une technologie de réalisation propre, au domaine des hyperfréquences (guide d'onde, câble coaxial, ligne microruban). Lorsque le support de propagation est choisi, il est nécessaire de déterminer les dimensions physiques de la structure de filtrage envisagée en vue de sa

réalisation. Les fonctions de transfert les plus courantes sont celles basées sur les approximations du type Butterworth, Tchebycheff et elliptique.

I.4.2.1. Approximation de Butterworth

La fonction de transfert du filtre passe-bas de Butterworth est montrée sur la figure I.16 [1].

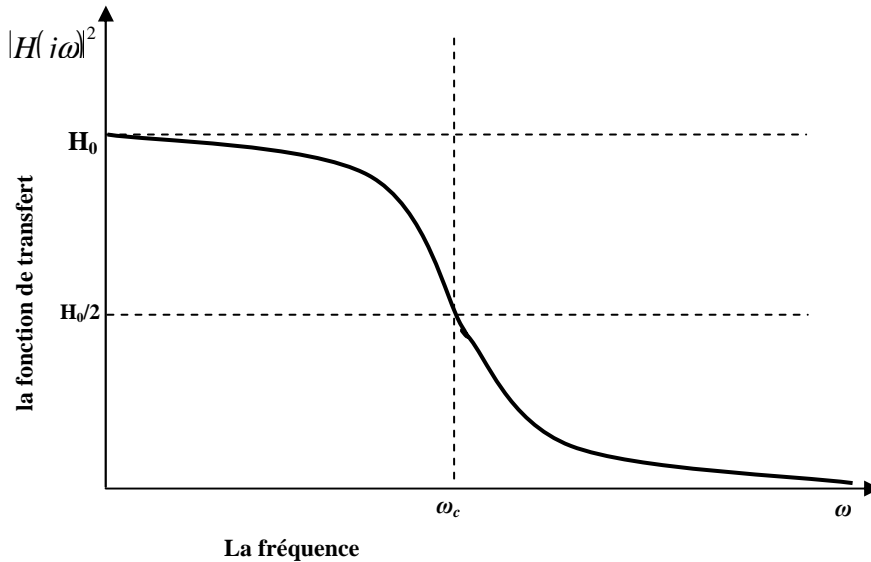


Figure I.16. Paramètres de la réponse du filtre de Butterworth.

Les valeurs des composantes du filtre prototype passe-bas de Butterworth avec des terminaisons résistives égales, elles sont déterminées par utilisation des équations suivantes :

$$g_0 = 1$$

$$g_k = 2 \sin \left[\frac{(2k-1)\pi}{2n} \right], \quad k=1,2,\dots, n \tag{I.17}$$

$$g_{n+1} = 1$$

Malgré sa simplicité, le type de réponse de Butterworth n'est pas trop utilisé en pratique à raison de la sélectivité insuffisante.

I.4.2.2. Approximation de Tchebychev

La fonction de transfert du filtre passe-bas de Tchebychev est illustrée sur la figure I.17 [1].

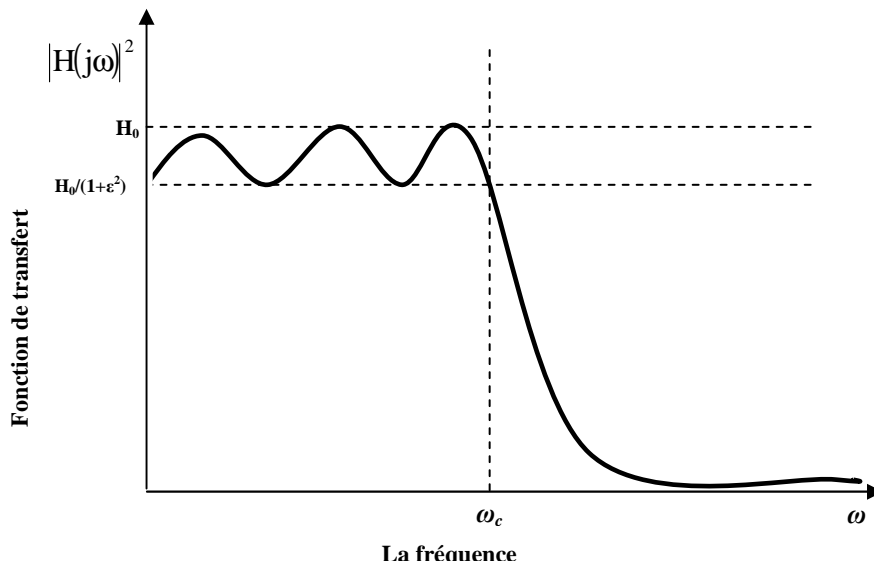


Figure I.17. Paramètres de la réponse du filtre de Tchebychev.

Les valeurs des composantes du filtre prototype passe-bas de Tchebychev avec des terminaisons résistives égales, elles sont déterminées en utilisant les équations suivantes :

$$g_0 = 1$$

$$g_1 = \frac{2a_1}{\gamma}$$

$$g_k = \frac{4a_{k-1}a_k}{b_{k-1}g_{k-1}} \quad k=2,3,\dots,n \tag{I.18}$$

$$g_{n+1} = 1 \text{ pour } n \text{ impair}$$

$$g_{n+1} = \coth 2(\beta/4) \text{ pour } n \text{ pair}$$

Tels que :

$$a_k = \sin \left[\frac{(2k-1)\pi}{2n} \right]; \quad b_k = \gamma^2 + \sin^2 \left[\frac{k\pi}{n} \right] \quad (k=1,2,\dots,n).$$

$$\beta = \ln \left[\coth \left(\frac{A}{2 * 8.686} \right) \right]; \quad \gamma = \sinh \left(\frac{\beta}{2n} \right)$$

Où A est l'ondulation de la bande passante en décibels. Sa relation entre avec ε est de donner l'expression suivante :

$$A = 10 \log(1 + \epsilon^2)$$

Le filtre de Tchebychev est généralement utilisé dans la pratique à condition que le filtre de Butterworth soit la raison de la sélectivité la plus élevée, qui est fournie dans le filtre de Tchebychev.

I.4.2.3. Approximation elliptique

La figure I.18 présente la fonction de transfert d'un filtre passe-bas elliptique [1]

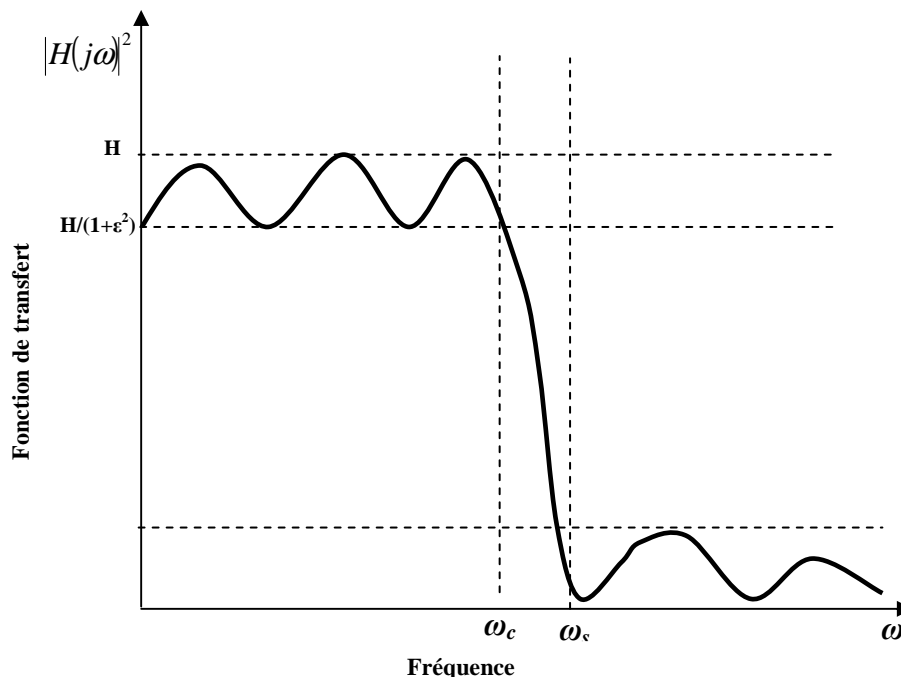


Figure I.18. Paramètres de la réponse d'un filtre elliptique.

À la différence des filtres prototypes passe-bas de Butterworth et de Tchebychev, là aucune formule simple n'est disponible pour déterminer les valeurs des éléments des filtres prototype passe-bas de fonction elliptique. Le tableau A.1 de l'annexe 1 donne des données de conception utiles pour les filtres prototype passe-bas de la fonction elliptique.

I.4.3. Catégories des méthodes de simulation

L'utilisation d'outillage de simulations pour la modélisation électromagnétique (EM) est une opération indispensable pour la conception des dispositifs micro-ondes. La précision, la performance et le temps de traitement sont les paramètres critiques de la conception. Le besoin d'outils de cette conception efficaces et précises est de plus en plus demandé. La simulation électromagnétique est l'opération de résolution numérique des équations de Maxwell pour les champs électromagnétiques sur une structure donnée placée dans un environnement spécifié. Puisqu'il n'existe pas de solutions analytiques des équations de Maxwell (sauf pour des cas simples), de nombreuses techniques numériques ont été développées au cours de ces dernières décennies pour but de les résoudre. Dans ce contexte,

on distingue deux grandes catégories à savoir : les techniques du domaine fréquentiel et les techniques du domaine temporel. Cette distinction reflète la différence dans notre perception de l'espace et du temps. D'autre part, elle va nous permettre de catégoriser à la fois les techniques numériques et les outils informatiques basés sur celles-ci et reposant sur le nombre de variables indépendantes dans l'espace et sur les fonctions de champ et de source [8].

(a) Méthodes 1D - Ce sont des méthodes dont le but est de résoudre des problèmes où les fonctions de champ et de source dépendent uniquement d'une dimension d'espace. Les applications typiques sont les problèmes des lignes de transmission, la propagation uniforme des ondes planes et les problèmes sphériques ou cylindriques symétriques avec une dépendance radiale. Les solveurs des circuits de ligne de transmission est un exemple bien connu de solveurs 1D.

(b) Méthodes 2D - Ce sont des méthodes prises pour résoudre des problèmes où les fonctions de champ et de source dépendent de deux (02) dimensions d'espace. Les types d'applications sont les problèmes de section transversale dans les lignes de transmission, et la propagation dans les structures de guide d'ondes rectangulaires, les problèmes TEM coaxiaux et les problèmes sphériques dépendant uniquement du rayon et de l'azimut ou du rayon et de l'élévation.

(c) Méthodes 2.5D - Ce sont des méthodes pour la résolution des problèmes où les champs dépendent de trois (03) dimensions d'espace, alors que leurs sources (les courants) sont principalement des plans confinés avec deux dimensions d'espace. Les exemples typiques sont les structures planaires telles que les circuits microruban, les circuits coplanaires, les antennes patch. En général, les structures multicouches contiennent un conducteur planaire. La méthode de solution prédominante pour ces structures est celle des moments dans les domaines spatial et spectral. Cependant, la méthode des lignes convient également le mieux aux structures planaires et quasi-planaires.

(d) Méthodes 3D - Ce sont des méthodes employées pour la résolution des problèmes où les fonctions de champ et de source dépendent de trois (03) dimensions d'espace. Cette catégorie comprend toutes les formulations de l'onde complète (full-wave). Les méthodes de domaine fréquentiel 3D les plus connues sont les méthodes des éléments finis, celles des différences finies et finalement les méthodes des moments. Parmi les méthodes du domaine temporel 3D, on peut citer les méthodes FDTD et TLM. Il existe actuellement un grand choix d'outils de simulation EM commerciaux avec des capacités accrues dans la modélisation des structures. Selon la méthode de base des principaux outils, nous pouvons citer les simulateurs suivants :

 Méthode des éléments finis (MEF) :

EMDS™[22], HFSS™ [23], Maxwell@2D [23], etc.

✚ Méthode des différences finies (FDTM) :

Empire™ [24], etc.

✚ Méthode des moments (MoM) :

Momentum™-ADS [25], IE3D™ [26], CST MICROWAVE STUDIO® [27], Sonnet® [28], WIPL-D™ [29], etc.

Les méthodes des moments et des éléments finis sont les méthodes les plus adaptées aux structures planaires simple et multicouche.

I.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons établi un bref descriptif sur le filtrage micro-ondes. On a décrit un ensemble de technologies et topologies des filtres micro-ondes et nous avons détaillé la procédure de synthèse et de conception des filtres planaires. Dans la dernière partie on a présenté les méthodes de simulation des circuits micro-ondes.

Le chapitre suivant est réservé à la synthèse des filtres microruban par les algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim de particules.

Chapitre **II**

les algorithmes de l'intelligence
artificielle

Chapitre II Les algorithmes de l'intelligence artificielle

II.1. Introduction

Dans les dernières années, on a vu de nouvelles méthodes, elles sont basées sur le concept de l'intelligence artificielle et s'inspirent de l'évolution biologique et génétique des espèces vivantes ou de phénomènes naturels.

Ces méthodes montrent une grande fiabilité dans la résolution de problèmes d'optimisation. Parmi ces méthodes, les plus populaires et les plus utilisées dans différents domaines, sont l'algorithme génétique et l'optimisation par essaim de particules [55,56].

Dans ce chapitre, nous présentons la classification des méthodes d'optimisation, ainsi que l'historique et le mode de fonctionnement de l'algorithme génétique et de l'optimisation par essaim de particules.

II.2. Méthodes d'optimisation

Dans plusieurs applications, les paramètres physiques ou géométriques sont exprimés à l'aide d'une fonction. Parfois on a besoin de déterminer les valeurs extrêmes de cette fonction, qui sont des valeurs optimales.

Un **problème d'optimisation** consiste à définir ces valeurs extrêmes qui minimisent ou maximisent une fonction.

Il existe plusieurs méthodes d'optimisation avec chacune ces avantages et ces inconvénients et ces domaines d'application spécifiques.

Ces méthodes se divisent en deux grandes catégories [32]:

- 1- Les méthodes déterministes (ou exacte), qui sont des méthodes capables de résoudre quelques problèmes d'optimisation, mais le problème de ces méthodes est le temps de calcul trop long. Parmi ces méthodes, on trouve les méthodes de programmation linéaire, la méthode de programmation quadratique, la méthode de Newton, la méthode du simplexe et la méthode de gradient.
- 2- Les méthodes non déterministes qui ont donné des résultats qui varient d'une exécution à l'autre où le temps d'exécution varie.

Généralement, on distingue deux familles de méthodes non déterministes : **Heuristique** (approximative) qui sont des algorithmes qui fournissent rapidement une solution réalisable, mais pas forcément optimale ;

Métaheuristique qui sont des algorithmes approximatifs généraux qui peuvent être appliqués à différents problèmes d'optimisation tout en garantissant la solution optimale. Il en existe deux classes :

- 1- Les méthodes à solution unique comme la méthode de descente, de Tabou, de recuit simulé, etc...
- 2- Les méthodes à population de solutions comme celle des algorithmes génétiques, des colonies de fourmis, de l'optimisation par essaim de particules, etc...

L'organigramme de la figure II.1 présente la classification des méthodes d'optimisation.

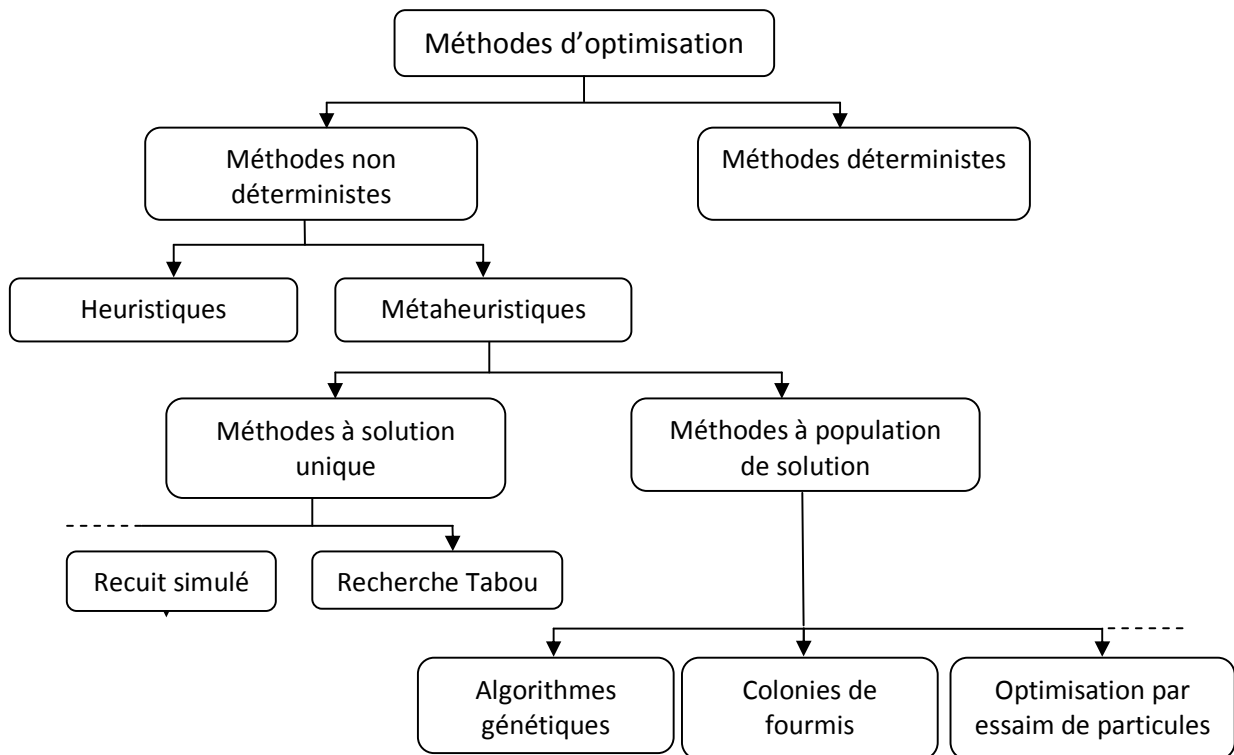


Figure II.1. Classification des méthodes d'optimisation

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons aux méthodes à population de solutions.

II.3. Méthode des colonies de fourmis

II.3.1. Historique

La méthode des colonies de fourmis a été proposée par Marco Dorigo dans les années 1990 [32-33] ; elle s'est inspirée du comportement des fourmis recherchant un chemin entre leur colonie et une source de nourriture.

Elle a été à l'origine utilisée principalement pour produire des solutions quasi-optimales au problème du voyageur de commerce, puis, plus généralement, aux problèmes d'optimisation combinatoire.

La méthode des colonies de fourmis est un algorithme itératif à population, où tous les membres de la population partagent un guide qui leur permet de suivre ou non une direction entre la nourriture et le nid.

Malgré que les fourmis aient des capacités limitées, elles sont capables collectivement de trouver le chemin le plus court entre la nourriture et leur nid à l'aide de phéromones [32].

Aujourd'hui, cette méthode est appliquée dans différents domaines afin de résoudre les problèmes d'optimisation [33].

II.3.2. Principe de fonctionnement

Les points suivants décrivent le comportement des colonies :

1. Une fourmi parcourt son chemin au hasard autour de la colonie ;
2. Si celle-ci découvre une source de nourriture, elle revient au nid, en laissant sur son chemin une piste de phéromones ;
3. Ces phéromones étant attractives, les fourmis passant à proximité vont avoir tendance à suivre cette piste ;
4. En revenant au nid, ces mêmes fourmis vont renforcer la piste ;
5. Si deux pistes permettent toutes les deux d'atteindre la même source de nourriture, la plus courte sera parcourue par plus de fourmis ;
6. La piste courte sera donc de plus en plus renforcée, et donc de plus en plus attractive ;
7. La longue piste va donc disparaître ;
8. L'ensemble des fourmis a donc déterminé et « choisi » la piste la plus courte.

II.4. Algorithmes génétiques

II.4. 1. Historique

Dans les années 1960, John Holland étudie les systèmes évolutifs et en 1975 il introduit le premier modèle formel des algorithmes génétiques 'the canonical genetic algorithm AGC' dans son livre « Adaptation in Natural and Artificial Systems » [34]. Il explique comment ajouter de l'intelligence dans un programme informatique avec les croisements (échangeant le matériel génétique) et la mutation (source de la diversité génétique). Ce modèle servira de base aux recherches ultérieures et sera plus particulièrement repris par Goldberg qui publiera en 1989, un ouvrage de vulgarisation des algorithmes génétiques et ajouta à la théorie des algorithmes génétiques les idées suivantes [35] :

- ✓ Un individu est lié à un environnement par son code d'ADN.
- ✓ Une solution est liée à un problème par son indice de qualité.

II.4.2. Principe des algorithmes génétiques

La figure II.2 présente l'organigramme de l'algorithme génétique. Il s'agit de simuler l'évolution d'une population d'individus divers à laquelle on applique différents opérateurs et que l'on soumet à une sélection à chaque génération.

La sélection s'opère à partir de la fonction d'adaptation, et la population tend à s'améliorer [36]. Un tel algorithme ne nécessite aucune connaissance du problème : on peut représenter celui-ci par une boîte noire comportant des entrées (les variables) et des sorties (les fonctions objectifs). L'algorithme ne fait que manipuler les entrées, lire les sorties et manipuler à nouveau les entrées de façon à améliorer les sorties [37]. Un algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. Pour l'utiliser on doit disposer des cinq éléments suivants :

- 1) Un principe de codage des éléments de la population. Cette étape associe à chaque point de l'espace de recherche une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modélisation mathématique du problème traité. Il existe deux types de codage, le codage binaire et le codage réel.
- 2) Un mécanisme de génération de la population initiale. Ce mécanisme doit être capable de produire une population d'individus non homogène qui servira de base pour les générations futures. Le choix de la population initiale est important car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global.
La population est constituée par un ensemble de chromosomes et chaque chromosome peut avoir plusieurs gènes, commémoré sur la figure II.2.
- 3) Une fonction à optimiser ; celle-ci retourne une valeur appelée fitness ou fonction d'évaluation de l'individu.
- 4) Des opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace de recherche. L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population et l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace de recherche.
- 5) Des paramètres de dimensionnement : la taille de la population, le nombre total de générations ou critère d'arrêt et les probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation.

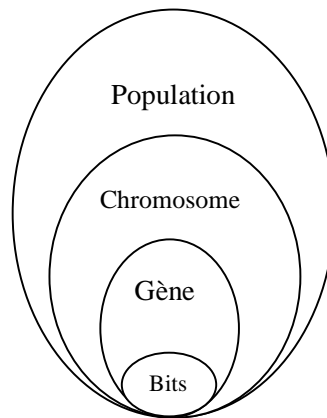


Figure II.2. Constitution de la population

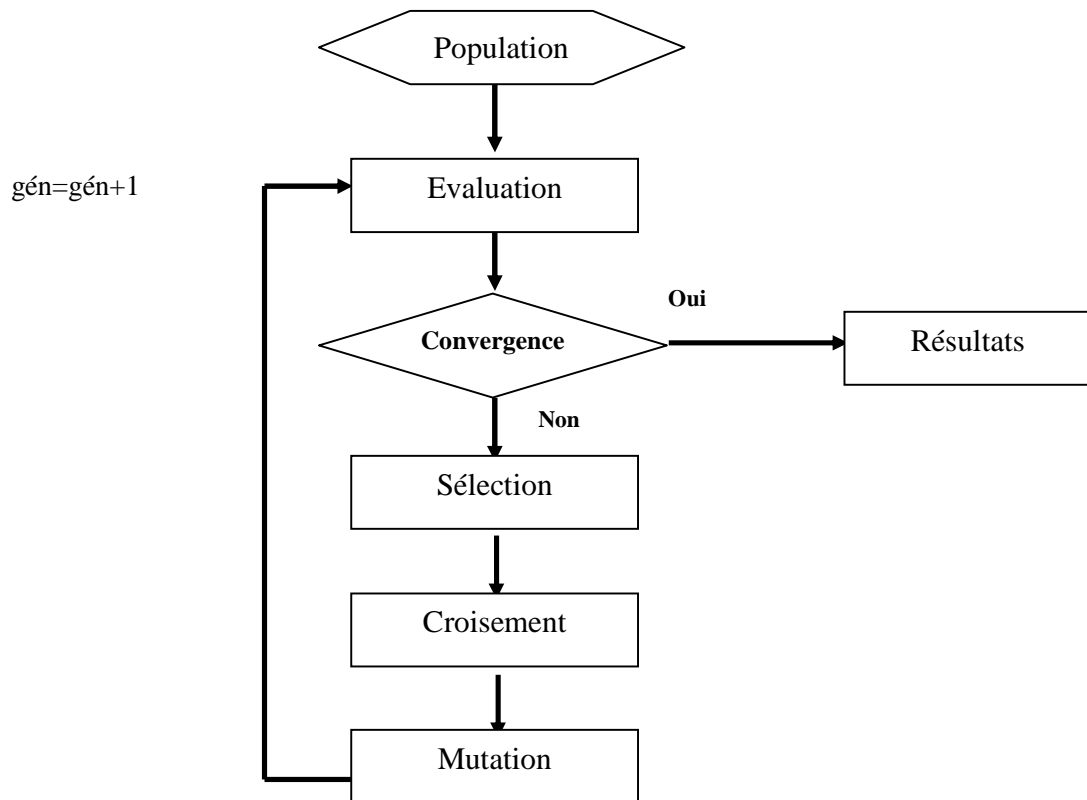


Figure II.3. Organigramme de l'algorithme génétique.

II.4.3. Fonctionnement des algorithmes génétiques

L'algorithme génétique est caractérisé par les étapes suivantes :

- 1) Initialisation de la population initiale ;
- 2) Évaluation de la population ;
- 3) Tant qu'il n'y a pas de convergence faire :
 - a) Sélection des Parents dans la population ;
 - b) Application de l'opérateur de **croisement** sur la population des parents ;
 - c) Application de l'opérateur de **Mutation** sur la population des parents ;
 - d) Remplacement des anciens de la population par les nouveaux ;
 - e) Évaluation de la population.
- 4) Finir, lorsque le critère de convergence est atteint. Celui-ci peut être de nature diverse, par exemple :
 - ✓ Un taux minimum ou maximum qu'on désire atteindre pour la fonction d'évaluation ;
 - ✓ Un certain temps de calcul à ne pas dépasser ;
 - ✓ Une combinaison de ces deux derniers points ;

Les points discutés ci-dessus vont être détaillés dans les sections suivantes.

II.4.4. Opérateurs de l'algorithme génétique

II.4.4.1 : Codage

Initialement le codage utilisé par les algorithmes génétiques était le codage binaire et contenant toute l'information nécessaire à la description d'un point dans l'espace de recherche [38]. Ce type de codage a pour intérêt de simplifier les opérations de croisement et de mutation.

Ce codage n'est pas toujours évident et surtout dans les problèmes d'optimisation ayant des espaces de grande dimension où les variables sont réelles, les algorithmes dans ce cas utilisent le codage réel. La figure II.4 représente le principe des codages binaire et réel.

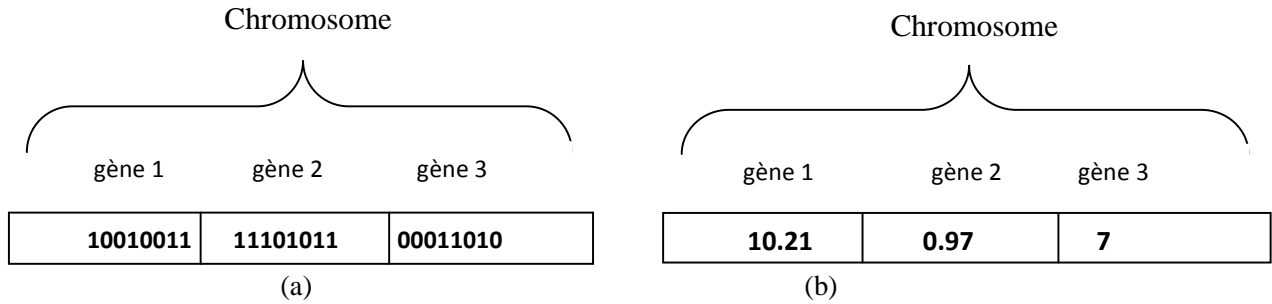


Figure II.4. Codage (a) binaire, (b) réel.

II.4.4.2. Opérateur de sélection

Cet opérateur est chargé de définir la nature les individus de la population qui vont être dupliqués dans la nouvelle population et vont servir de parents.

Cet opérateur est peut-être le plus important puisqu'il permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. En règle générale, la probabilité de survie d'un individu sera directement liée à sa fonction objective au sein de la population.

Les deux méthodes les plus communes sont la sélection de loterie biaisée et la sélection par tournois.

II.4.4.2.1. Loterie biaisée ou roulette Wheel

Avec cette méthode, qui est la plus utilisée, chaque individu a une chance d'être sélectionné proportionnellement à sa performance. Donc, plus les individus sont adaptés au problème, plus ils ont de chances d'être sélectionnés [35].

La figure II.5 représente la roulette Wheel pour cinq individus.

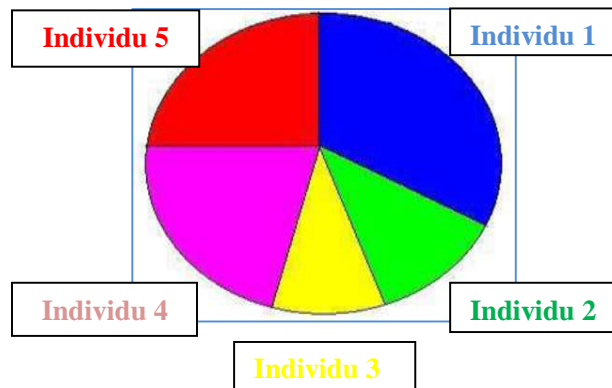


Figure II.5. Méthode de sélection de loterie biaisée.

II.4.4.2.2. Sélection par tournois

Pour la sélection par tournois, on tire deux individus aléatoirement de la population et on choisit le meilleur des deux pour la nouvelle population. On refait cette étape jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète. A noter que la phase de sélection ne crée pas de nouveaux individus dans la population, ceci est le rôle des opérateurs de croisement et de mutation.

La figure II.6 présente le fonctionnement de la sélection par tournois [39].

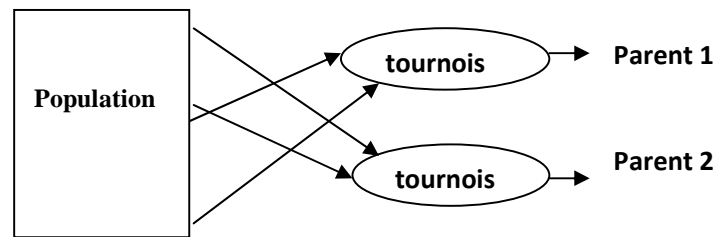


Figure II.6. Méthode de sélection par tournois

II.4.4.3. Opérateur de croisement

Le croisement utilisé par les algorithmes génétiques est la transposition informatique du mécanisme qui permet dans la nature la production de chromosomes qui héritent partiellement des caractéristiques des parents [39]. Son rôle fondamental est de permettre la recombinaison des informations présentes dans le patrimoine génétique de la population. Cet opérateur est appliqué après l'opérateur de sélection sur la population ; on se retrouve donc avec une population de $n/2$ individus et on doit doubler ce nombre pour que notre nouvelle génération soit complète. On va donc créer de manière aléatoire $n/4$ couples qui vont se "reproduire". Les chromosomes des parents sont alors copiés et recombinaison de façon à former deux descendants possédant des caractéristiques issues des deux parents.

La figure II.7 présente un schéma de croisement en un point, un croisement en deux points et le croisement uniforme.

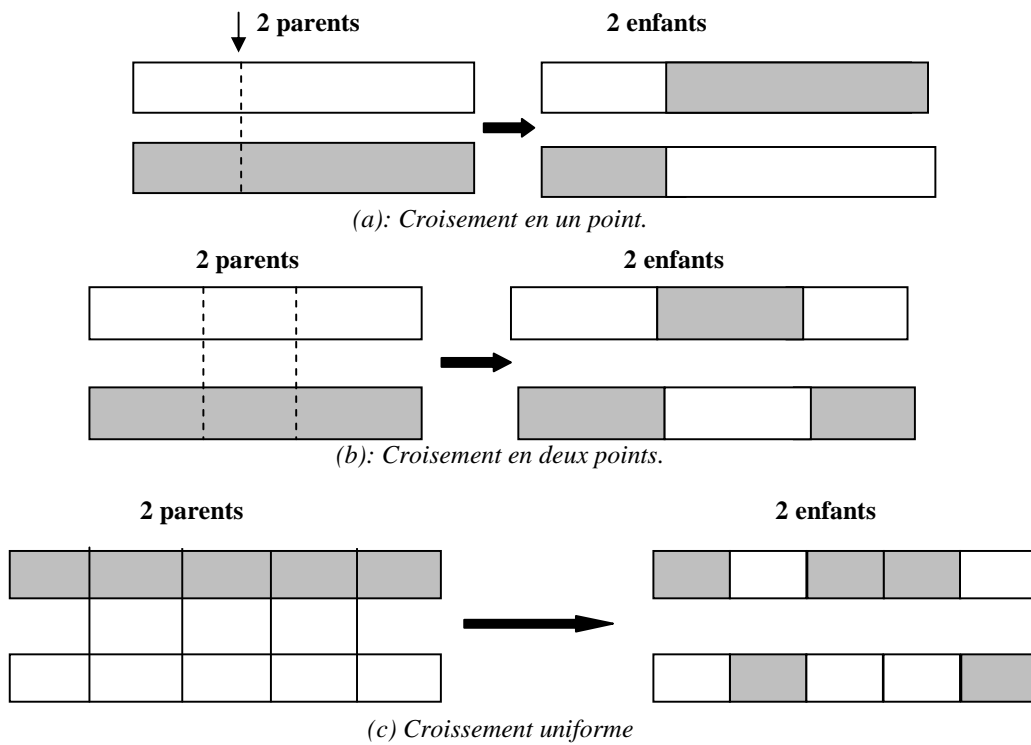


Figure II.7. Les différents schémas de croisement

Il n'a pas forcément toujours de trouver la solution optimale avec ces deux opérateurs (sélection et croisement).

II.4.4.4. Opérateur de mutation

Cet opérateur consiste à changer la valeur allélique d'un gène avec une probabilité P_m très faible, généralement comprise entre 0.01 et 0.001.

Une mutation consiste simplement en l'inversion d'un bit ou de plusieurs bits dans le codage binaire et un ou plusieurs gènes dans le codage réel qui est lui aussi déterminé de manière aléatoire [39].



Figure II.8. Mutation (a) binaire, (b) réel.

L'opérateur de mutation modifie donc de manière complètement aléatoire les caractéristiques d'une solution, ce qui permet d'introduire et de maintenir la diversité au sein de notre population de solutions. Cet opérateur joue le rôle d'un "élément perturbateur" introduisant du "bruit" au sein de la population.

Il dispose de quatre (04) grands avantages :

- Il permet la diversité de la population ;
- Il permet d'éviter le phénomène de dérive génétique (les chromosomes restent dans le même endroit) ;
- Il limite le risque d'une convergence prématurée (tous les individus ayant les mêmes caractéristiques) ;
- Il jouie de l'ergodicité qui est une propriété garantissant que chaque point de l'espace de recherche puisse être atteint.

II.5. Optimisation par essaim de particules (PSO):

II.5.1. Historique

L'Optimisation par Essaim de Particules (**PSO : Particle Swarm Optimization**) a été développée par les inventeurs, Jim Kennedy et Russell Eberhart en 1995[40].

Ces derniers voulaient simuler des interactions sociales, en se basant sur la technique des algorithmes culturels adaptatifs de Robert Reynolds et Robert Axelrod [41]. Cette technique fut inventée pour représenter quelques interactions sociales et de résoudre les problèmes d'optimisation.

La PSO est une méthode qui fait appel à une population d'agents, appelés particules, mais, par rapport à d'autres algorithmes de la même famille (algorithmes génétiques, colonies de fourmis, etc.). Elle présente quelques particularités intéressantes telles que l'efficacité qui est due à la collaboration plutôt qu'à la compétition.

Dans la PSO, il existe un aspect important qui consiste en l'existence d'une mémoire, dans laquelle les meilleurs individus sont stockés et influent sur l'ensemble de la population.

Les mécanismes de recherche concernant la PSO sont très simples et ne nécessitent pas d'avoir un dirigeant des particules.

II.5.2.Principe de fonctionnement

II.5.2.1. La coopération

La coopération est le facteur le plus important dans la PSO, les inventeurs utilisent l'exemple des pêcheurs qui est très simple et contient tous les paramètres de la PSO ; il existe deux pêcheurs dans l'étang et comme d'habitude, le gros poisson y est au plus profond. A chaque pas de temps, chaque pêcheur indique l'endroit le plus profond qu'il a déjà trouvé à son collègue. S'il n'y a pas de différence chaque pêcheur poursuit sa propre route indépendamment. Ensuite, si le pêcheur B trouve un meilleur emplacement, alors le pêcheur A tend à aller vers lui, assez vite. Ce faisant, il détériore sa position. Dès lors, il a un compromis à faire entre la meilleure position qu'il a trouvée jusque-là et celle trouvée par B. Dans cet exemple nous trouvons les notions de base de la PSO [41] :

- **Position** : emplacement du pêcheur ;
- **Vitesse** : vitesse des pêcheurs ;
- **Echange** d'informations : le dialogue entre les pêcheurs ;
- **Mémoire** : enregistrement des meilleures positions ;
- **Capacité** : pour combiner les informations et prendre par la suite une décision.

II.5.2.2. Le voisinage

Les liens de communication entre les particules est appelé topologie de voisinage. Cette topologie définit le groupe d'informatrices pour chaque particule, il existe deux types de voisinage :

1- Voisinage géographique qui est basé sur la distance entre les particules dans l'espace de recherche. Donc le voisinage géographique d'une particule se compose des particules proches.

Ce voisinage doit être défini au début, par la fixation des distances entre les particules proches qui peuvent changer d'une itération à l'autre au cours de la recherche. Cette méthode est donc coûteuse en termes de temps de calcul.

2- Voisinage social

A la différence au voisinage géographique, le voisinage social d'une particule est l'ensemble des voisins virtuels défini au début de l'algorithme ; le voisinage social ne nécessite pas de fixer les distances entre les voisins et peut être adaptatif. De plus, Il est le plus simple à programmer et le moins coûteux en temps de calcul.

La convergence de l'algorithme peut transformer un voisinage social en un voisinage géographique. La figure II.9 représente le voisinage géographique et social.

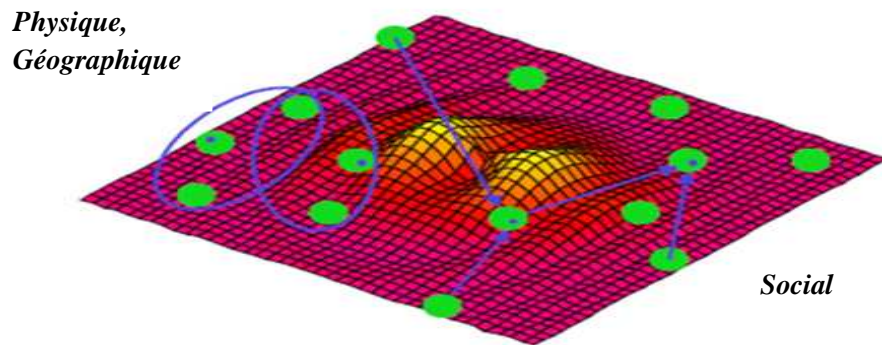


Figure II.9. Voisinage social et géographique.

II.5.2.3. Déplacement des particules

La particule calcule sa nouvelle vitesse par la combinaison des trois informations suivantes :

- Sa vitesse actuelle ;
- Sa meilleure performance ;
- La meilleure performance de ses voisines.

Ceci est accompli grâce aux trois paramètres, parfois appelés *coefficients de confiance*, qui pondèrent les trois tendances suivantes :

- tendance à suivre sa propre voie ;
- tendance conservatrice (rester à sa place) ;
- tendance de suivre le meilleur voisin.

La figure II.10 présente un schéma de déplacement des particules.

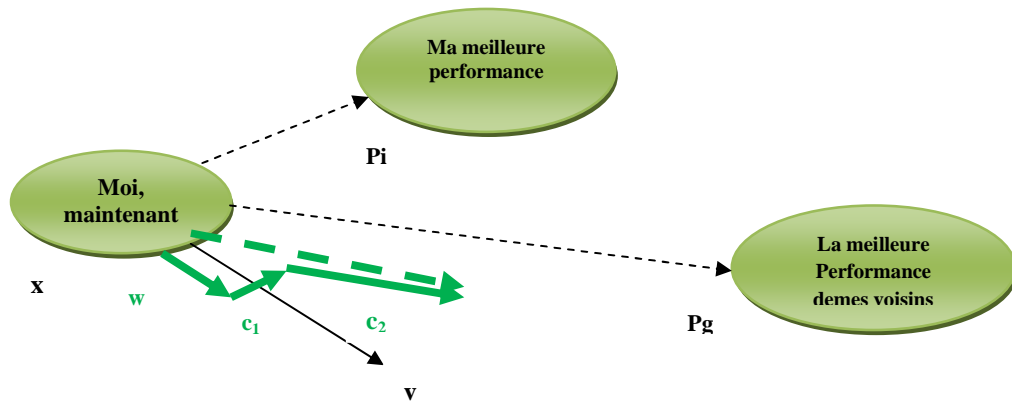


Figure II.10. Déplacement d'une particule.

II.5.3. Etapes de la PSO

On peut résumer les étapes de la PSO dans les points suivants :

1. Initialisation des positions des particules dans l'espace de recherche. On peut soit le faire de manière aléatoire, soit de manière régulière, en particulier sur la frontière ;
2. Initialisation des vitesses des particules. Au début on peut mettre ces vitesses à la valeur zéro ;
3. Définition du voisinage pour chaque particule. Il existe deux méthodes :
 - Un voisinage géographique, qui doit être recalculé à chaque pas de temps, et qui suppose l'existence d'une distance dans l'espace de recherche ;
 - Un voisinage social défini une fois pour toutes [42] ;

Le voisinage social est le plus utilisé, pour les raisons suivantes :

- Facile à programmer ;
 - Le temps de calcul est réduit ;
4. Evaluation de toutes les particules et recherche de la meilleure particule dans le groupe et les meilleures particules dans les itérations ;
 5. Modification de la position de chaque particule en introduisant les équations suivantes :

$$\begin{cases} v_i^{(t+1)} = wv_i^{(t)} + c_1 rand(p_i - x_i^{(t)}) + c_2 rand(p_g - x_i^{(t)}) \\ x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + v_i^{(t+1)} \end{cases} \quad (II.1)$$

Où:

- $v_i^{(t+1)}$: la vitesse de la particule i , à l'itération $t+1$;
- w : le poids inertiel ;
- c_j : paramètre d'accélération (facteur de pondération), ($j=1,2$) ;
- $rand$: nombre aléatoire entre 0 et 1 ;
- $x_i^{(t)}$: la position de la particule i à l'itération t ;
- p_i : meilleure position de la particule i ;
- p_g : meilleure position dans le group.

Le poids inertiel est défini comme suit :

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} iter \quad (\text{II.2})$$

Où:

- w_{\max} : poids initial;
- w_{\min} : poids final;
- $iter_{\max}$: le nombre d'itérations maximal;
- $iter$: l'itération actuelle.

6. Critères d'arrêt : si le critère d'arrêt est vérifié donc on arrive à la fin, sinon on retourne à l'étape 4.

La figure II.11 présente l'organigramme général de la PSO.

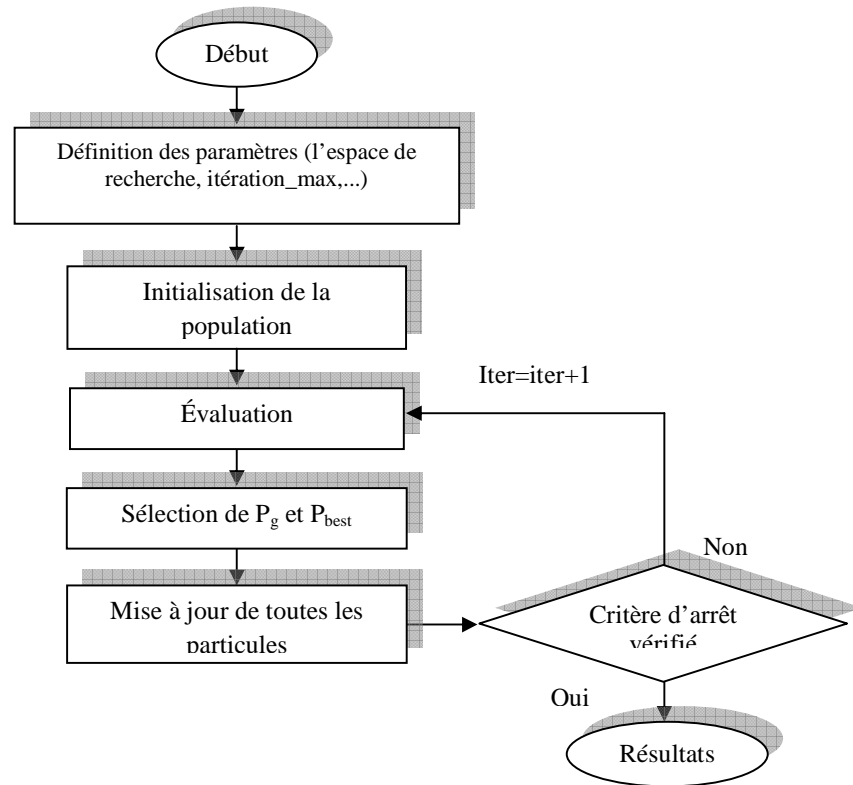


Figure II.11. Organigramme général de la PSO.

II.5.4. Paramétrage

L'algorithme de base comporte un certain nombre de paramètres que l'utilisateur est contraint de définir a priori [43]:

- La taille de l'essaim (le nombre de particules) ;
- La définition des voisinages ;
- Les coefficients de « confiance » de la pondération linéaire ;
- La définition des limites de l'espace de recherche ;
- Les critères d'arrêt de l'algorithme :
 - Un seuil sur les fonctions coûts de la meilleure particule mémorisée ;
 - Une limite en termes de nombre d'itérations ou de temps de calcul.

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un aperçu sur les méthodes d'optimisation. Nous nous sommes concentrés sur les deux algorithmes de l'intelligence artificielle qui sont

Chapitre II : Les algorithmes de l'intelligence artificielle

l'algorithme génétique et l'optimisation par essaim de particules. L'historique ainsi que le mode de fonctionnement de chaque algorithme ont été introduit. Le chapitre suivant est réservé à la synthèse des filtres micro-ondes par l'algorithme génétique et l'optimisation par essaim de particules.

Chapitre **III**

Synthèse des filtres par les algorithmes
d'intelligence artificielle

Chapitre	III	Synthèse des filtres par les algorithmes de l'intelligence artificielle
----------	------------	---

III.1. Introduction

La synthèse des filtres se fait généralement par des méthodes classiques (Butterworth, Tchebychev,..etc). Dans la majorité des cas, ces méthodes donnent des résultats insuffisants en termes de réponse fréquentielle. Par conséquent, l'optimisation de la réponse fréquentielle avec ces méthodes nécessite l'augmentation de l'ordre des filtres ce qui représente un grand inconvénient pour ces méthodes. Durant ces dernières années, les chercheurs ont été dirigés vers l'optimisation des dispositifs micro-ondes par les algorithmes d'intelligence artificielle [44-47]. Dans ce chapitre nous présentons l'application de deux différentes méthodes pour remédier au problème d'optimisation. En effet, nous appliquons les algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim de particules pour la synthèse des filtres microruban.

III.2. La synthèse d'un filtre passe-bas microruban par l'AG et PSO

La première contribution considérée dans ce travail est la synthèse d'un filtre passe-bas microruban d'ordre cinq (5) à saut d'impédance.

Les caractéristiques désirées de ce filtre sont :

- ✓ La fréquence de coupure est : $f_c = 5.6$ GHz ;
- ✓ Le maximum des ondulations dans la bande passante est : $A_{\max} = 3.01$ dB ;
- ✓ La hauteur du substrat est : $h = 1.6$ mm ;
- ✓ L'impédance caractéristique est : $Z_0 = 50$ Ω ;
- ✓ La constante diélectrique est : $\epsilon_r = 4.4$.

Ce filtre est utilisé pour les applications des réseaux sans fil (WLAN).

Nous avons utilisé l'approximation de Butterworth pour la synthèse des paramètres du filtre désiré en premier lieu. En second lieu, l'AG et la PSO sont appliqués à ce filtre pour but d'obtenir une meilleure performance de ce filtre.

Le filtre prototype synthétisé par la méthode de Butterworth est illustré sur la figure III.1, avec les éléments électriques normalisés.

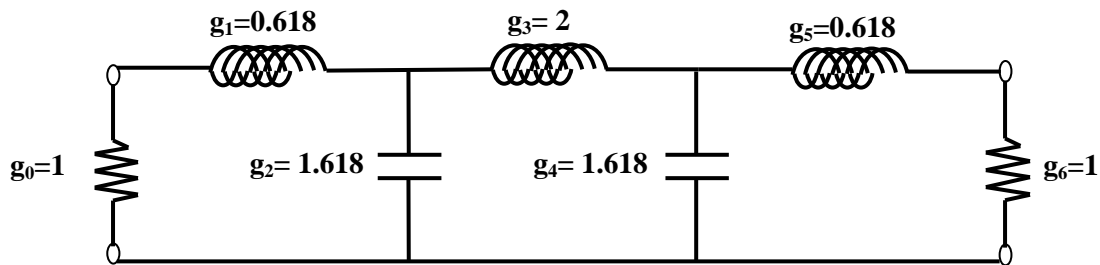


Figure III.1. Filtre prototype passe-bas.

Les éléments normalisés sont convertis vers des tronçons des lignes de transmission à l'aide des formules de la ligne microruban présentés dans le premier chapitre.

Pour déterminer les dimensions de ce filtre en technologie à saut d'impédance, on a utilisé les équations suivantes [1] :

$$C_i = \frac{1}{2\pi Z_0 f_c} g_i \quad (\text{III.1})$$

$$L_i = \frac{1}{2\pi f_c} Z_0 g_i \quad (\text{III.2})$$

$$l_{L_i} = \frac{\lambda_{gL}}{2\pi} \sin^{-1} \left(2\pi f_c \frac{L_i}{Z_{0L}} \right) \quad (\text{III.3})$$

$$l_{Ci} = \frac{\lambda_{gc}}{2\pi} \sin^{-1}(2\pi f c Z_{0C} C_i) \quad (III.4)$$

Pour le dimensionnement du filtre synthétisé par la méthode de Butterworth, on prend comme choix l'impédance de l'inductance $Z_L=93\text{Ohms}$ et l'impédance de la capacité $Z_C=24\text{Ohms}$. En utilisant les équations (I.11) et (I.13) du premier chapitre, on trouve : $W_l=0.51$ mm, $W_c=9.29\text{mm}$. De plus, en utilisant les équations (III.3) (III.4), on trouve : $l_{L1}=2.83$ mm, $l_C=3.71$ mm et $l_{L2}=4.88$ mm.

La figure III.2 présente le dimensionnement du filtre passe-bas microruban en technologie à saut d'impédance.

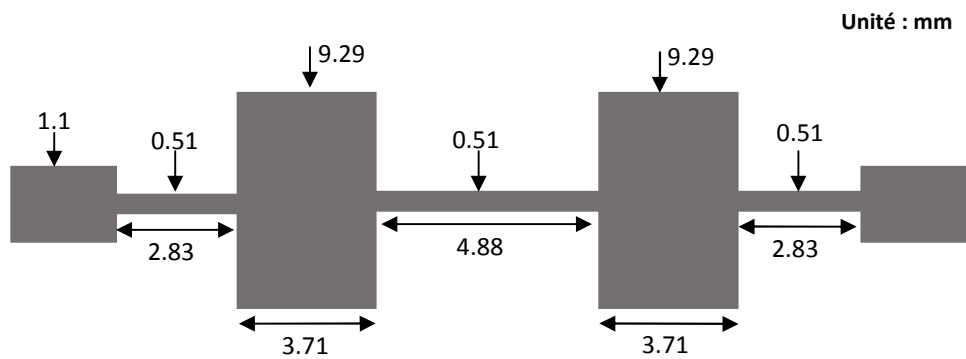


Figure III.2. Dimensionnement du filtre passe-bas synthétisé par la technique de Butterworth.

III.2.1. Modélisation du problème

Le filtre représenté à la figure III.2 est constitué par des sous réseaux, un pas de discontinuité et une ligne de transmission comme représenté sur la figure III.3 [1] :

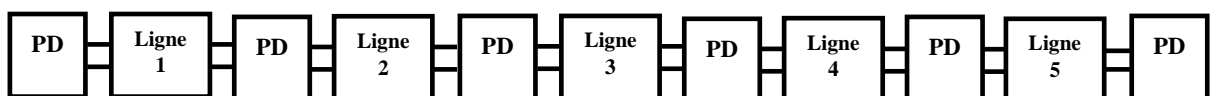


Figure III.3. Modélisation du filtre passe-bas.

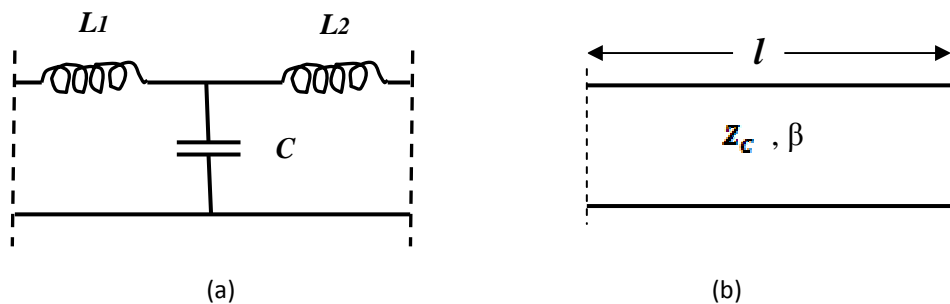


Figure III.4. Schéma équivalent : (a) Pas de discontinuité (b) Ligne de transmission.

Les matrices ABCD pour le pas de discontinuité et pour la ligne de transmission sont données par:

Pas de discontinuité :

$$\begin{bmatrix} A & C \\ B & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \omega^2 CL_1 & (j\omega L_1 + j\omega L_2) - j\omega^3 CL_1 L_2 \\ j\omega C & 1 - \omega^2 CL_1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.5})$$

Ligne de transmission :

$$\begin{bmatrix} A & C \\ B & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & jZ_c \sin \theta \\ j \sin \theta / Z_c & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (\text{III.6})$$

où :

$$\theta = \beta l \quad (\text{III.7})$$

$$C = 0.00137h \frac{\sqrt{\epsilon_{rel1}}}{Z_{c1}} \left(1 - \frac{W_2}{W_1}\right) \left(\frac{\epsilon_{rel1} + 0.3}{\epsilon_{rel1} - 0.258}\right) \left(\frac{\frac{W_1}{h} + 0.264}{\frac{W_1}{h} + 0.8}\right) \text{ (pf)} \quad (\text{III.8})$$

$$L_1 = \frac{L_{W1}}{L_{W1} + L_{W2}} L \quad (\text{III.9})$$

$$L_2 = \frac{L_{W2}}{L_{W1} + L_{W2}} L \quad (\text{III.10})$$

$$L_{Wi} = Z_{ci} \sqrt{\epsilon_{rei}} / c \quad i=1,2 \quad (\text{III.11})$$

$$L = 0.000987h \left(1 - \frac{Z_{c1}}{Z_{c2}} \sqrt{\frac{\epsilon_{rel1}}{\epsilon_{rel2}}}\right)^2 \text{ (nH)} \quad (\text{III.12})$$

La matrice ABCD de ce filtre est calculée par la formule suivante :

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \prod_{i=1}^n \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}_i \quad (\text{III.13})$$

Les coefficients de transmission $S_{2,1}$ et de réflexion $S_{1,1}$ sont donnés par :

$$S_{2,1} = \frac{2}{A + B/Z_0 + CZ_0 + D} \quad (\text{III.14})$$

$$S_{1,1} = \frac{A + B/Z_0 - CZ_0 - D}{A + B/Z_0 + CZ_0 + D} \quad (\text{III.15})$$

Selon $S_{2,1}$ et $S_{1,1}$, la synthèse du filtre peut être considérée comme fonction de $Z_{0L}, Z_{0C}, \theta'_{L1},$

θ'_C et θ'_{L2}

Avec :

$$\theta'_i = \theta / f = \frac{2\pi}{300} \sqrt{\epsilon_{re}} l_i \quad (III.16)$$

III.2.2. Synthèse de filtre passe-bas par l'AG

La première application dans ce chapitre est l'utilisation de l'algorithme génétique au problème de synthèse du filtre de la figure III.2. A cet effet, pour l'adaptation de l'algorithme génétique au problème de synthèse, nous avons utilisé les notions suivantes :

- 1- La population est l'ensemble des filtres (le chromosome représente un filtre). Ici, chaque filtre est caractérisé par des impédances et des longueurs électriques.
- 2- Le codage que nous avons utilisé est le codage réel. Le filtre est défini comme suit :

$$\mathbf{Filtre} = [Z_{L1} \ Z_{c1} \ Z_{L2} \ Z_{c2} \ Z_{L3} \ \theta'_{L1} \ \theta'_{c1} \ \theta'_{L2} \ \theta'_{c2} \ \theta'_{L3}]$$

Avec la symétrie, le filtre est défini par : $\mathbf{Filtre} = [Z_{L1} \ Z_{c1} \ Z_{L2} \ \theta'_{L1} \ \theta'_{c1} \ \theta'_{L2}]$

- 3- L'espace de recherche est défini par :

$$70 \leq Z_{L1} \leq 120 \text{ (Ohm)}, 15 \leq Z_{c1} \leq 40 \text{ (Ohm)}, 70 \leq Z_{L2} \leq 120 \text{ (Ohm)}, 0.05 \leq \theta'_{L1} \leq 0.1, \\ 0.1 \leq \theta'_{c1} \leq 0.2 \text{ et } 0.1 \leq \theta'_{L2} \leq 0.2 \text{ (rad/GHz)}.$$

- 4- La fonction objective que nous avons utilisée, est la fonction somme des erreurs de la fonction S_{21} . La figure II.5 présente la réponse fréquentielle d'un filtre passe-bas ainsi que les erreurs obtenues.

$$F = \sum_{i=1}^n Er_i \quad (III.17)$$

$$Er_i = \begin{cases} |S_{2,1} - 1| & f_i \leq f_c \\ |S_{2,1}| & f_i > f_c \end{cases} \quad (III.18)$$

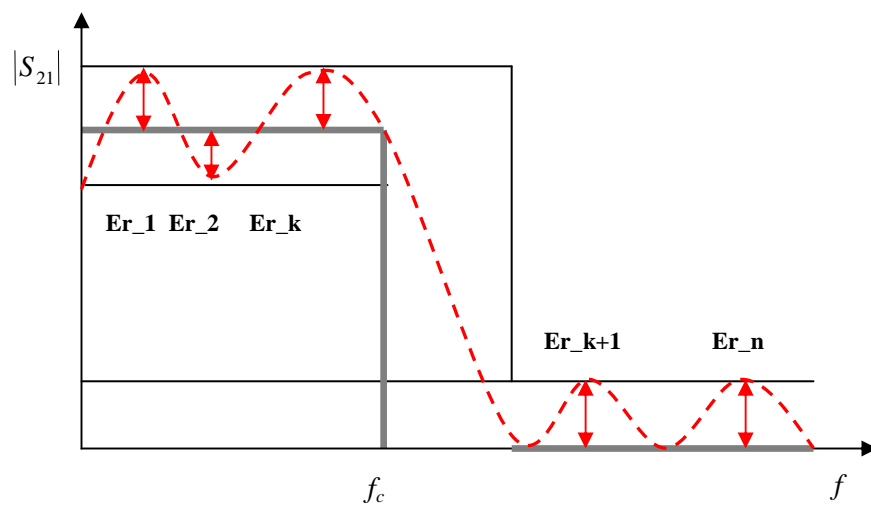


Figure III.5. Réponse fréquentielle d'un filtre passe-bas.

5- La méthode de sélection choisie est la sélection de loterie biaisée.

Avec cette méthode chaque filtre a une chance d'être sélectionné, proportionnelle à sa performance ou à fonction objective résultante. Donc, plus les filtres adaptés aux problèmes, plus ils ont de fortes chances d'être sélectionnés.

Exemple :

Population de N=4

$$\mathbf{Filtre\ 1} = [Z_{L1(1)}\ Z_{c1(1)}Z_{L2(1)}\theta'_{L1(1)}\theta'_{c1(1)}\theta'_{L2(1)}]$$

$$\mathbf{Filtre2} = [Z_{L1(2)}Z_{c1(2)}Z_{L2(2)}\theta'_{L1(2)}\theta'_{c1(2)}\theta'_{L2(2)}]$$

$$\mathbf{Filtre3} = [Z_{L1(3)}Z_{c1(3)}Z_{L2(3)}\theta'_{L1(3)}\theta'_{c1(3)}\theta'_{L2(3)}]$$

$$\mathbf{Filtre4} = [Z_{L1(4)}Z_{c1(4)}Z_{L2(4)}\theta'_{L1(4)}\theta'_{c1(4)}\theta'_{L2(1)}]$$

Après l'évaluation de la population

$$f(\text{Filtre 1}) = 15 , \quad f(\text{Filtre 2}) = 20 , \quad f(\text{Filtre 3}) = 12 , \quad f(\text{Filtre 4}) = 45$$

Dans ce cas, les parents sont : filtre 1 et filtre 3 (Le filtre 3 sera classé en première position) .

1. Le croisement utilisé dans notre programme est uniforme. Les deux enfants générés contiennent la moitié des gènes du premier parent, et la moitié des gènes du deuxième parent.

$$\mathbf{Parent\ 1} = [Z_{L1(1)}\ Z_{c1(1)}Z_{L2(1)}\theta'_{L1(1)}\theta'_{c1(1)}\theta'_{L2(1)}]$$

$$\mathbf{Parent\ 2} = [Z_{L1(2)}Z_{c1(2)}Z_{L2(2)}\theta'_{L1(2)}\theta'_{c1(2)}\theta'_{L2(2)}]$$

$$\mathbf{Enfant\ 1} = [Z_{L1(1)}Z_{c1(2)}Z_{L2(1)}\theta'_{L1(2)}\theta'_{c1(1)}\theta'_{L2(2)}]$$

$$\mathbf{Parent\ 2} = [Z_{L1(2)}Z_{c1(1)}Z_{L2(2)}\theta'_{L1(1)}\theta'_{c1(2)}\theta'_{L2(1)}]$$

2. La mutation utilisée consiste en l'initialisation de quelques gènes dans la population. Ces derniers sont choisis aléatoirement.

Population **P**

$$\mathbf{Filtre\ 1} = [Z_{L1(1)}Z_{c1(1)}Z_{L2(1)}\theta'_{L1(1)}\theta'_{c1(1)}\theta'_{L2(1)}]$$

$$\mathbf{Filtre\ 2} = [Z_{L1(2)}Z_{c1(2)}Z_{L2(2)}\theta'_{L1(2)}\theta'_{c1(2)}\theta'_{L2(2)}]$$

$$\mathbf{Filtre\ 3} = [Z_{L1(3)}Z_{c1(3)}Z_{L2(3)}\theta'_{L1(3)}\theta'_{c1(3)}\theta'_{L2(3)}]$$

$$\mathbf{Filtre\ 4} = [Z_{L1(4)}Z_{c1(4)}Z_{L2(4)}\theta'_{L1(4)}\theta'_{c1(4)}\theta'_{L2(1)}]$$

Population **P'**(Après mutation)

$$\mathbf{Filtre\ 1} = [Z_{L1(1)}Z_{c1(1)}\mathbf{Z_{L2(1)}}\theta'_{L1(1)}\theta'_{c1(1)}\theta'_{L2(1)}]$$

$$\mathbf{Filtre\ 2} = [Z_{L1(2)}Z_{c1(2)}Z_{L2(2)}\theta'_{L1(2)}\theta'_{c1(2)}\theta'_{L2(2)}]$$

$$\mathbf{Filtre\ 3} = [Z_{L1(3)}Z_{c1(3)}Z_{L2(3)}\theta'_{L1(3)}\theta'_{c1(3)}\mathbf{\theta'_{L2(3)}}]$$

$$\mathbf{Filtre\ 4} = [Z_{L1(4)}Z_{c1(4)}Z_{L2(4)}\mathbf{\theta'_{L1(4)}}\theta'_{c1(4)}\theta'_{L2(1)}]$$

L'organigramme de la figure III.6 résume toutes les étapes de notre programme de synthèse des filtres passe-bas microruban par les algorithmes génétiques.

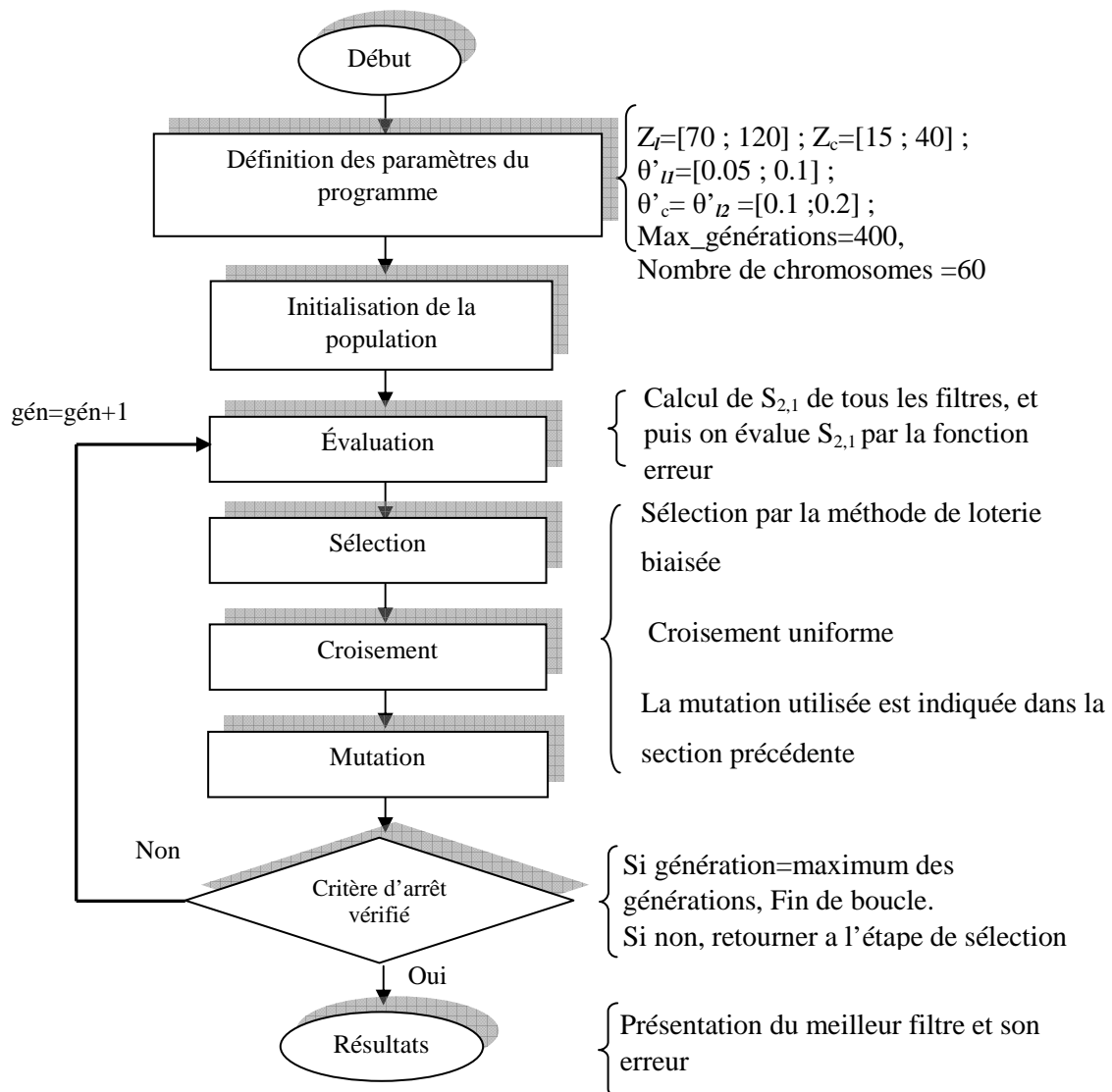


Figure III.6. Etapes de synthèse des filtres passe-bas microruban par les algorithmes génétiques.

III.2.3. Synthèse de filtre passe-bas par PSO

La deuxième application considérée dans ce travail, est la synthèse d'un filtre passe-bas par la méthode PSO. Ce filtre a les mêmes caractéristiques que celui présenté dans la première application.

Les points suivants décrivent l'adaptation de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules au problème de synthèse de ce filtre :

1. La population est l'ensemble des filtres, et chaque filtre est caractérisé par les impédances et les longueurs électriques.

$$\mathbf{Filtre} = [Z_{L1} Z_{c1} Z_{L2} \theta'_{L1} \theta'_{c1} \theta'_{L2}]$$

2. Les algorithmes d'optimisation par essaim de particules travaillent sur un espace limité. Donc la définition de l'espace de recherche est un critère important. Dans cette application, cet espace est défini comme suit :

$$70 \leq Z_{L1} \leq 120 \text{ (Ohm)}, 15 \leq Z_{c1} \leq 40 \text{ (Ohm)}, 70 \leq Z_{L1} \leq 120 \text{ (Ohm)}, 0.05 \leq \theta'_{L1} \leq 0.1, \\ 0.1 \leq \theta'_{c1} \leq 0.2 \text{ et } 0.1 \leq \theta'_{L2} \leq 0.2 \text{ (rad/GHz)}.$$

3. La fonction d'évaluation que nous avons utilisée, est la fonction somme des erreurs qui est estimée après le calcul de S_{21} comme présente auparavant (eq III.17).

4. Sélection de \mathbf{P}_g et \mathbf{P}_{best} :

L'exemple suivant montre la procédure de sélection de \mathbf{P}_g et \mathbf{P}_{best} :

Itération k

$$\mathbf{Filtre 1} = [Z_{L1(1)k} Z_{c1(1)k} Z_{L2(1)k} \theta'_{L1(1)k} \theta'_{c1(1)k} \theta'_{L2(1)k}]$$

$$\mathbf{Filtre 2} = [Z_{L1(2)k} Z_{c1(2)k} Z_{L2(2)k} \theta'_{L1(2)k} \theta'_{c1(2)k} \theta'_{L2(2)k}]$$

$$\mathbf{Filtre 3} = [Z_{L1(3)k} Z_{c1(3)k} Z_{L2(3)k} \theta'_{L1(3)k} \theta'_{c1(3)k} \theta'_{L2(3)k}]$$

$$\mathbf{Filtre 4} = [Z_{L1(4)k} Z_{c1(4)k} Z_{L2(4)k} \theta'_{L1(4)k} \theta'_{c1(4)k} \theta'_{L2(1)k}]$$

$$\text{Evaluation : } f(\mathbf{Filtre 1}) = 34, f(\mathbf{Filtre 2}) = \mathbf{22}, f(\mathbf{Filtre 3}) = 37, f(\mathbf{Filtre 4}) = 25$$

Donc, $\mathbf{P}_g = \mathbf{Filtre 2}$.

Itération k+1

$$\mathbf{Filtre 1} = [Z_{L1(1)k+1} Z_{c1(1)k+1} Z_{L2(1)k+1} \theta'_{L1(1)k+1} \theta'_{c1(1)k+1} \theta'_{L2(1)k+1}]$$

$$\mathbf{Filtre 2} = [Z_{L1(2)k+1} Z_{c1(2)k+1} Z_{L2(2)k+1} \theta'_{L1(2)k+1} \theta'_{c1(2)k+1} \theta'_{L2(2)k+1}]$$

$$\mathbf{Filtre 3} = [Z_{L1(3)k+1} Z_{c1(3)k+1} Z_{L2(3)k+1} \theta'_{L1(3)k+1} \theta'_{c1(3)k+1} \theta'_{L2(3)k+1}]$$

$$\mathbf{Filtre 4} = [Z_{L1(4)k+1} Z_{c1(4)k+1} Z_{L2(4)k+1} \theta'_{L1(4)k+1} \theta'_{c1(4)k+1} \theta'_{L2(1)k+1}]$$

$$\text{Evaluation : } f(\mathbf{Filtre 1}) = 32, f(\mathbf{Filtre 2}) = 41, f(\mathbf{Filtre 3}) = \mathbf{29}, f(\mathbf{Filtre 4}) = 43$$

Donc, $\mathbf{P}_g = \mathbf{Filtre 3}$

Et \mathbf{P}_{best} :

$$\mathbf{Filtre 1} = [Z_{L1(1)k+1} Z_{c1(1)k+1} Z_{L2(1)k+1} \theta'_{L1(1)k+1} \theta'_{c1(1)k+1} \theta'_{L2(1)k+1}]$$

$$\mathbf{Filtre 2} = [Z_{L1(2)k} Z_{c1(2)k} Z_{L2(2)k} \theta'_{L1(2)k} \theta'_{c1(2)k} \theta'_{L2(2)k}]$$

$$\mathbf{Filtre 3} = [Z_{L1(3)k+1} Z_{c1(3)k+1} Z_{L2(3)k+1} \theta'_{L1(3)k+1} \theta'_{c1(3)k+1} \theta'_{L2(3)k+1}]$$

$$\mathbf{Filtre 4} = [Z_{L1(4)k} Z_{c1(4)k} Z_{L2(4)k} \theta'_{L1(4)k} \theta'_{c1(4)k} \theta'_{L2(1)k}]$$

L'organigramme de la figure III.7 résume toutes les étapes de notre programme de synthèse des filtres passe-bas par la méthode PSO.

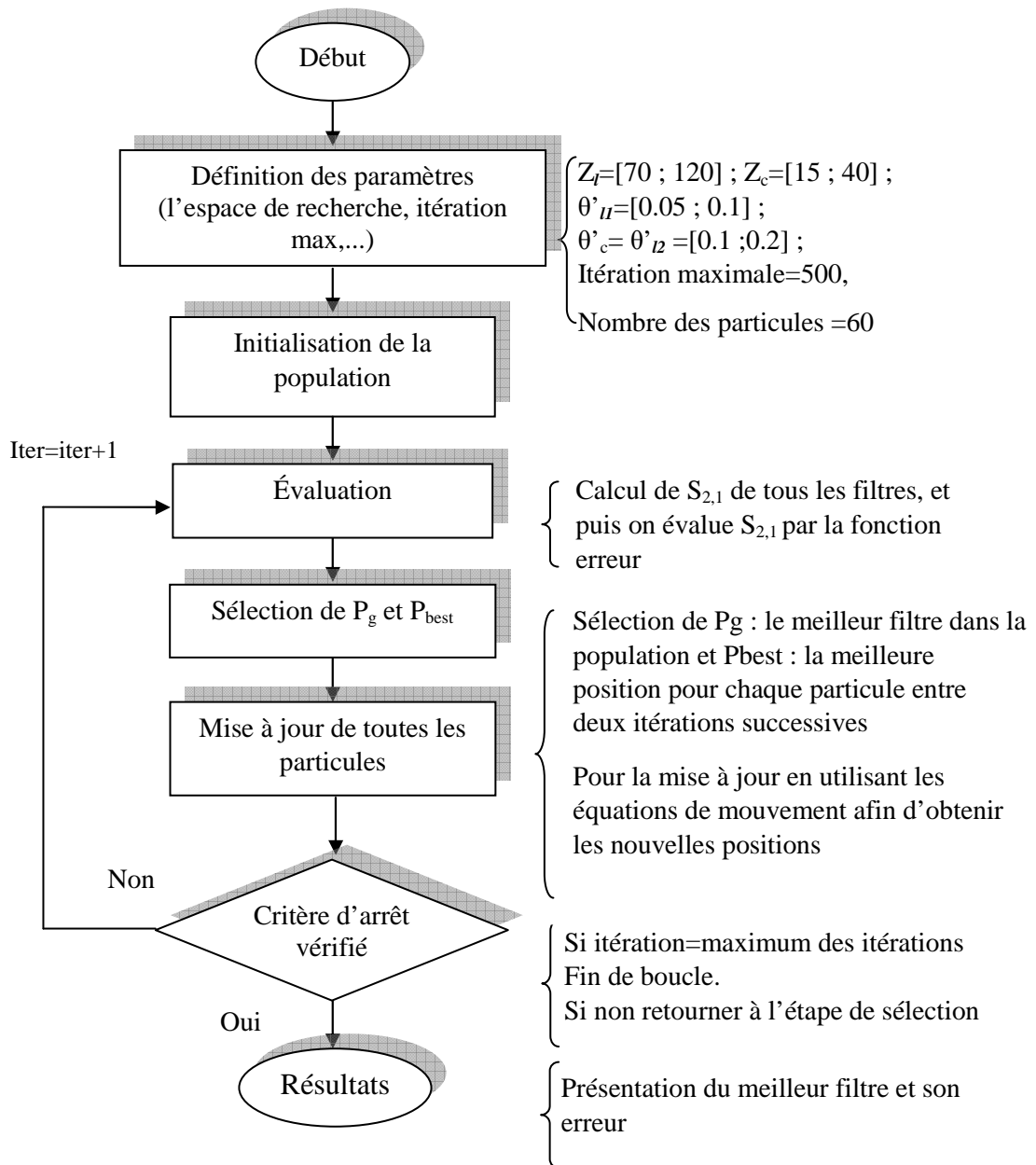


Figure III.7. Organigramme de synthèse des filtres microruban passe-bas par la méthode PSO

III.3. Synthèse d'un filtre passe-bande par l'AG et PSO

La troisième application réalisée est la synthèse d'un filtre microruban passe-bande d'ordre trois (3) à des résonateurs de longueur demi-onde couplés en parallèle comme indiqué dans la figure III.8.

Les caractéristiques désirées de ce filtre sont données comme suit :

- ✓ L'ordre du filtre est : $n=3$;
- ✓ La fréquence centrale est : $f_c=6$ GHz ;

- ✓ L'atténuation dans la bande passante est : $A_{\max}=0.1$ dB ;
- ✓ La bande passante fractionnelle est : $BPW=33\%$ (B.p = [5-7] GHz) ;
- ✓ La hauteur du Substrat est : $h=1.56$ mm ;
- ✓ La permittivité diélectrique est : $\epsilon_r= 4.3$;
- ✓ L'impédance caractéristique est : $Z_0 =50 \Omega$.



Figure III.8. Filtre passe-bande à des résonateurs couplés en parallèles.

Initialement, la synthèse du filtre par la méthode de Tchebychev est effectuée, en deuxième étape, les algorithmes génétiques et la méthode PSO sont appliqués au problème de synthèse pour obtenir le meilleur filtre.

Les formules suivantes donnent la valeur des impédances caractéristiques des lignes couplés. Pour le calcul des largeurs (w) et les espacements (s), nous utilisons les graphes de l'annexe B.

$$\frac{J_{0,1}}{Y_0} = \sqrt{\left[\frac{\pi FBW}{2g_0g_1} \right]} \quad (III.19)$$

$$\frac{J_{j,j+1}}{Y_0} = \frac{\pi FBW}{2g_jg_{j+1}} \quad (III.20)$$

$$\frac{J_{n,n+1}}{Y_0} = \sqrt{\left[\frac{\pi FBW}{2g_n g_{n+1}} \right]} \quad (III.21)$$

$$(Z_{0e})_{j,j+1} = \frac{1}{Y_0} \left[1 + \frac{J_{j,j+1}}{Y_0} + \left(\frac{J_{j,j+1}}{Y_0} \right)^2 \right] \quad (III.22)$$

$$(Z_{0o})_{j,j+1} = \frac{1}{Y_0} \left[1 - \frac{J_{j,j+1}}{Y_0} + \left(\frac{J_{j,j+1}}{Y_0} \right)^2 \right] \quad (III.23)$$

Avec :

Z_{0o} : l'impédance caractéristique du mode impair ;

Z_{0e} : l'impédance caractéristique du mode pair ;

$J_{n,n+1}$: l'admittance de la ligne couplée ;

FBW : la bande passante fractionnelle.

On a trouvé les valeurs suivantes :

$(Z_{0e})_{0,1} = (Z_{0e})_{3,4} = 101.5 \Omega$, $(Z_{0o})_{0,1} = (Z_{0o})_{3,4} = 38.5 \Omega$, $(Z_{0e})_{1,2} = (Z_{0e})_{2,3} = 71 \Omega$, $(Z_{0o})_{1,2} = (Z_{0o})_{2,3} = 39 \Omega$ et $\theta' = 0.2606 \text{ rad/GHz}$.

$W_1 = W_4 = 1.2 \text{ mm}$, $W_2 = W_3 = 2.4 \text{ mm}$, $L_1 = 6 \text{ mm}$, $S_i = 0.2 \text{ mm}$ ($i=1, \dots, 4$)

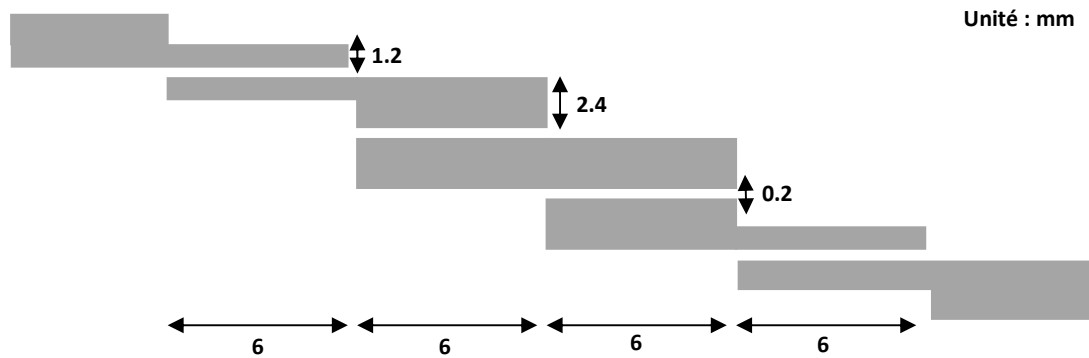


Figure III.9. Dimensionnement du filtre passe-bande.

III.3.1. Modélisation du problème

Le filtre de la figure III.9 est subdivisé en une cascade de sous réseaux, de pas de discontinuité et de lignes couplées en parallèles.

Le calcul des matrices ABCD, pour les sous réseaux et des pas de discontinuité, est semblable à celui cité auparavant. Les paramètres ABCD, pour chaque sous réseau de ligne couplée peuvent être calculés comme suit [24] :

$$A = D = \frac{Z_{0e} \cot \theta_e + Z_{0o} \cot \theta_o}{Z_{0e} \csc \theta_e - Z_{0o} \csc \theta_o} \quad (\text{III.24})$$

$$B = \frac{j}{2} \frac{Z_{0e}^2 + Z_{0o}^2 - 2Z_{0e}Z_{0o}(\cot \theta_e \cot \theta_o + \csc \theta_e \csc \theta_o)}{Z_{0e} \csc \theta_e - Z_{0o} \csc \theta_o} \quad (\text{III.25})$$

$$C = \frac{2j}{Z_{0e} \csc \theta_e - Z_{0o} \csc \theta_o} \quad (\text{III.26})$$

Où θ_e et θ_o sont les longueurs électriques des deux modes.



Figure III.10. Constitution du filtre passe-bande.

La matrice ABCD de ce filtre est calculée comme suite :

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \prod_{i=1}^4 \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}_i \quad (\text{III.27})$$

Le coefficient de transmission $S_{2,1}$ est calculé par :

$$S_{2,1} = \frac{2}{A + B/Z_0 + CZ_0 + D} \quad (\text{III.28})$$

Supposons que le diélectrique est homogène ($\theta_e = \theta_o = \theta$), dans ce cas les matrices ABCD, des sous réseaux de ligne couplée, peuvent être réécrites comme suit :

$$A = D = \frac{(Z_{0e} + Z_{0o}) \cot \theta}{(Z_{0e} - Z_{0o}) \csc \theta} \quad (\text{III.29})$$

$$B = \frac{j Z_{0e}^2 + Z_{0o}^2 - 2Z_{0e}Z_{0o} (\cot^2 \theta + \csc^2 \theta)}{2 (Z_{0e} - Z_{0o}) \csc \theta} \quad (\text{III.30})$$

$$C = \frac{2j}{(Z_{0e} - Z_{0o}) \csc \theta} \quad (\text{III.31})$$

Vu la symétrie du filtre de la figure III.9, et selon la formule de S_{21} , la synthèse du filtre passe-bande peut être considérée comme une fonction de $Z_{0e1}, Z_{0o1}, \theta_1', Z_{0e2}, Z_{0o2}$ et θ_2' .

Avec :

$$\theta' = \theta / f = \frac{2\pi}{300} \sqrt{\epsilon_{re}} l \quad (\text{III.32})$$

III.3.2. Synthèse des filtres passe-bande à base des AGs

Les points suivants décrivent l'adaptation de l'algorithme génétique pour la synthèse du filtre microruban passe-bande :

1. La population est l'ensemble des chromosomes qui sont constitué chacun par des gènes. Dans notre programme, la population est l'ensemble des filtres et chacun d'eux est caractérisé par les impédances et les longueurs électriques. Alors les gènes, dans notre cas, sont les impédances et les longueurs électriques.
2. Le codage que nous avons utilisé dans notre programme est le codage réel. A cet effet, le filtre, dans la troisième application, est défini comme suit :

$$\mathbf{Filtre}=[Z_{0e1}Z_{0o1}Z_{0e2}Z_{0o2} \theta_1' \theta_2']$$

3. L'espace de recherche est défini comme suit :

$$70 \leq Z_{0e1} \leq 200 \text{ (Ohm)}, 20 \leq Z_{0o1} \leq 70 \text{ (Ohm)}, 70 \leq Z_{0e2} \leq 200 \text{ (Ohm)}, 20 \leq Z_{0o2} \leq 70 \text{ (Ohm)}, 0.2 \leq \theta_1' \leq 0.3 \text{ (rad/GHz)}, 0.2 \leq \theta_2' \leq 0.3 \text{ (rad/GHz)}.$$

4. La fonction objective que nous avons utilisée est la fonction erreur. La figure III.11 présente deux filtres passe-bande et leurs erreurs qui sont calculées par l'expression suivante :

$$\sum_{i=1}^n Er_i \tag{III.33}$$

$$Er_i = \begin{cases} |S_{2,1}| & f < f_{p1} \\ |S_{2,1} - 1| & f_{p1} \leq f \leq f_{p2} \\ |S_{2,1}| & f > f_{p2} \end{cases} \tag{III.34}$$

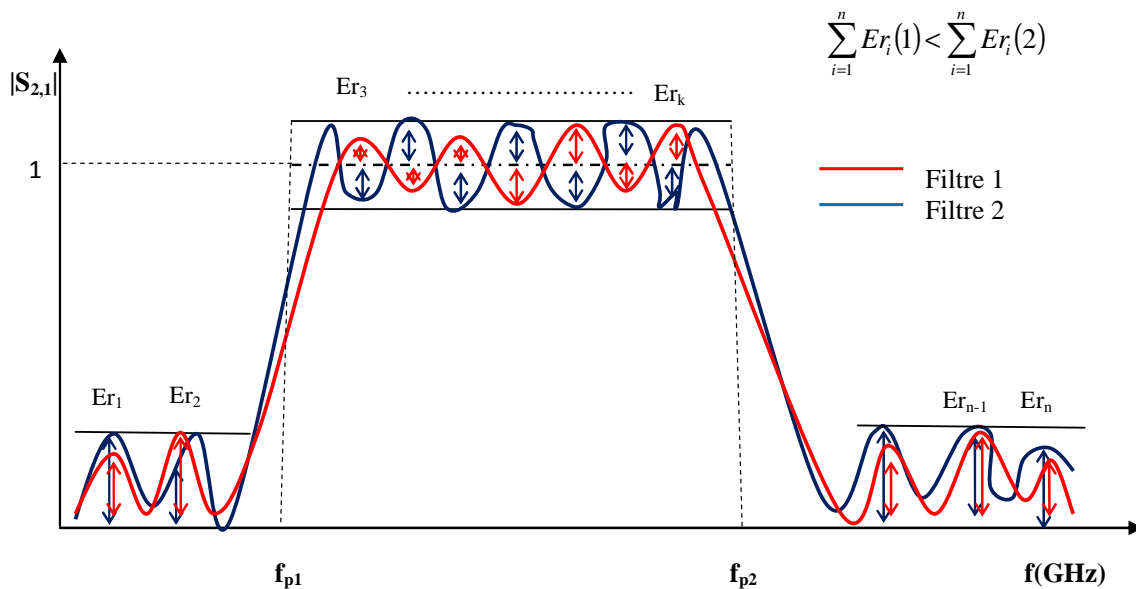


Figure III.11. Deux filtres passe-bande conçus par les AGs et leurs erreurs.

A partir de la figure, III.11, il est clair que le filtre 1 représente la meilleure solution, du fait qu'il présente de faibles ondulations dans la bande passante et dans la bande coupée.

III.3.3. Synthèse du filtre passe-bande par la méthode PSO

La quatrième application, considérée dans ce travail de Doctorat, est la synthèse du filtre passe-bande de la figure III.9. Pour effectuer cette tâche, la même procédure de conception que nous avons présenté dans la deuxième application est utilisée avec les modifications suivantes :

1. Le filtre est défini par :

$$\mathbf{Filtre}=[Z_{0e1}Z_{0o1}Z_{0e2}Z_{0o2} \theta_1' \theta_2']$$

2. L'espace de recherche est défini comme suit :

$$70 \leq Z_{0e1} \leq 200 \text{ (Ohm)}, 20 \leq Z_{0o1} \leq 70 \text{ (Ohm)}, 70 \leq Z_{0e2} \leq 200 \text{ (Ohm)}, \\ 20 \leq Z_{0o2} \leq 70 \text{ (Ohm)}, 0.2 \leq \theta_1' \leq 0.3 \text{ (rad/GHz)}, 0.2 \leq \theta_2' \leq 0.3 \text{ (rad/GHz)}.$$

3. La fonction objective que nous avons utilisée est la fonction erreur présentée dans la section précédente (eq III .24).

III.4. Résultats et discussion

III.4.1. Filtre passe-bas

III.4.1.1. Effet des générations (itérations) sur l'erreur minimale

L'étude de l'effet du nombre de générations (itérations) est très utile pour la vérification de la convergence de l'algorithme. Cette étude va nous permettre de fixer le nombre nécessaire de générations ou itérations dans l'algorithme en vue d'obtenir une erreur minimale.

Les figures III.12 et III.13 montrent la variation de la fonction erreur en fonction du nombre de générations et itérations.

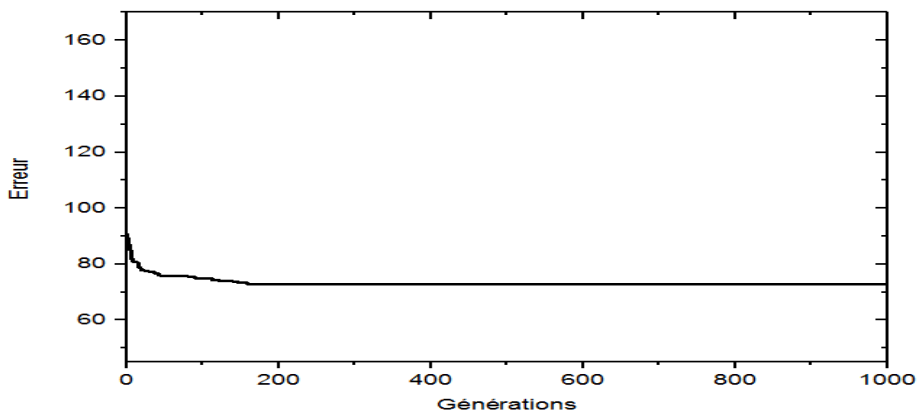


Figure III.12. Effet du nombre de générations sur l'erreur minimale (AG).

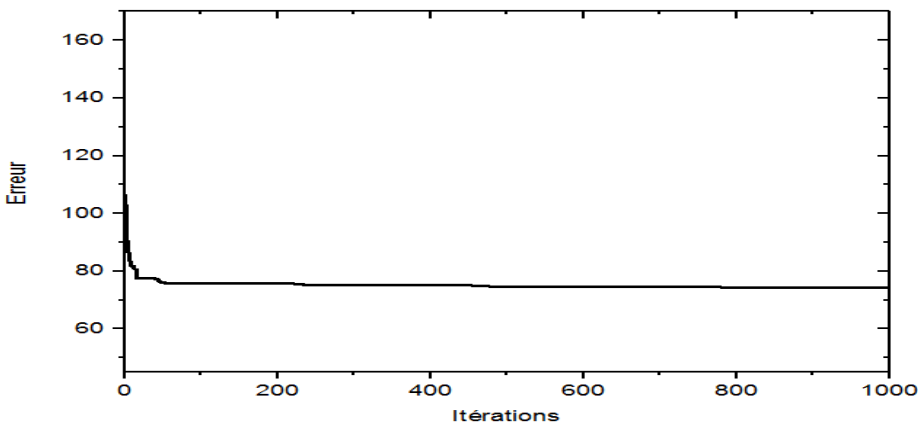


Figure III.13. Effet du nombre de itérations sur l'erreur minimale (PSO).

Dans la figure III.12, l'algorithme génétique converge vers l'erreur minimale pour le nombre de générations égal à 180. Dans cette valeur, il maintient une erreur minimale de valeur 72.89. Dans la figure III.13, l'algorithme PSO converge vers l'erreur minimale pour un nombre d'itération égal à 780. Même chose, l'algorithme se stabilise sur la valeur 74.17.

Dans notre application le nombre de générations a été fixé à 300 et le nombre d'itération a été fixé à 800.

III.4.1.2. Performance des filtres passe-bas optimisés

La figure III.14 présente le coefficient de transmission (S_{21}) et le coefficient de réflexion (S_{11}) des filtres passe-bas conçus par la méthode de Butterworth et optimisés respectivement par les AG et par la méthode PSO.

Les meilleurs filtres passe-bas optimisés les AG et par la méthode PSO ont les caractéristiques suivantes :

- (AG) $Z_l = 129.96 \Omega$, $Z_c = 17.86 \Omega$, $\theta'_{l1} = 0.10$, $\theta'_c = 0.10$, $\theta'_{l2} = 0.17$ (rad/GHz) ;
- (PSO) $Z_l = 128.27 \Omega$, $Z_c = 16.21 \Omega$, $\theta'_{l1} = 0.09$, $\theta'_c = 0.10$, $\theta'_{l2} = 0.14$ (rad/GHz).

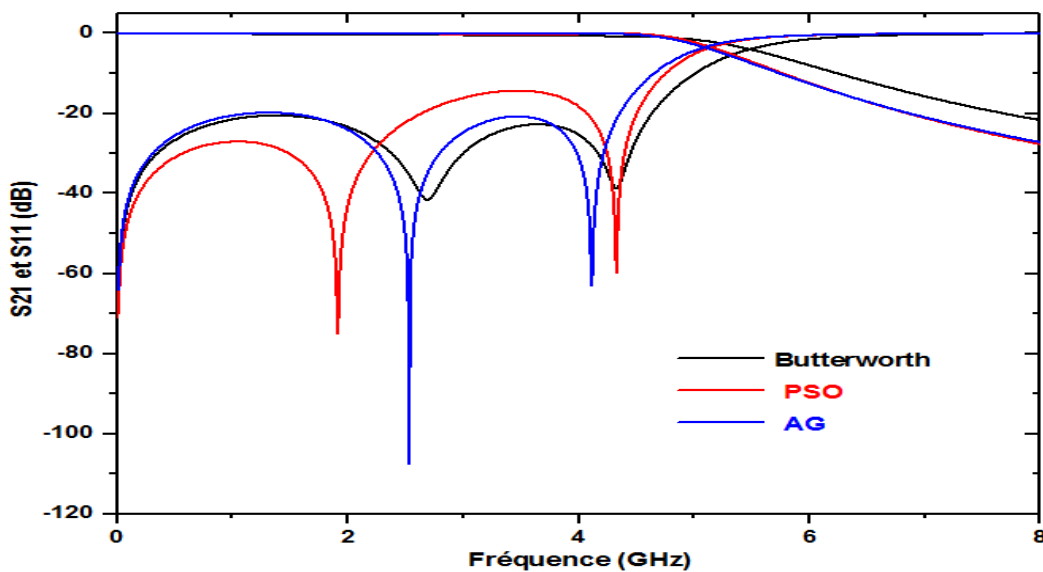


Figure III.14. Performances des filtre passe-bas.

Le filtre passe-bas conçu par la méthode de Butterworth a une erreur de 153.41. En revanche, ceux optimisés par les AG et par la méthode PSO ont respectivement des erreurs qui sont égales à 72.89 et 74.17. On voit directement la différence. On remarque aussi, d'après la figure III.14, que les coefficients de transmission des filtres sont similaires dans la bande passante [0-5GHz] pour les trois méthodes. Dans la bande de stop [5-8 GHz], ces coefficients, pour les AG et la PSO, sont nettement meilleurs en comparaison avec ceux obtenus par la

méthode de Butterworth. Selon les fonctions erreurs, le meilleur filtre est celui optimisé par les AG suivi par celui de la PSO et enfin le filtre de Butterworth.

III.4.1.3. Dimensionnement des filtres passe-bas conçus

Les dimensionnements des filtres passe-bas conçus par les AG, la PSO et la méthode de Butterworth, sur une structure microruban avec un substrat de hauteur égale à 1.6 mm et de constante diélectrique relative égale à 3.7, sont illustrés sur la figure III.15.

Nous avons utilisé les équations (I.11) et (I.13) pour le calcul des largeurs et les équations (III.1) (III.2) pour le calcul des longueurs.

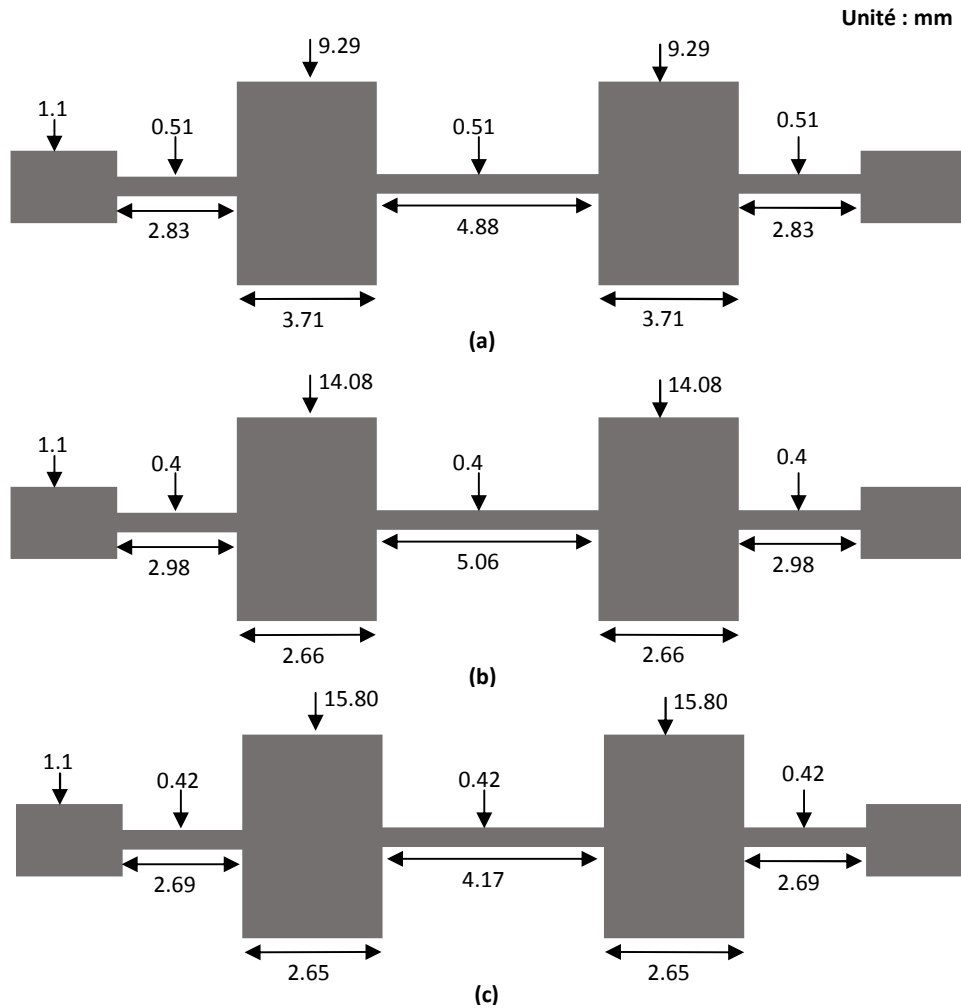


Figure III.15. Dimensionnement des filtres passe bas (a) Butterworth, (b) Les AG, (c) La PSO

D'après la figure III.15, on voit clairement que les trois filtres ont pratiquement les mêmes dimensions.

III.4.2. Filtre passe-bande

III.4.2.1. Effet des générations (itérations) sur l'erreur minimale

Les figures III.16 et III.17 présentent la variation de l'erreur minimale en fonction des générations et itérations pour les AG et pour la méthode PSO. Comme nous l'avons indiqué

précédemment, cette étude va nous permettre de fixer le nombre de générations ou itérations, afin d'obtenir un filtre microruban passe-bande optimal.

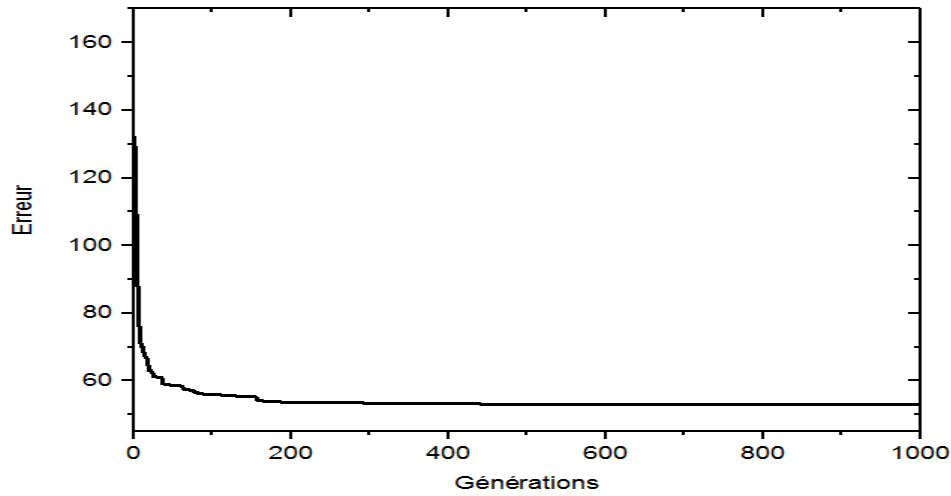


Figure III.16. Effet des générations sur l'erreur minimale (AG).

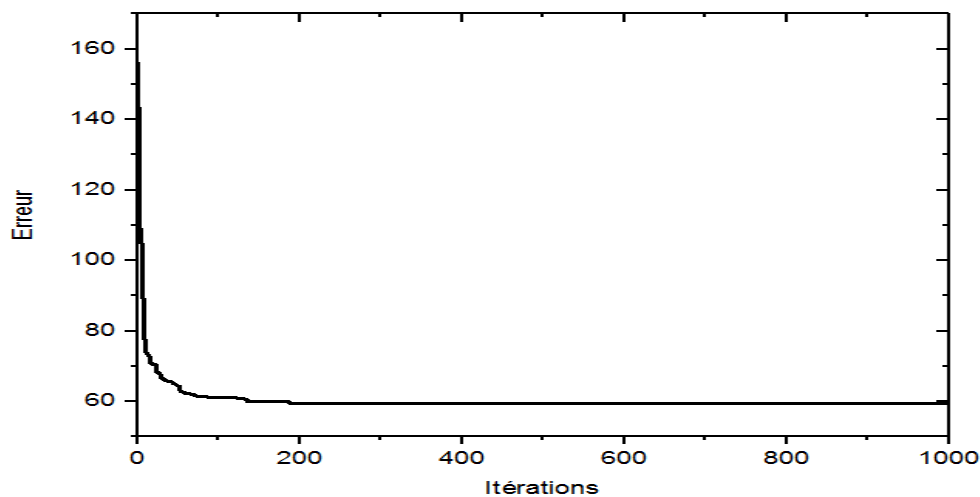


Figure III.17. Effet des itérations sur l'erreur minimale (PSO).

Dans la figure III.16, l'algorithme AG converge rapidement vers des solutions acceptables dans la plage située entre 10 et 180 générations. Ensuite, le processus de minimisation, devient très lent entre 180 et 440 générations. Après le nombre 440 générations, l'algorithme se stabilise sur une erreur qui est égale à 52.94. Concernant la méthode PSO, d'après la figure III.17, le processus d'optimisation converge vers l'erreur minimale et se stabilise sur la valeur 59.28 à partir l'itération 190. Ces résultats nous ont permis de fixer à 500 le nombre de générations et à 200 le nombre d'itérations.

III.4.2.2. Performance des filtres passe-bande

Le meilleur filtre trouvé à l'aide de nos programmes d'optimisation a les caractéristiques suivantes :

- **(AG)** : $Z_{(0e)01} = Z_{(0e)34} = 142.16$ Ohm, $Z_{(0o)01} = Z_{(0o)34} = 69.39$ Ohm, $\theta'_{01} = \theta'_{34} = 0.26$ (rad), $Z_{(0e)12} = Z_{(0e)23} = 79.38$ Ohm, $Z_{(0o)12} = Z_{(0o)23} = 30.30$ Ohm, $\theta'_{12} = \theta'_{23} = 0.26$ (rad) avec une erreur de 59.28.
- **(PSO)** : $Z_{(0e)01} = Z_{(0e)34} = 151.99$ Ohm, $Z_{(0o)01} = Z_{(0o)34} = 69.84$ Ohm, $\theta'_{01} = \theta'_{34} = 0.26$ (rad), $Z_{(0e)12} = Z_{(0e)23} = 119.36$ Ohm, $Z_{(0o)12} = Z_{(0o)23} = 49.49$ Ohm, $\theta'_{12} = \theta'_{23} = 0.26$ (rad) avec une erreur de 52.94.

Le filtre de **Tchebyshev** a les caractéristiques suivantes :

- $Z_{(0e)01} = Z_{(0e)34} = 101.5$ Ohm, $Z_{(0o)01} = Z_{(0o)34} = 38.5$ Ohm, $\theta'_{01} = \theta'_{34} = 0.2606$ (rad), $Z_{(0e)12} = Z_{(0e)23} = 71$ Ohm, $Z_{(0o)12} = Z_{(0o)23} = 39$ Ohm, $\theta'_{12} = \theta'_{23} = 0.2606$ (rad) avec une erreur de 85.2.

La figure III.18 présente le coefficient de transmission (S_{21}) et le coefficient de réflexion (S_{11}) des filtres microruban passe-bande. Ces derniers caractérisent les filtres conçus et optimisés par les AG et la méthode PSO et le filtre synthétisé par la méthode de Tchebychev.

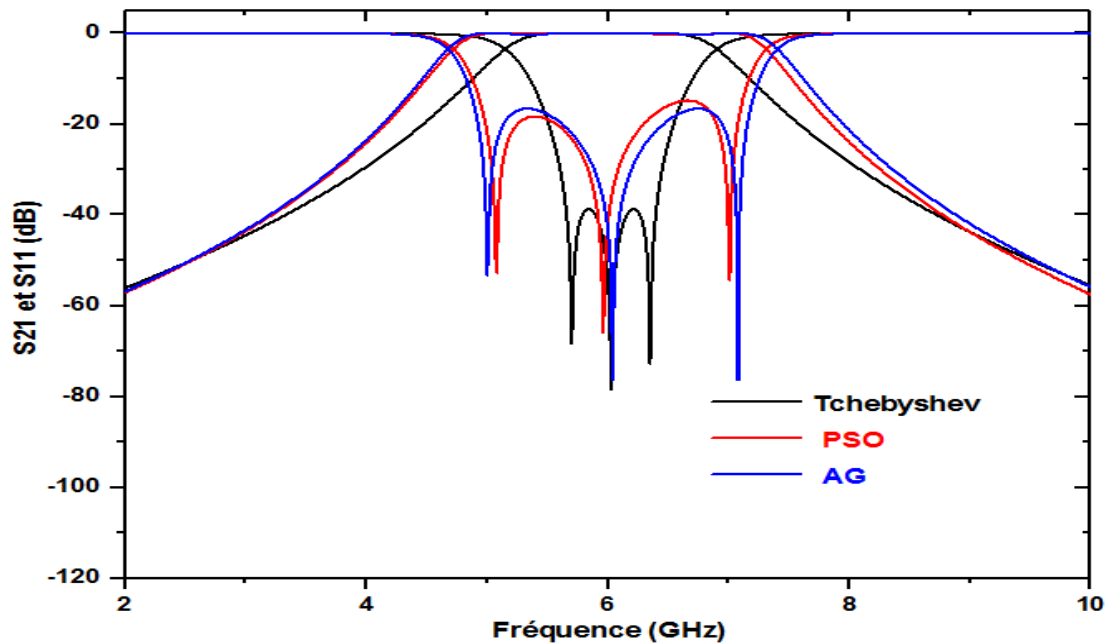


Figure III.18. Performance des filtres passe-bande

D'après cette figure, on remarque que les performances des filtres optimisés par les AG et la méthode PSO ont presque les mêmes caractéristiques et sont nettement meilleures que celles du filtre conçu par la méthode de Tchebychev dans la bande passante [5-7 GHz]. En effet, les filtres optimisés présentent moins d'erreur par rapport au filtre classique.

III.4.2.3. Dimensionnement des filtres passe-bande

Les dimensions des filtres passe-bande conçus par les trois méthodes, sur une structure microruban avec un substrat de hauteur égale à 1.56mm, et de constante diélectrique relative égale à 4.3, sont illustrées sur la figure III.19.

Pour le calcul de la largeur W et l'espacement S des lignes microruban couplées, il faut se référer à l'annexe B. Pour la longueur l , nous avons utilisé l'équation III.32.

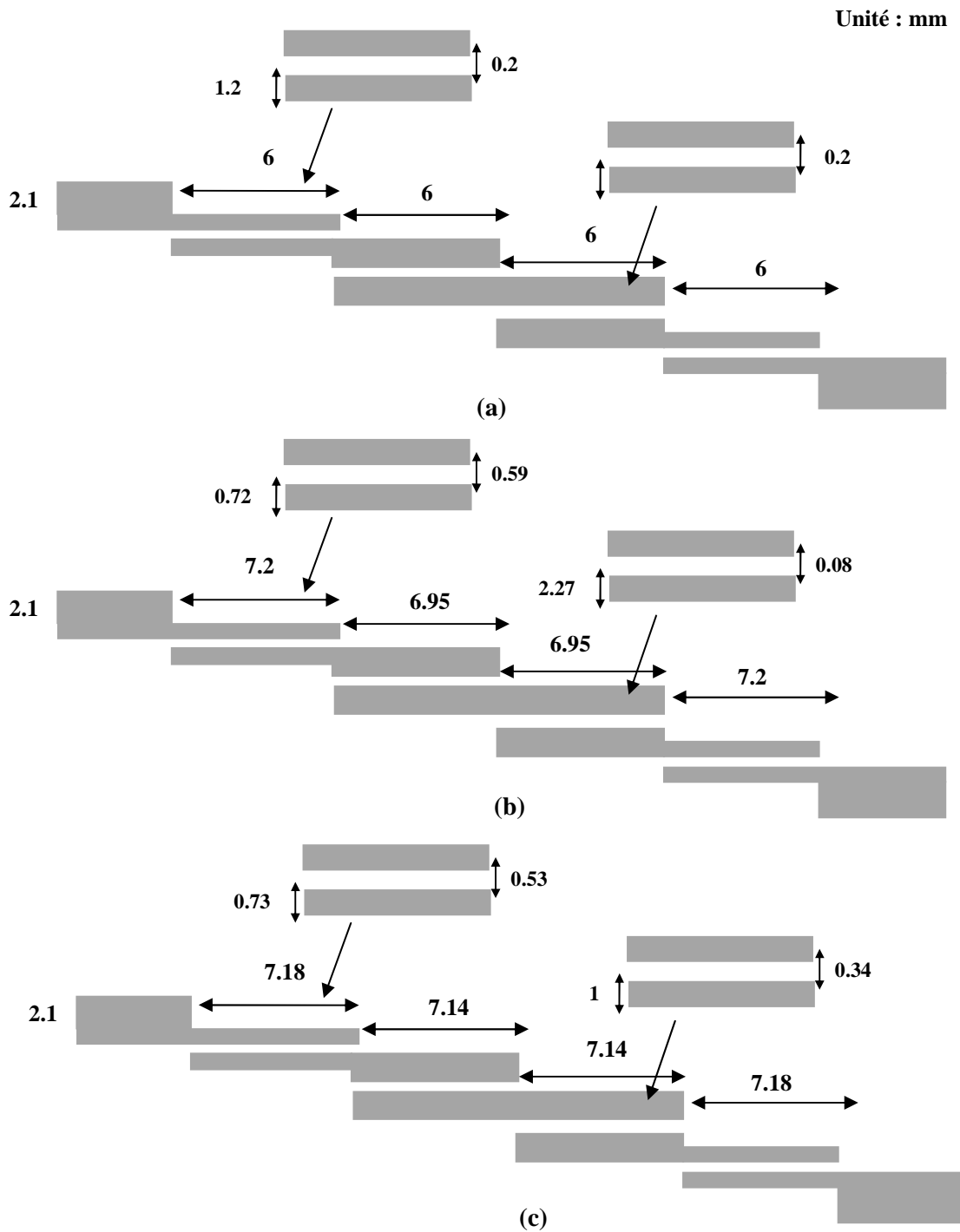


Figure III.19. Dimensionnement des filtres passe-bande : (a) Tchebychev, (b) AG, (c) PSO

D'après la figure III.19, on voit clairement que les trois filtres ont pratiquement les mêmes dimensions.

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'application des deux algorithmes d'intelligence artificielle à la synthèse des filtres microruban. Dans ces conditions, deux filtres microruban ont été optimisés. Le premier est un filtre passe-bas d'ordre cinq (05) à saut d'impédance. Quant au deuxième, c'est un filtre passe-bande d'ordre trois (03) à résonateurs couplés en parallèle. Ces deux filtres ont été optimisés par les AGs et par la méthode PSO. Pour la synthèse de ces deux filtres, on a choisi les impédances caractéristiques et les longueurs électriques comme variables. De plus, la fonction d'évaluation préférée, caractérise la somme des erreurs sur la réponse fréquentielle. Les résultats de conception, obtenus par les AGs et par la méthode PSO, ont montrés l'efficacité des optimisations effectuées pour la synthèse des deux filtres microruban. En revanche, aucune différence, concernant les dimensionnements des filtres n'a été observée. Ceci nous a poussé à pénétrer une autre fois dans le domaine d'optimisation par algorithmes évolutionnistes afin de résoudre le problème de dimensionnement. Le chapitre suivant est consacré à la miniaturisation des filtres microruban par les AGs et par la méthode PSO.

Chapitre **IV**

Miniaturisation des filtres microruban
par les algorithmes d'intelligence
artificielle

Chapitre IV

Miniaturisation des filtres par les algorithmes de l'intelligence artificielle

IV.1. Introduction

La miniaturisation des dispositifs micro-ondes est un enjeu majeur dans le domaine des télécommunications. La difficulté de la miniaturisation réside dans le maintien des performances des dispositifs miniaturisés. Les filtres micro-ondes passe-bas sont des circuits clés dans les systèmes de communication moderne. Ils permettent de supprimer les bandes supérieures ou les bandes non désirés. Dans notre vie quotidienne, on utilise de plus en plus les réseaux sans fil, dont le filtre passe-bas occupe une place privilégiée dans les récepteurs de ces réseaux. Plusieurs études sur les performances, la miniaturisation et la minimisation des coûts de réalisations des filtres passe-bas ont constitué l'axe de différentes recherches [46,48-49].

L'application des algorithmes de l'intelligence artificielle pour la miniaturisation des dispositifs micro-ondes est très efficace et peut donner des résultats efficaces [51-52]. Dans notre contribution, nous avons cherché la relation qui nous a permis de combiner entre la miniaturisation des filtres et leurs caractéristiques physiques. Ce chapitre est organisé en quatre parties. Les deux premières parties consistent en l'applications des AGs et de la méthode PSO pour la résolution des problèmes de miniaturisation d'un filtre micro-ruban passe-bas d'ordre trois (3). Les deux dernières parties comprennent l'application de ces deux mêmes méthodes, mais cette fois ci pour la miniaturisation d'un autre filtre micro-ruban passe-bas d'ordre cinq (5).

IV.2. Etat de l'art sur les méthodes de la miniaturisation des filtres micro-ondes

La miniaturisation des dispositifs dans le domaine micro-ondes reste l'un des grands défis dans ce domaine, puisque les nouvelles technologies imposent des équipements de petites tailles et de hautes performances. Dans ce contexte, il existe peu de travaux de recherche qui traitent ce problème, et chacun propose sa propre technique de miniaturisation. Par exemple, dans la référence [52], les auteurs proposent l'utilisation des résonateurs fractals au lieu des résonateurs conventionnels afin de miniaturiser les filtres. Dans [49], les auteurs emploient les métamatériaux pour la miniaturisation et l'optimisation d'un filtre double-bande. La miniaturisation des filtres micro-ondes planaires avec des géométries irrégulières est présentée dans [53]. Dans cette référence, les auteurs ont utilisé la méthode des éléments finis et la PSO pour trouver la forme optimale (miniaturisée et performante) d'un filtre passe-bas. Dans [46], la miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre cinq a été effectuée par un algorithme à évolution différentielle. Selon les recherches dans ce contexte et le nombre faible de contributions à la miniaturisation des filtres microruban, nous proposons dans les sections suivantes la miniaturisation des filtres passe-bas micro-ruban par deux méthodes différentes à savoir :

- Les algorithmes génétiques ;
- La méthode PSO.

Les filtres passe-bas de fréquence de coupure de 1 GHz ou inférieure sont des éléments essentiels pour des applications comme le radar GPR[54], la téléphonie mobile (LTE800 et TETRA) [55].

Dans nos contributions, nous avons utilisé le logiciel MATLAB R2015b pour la validation de tous nos résultats [56].

IV.3. Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre trois par les AG et la PSO

Comme nous l'avons énoncé dans l'introduction, la première contribution que nous allons présenter dans ce chapitre est la miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre trois (3) à saut d'impédance.

Les caractéristiques du filtre à miniaturiser sont données comme suit :

- ✓ La fréquence de coupure est : $f_c = 1$ GHz ;
- ✓ Le maximum des ondulations dans la bande passante est de 0.1dB ;
- ✓ L'impédance caractéristique est : $Z_0 = 50$ Ohm ;
- ✓ La constante diélectrique est $\epsilon_r = 10.8$;
- ✓ La hauteur du substrat est : $h = 1.27$ mm.

Avant l'application des AGs et de la méthode PSO au problème de miniaturisation, il faut connaître des données qui seront utilisées dans l'application. Il s'agit de la fonction de transfert et des dimensions du filtre synthétisé par une méthode classique.

Le 1^{er} filtre a été synthétisé par la méthode de Butterworth et son dimensionnement est illustré dans la figure IV.1.

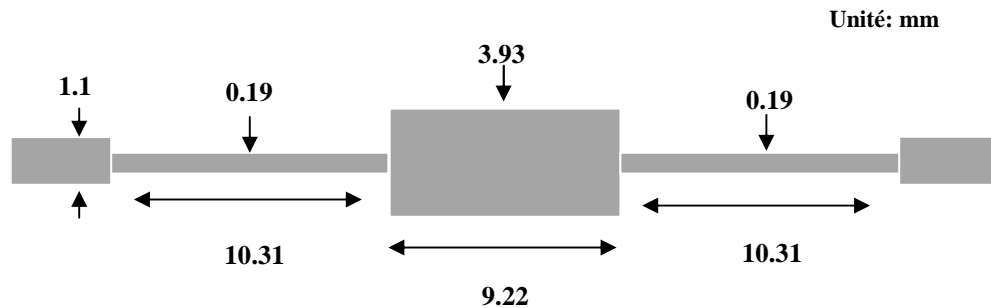


Figure IV.1. Dimensionnement du filtre passe-bas synthétisé par la technique de Butterworth

Ici, la problématique consiste à trouver un filtre dont les dimensions soient inférieures aux dimensions du filtre classique et avec une fonction de transfert similaire au filtre classique original. Dans ce qui suit, les étapes de miniaturisation seront détaillées.

IV.3. 1. Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre trois par les AGs

Les points suivants décrivent l'implémentation de l'AG pour la miniaturisation du filtre passe-bas d'ordre trois.

IV.3.1.1. Représentation des chromosomes

Pour la représentation des chromosomes, nous utilisons le codage réel puisqu'on travaille avec des nombres réels tels que les valeurs de la longueur ou de la largeur des lignes de transmission. Le chromosome est un vecteur de longueur $2*N$ ou N est l'ordre du filtre. La valeur « 2 » indique que nous manipulons la longueur et la largeur.

Le chromosome représenté par le vecteur suivant :

$$wl_i = [w_L \ w_C \ w_L \ l_L \ l_C \ l_L]$$

L'objectif est de trouver un filtre de dimensions réduites avec une fonction erreur plus faible que le filtre classique dans la plage de fréquence allant de 0 à 3Ghz (avec un pas de 0.01Ghz ce qui nous donne 301 points de fréquences).

Les chromosomes qui présentent une somme des erreurs faible et des dimensions réduites seront sélectionnés en tant que parents dans la génération suivante, et composent la nouvelle population.

IV.3.1.2. Espace de recherche

Les algorithmes génétiques travaillent sur un espace de recherche bien déterminé. En conséquence, la définition de ce dernier est obligatoire.

Dans le premier exemple, l'espace de recherche est limité par :

$$w_{Lmin}=0.1 \text{ mm} ; \quad w_{Lmax}= 4 \text{ mm} ;$$

$$w_{Cmin}= 0.1\text{mm} ; \quad w_{Cmax}= 8\text{mm} ;$$

$$l_{Lmin}= 2 \text{ mm}; \quad l_{Lmax}= 18 \text{ mm} ;$$

$$l_{Cmin}=2 \text{ mm} ; \quad l_{Cmax}= 18 \text{ mm} ;$$

L'espace de recherche regroupe plus de $788*10^9$ solution possible.

IV.3.1.3. Population initiale

Le choix de la population initiale a un grand effet sur l'évaluation de l'AG et même sur la convergence rapide vers les solutions les plus optimales.

La population initiale est générée les instructions Matlab qui sont données comme suit :

$$w_L = 0.01 * \text{round}((a1 + (a2 - a1) * \text{rand}(\text{npop}, 1)) * 100);$$

$$l_L = 0.01 * \text{round}((b1 + (b2 - b1) * \text{rand}(\text{npop}, 1)) * 100);$$

$$w_C = 0.01 * \text{round}((c1 + (c2 - c1) * \text{rand}(\text{npop}, 1)) * 100);$$

$$l_C = 0.01 * \text{round}((d1 + (d2 - d1) * \text{rand}(\text{npop}, 1)) * 100);$$

$$wl = [w_L \ w_C \ w_L \ l_L \ l_C \ l_L];$$

npop représente la taille de la population.

round est utilisé pour arrondir les valeurs à deux chiffres après la virgule.

La méthode de génération de la population initiale ne change pas la qualité des résultats, mais elle modifie le temps nécessaire pour trouver la solution optimale.

La taille de la population initiale est liée au nombre des générations. En effet, on peut soit fixer le nombre de la population et chercher le nombre de générations qui donne le meilleur résultat ou l'inverse.

IV.3.1.4. Fonction objective

Afin d'évaluer un chromosome (dire bon ou mauvais), on utilise la fonction fitness ou objective. Dans notre travail, on utilise une fonction erreur qui est définie par la somme de deux paramètres. Le 1^{er} caractérise l'erreur sur la fonction de transfert et le 2^{ème} caractérise la somme des longueurs et des largeures des éléments constituent le filtre.

Pour la première application, utilisée dans ce chapitre, la fonction objective est définie comme suit :

$$F = y * \sum_{i=1}^n Er_i + (1 - y) * \sum_{i=1}^n (W + L)_i \quad (\text{IV.1})$$

y : est le coefficient de pondération inconnu situé entre 0.1 et 1.

Cette erreur est définie dans l'espace de travail Matlab, comme suit :

$$Erm=y*Er+(1-y)*Sumwl ;$$

La fonction d'évaluation est composée par deux fonctions qui sont :

- La fonction erreur (Er) qui est la somme des erreurs sur la plage de fréquence. Elle est calculée après l'évaluation de la fonction de transfert (S_{21})

Pour le calcul de S_{21} dans l'espace de travail Matlab, on utilise l'instruction suivante :

$$s21=newfilter(Z0,Zteta,fe,npop);$$

« *newfilter* » est le sous-programme utilisé pour calculer S_{21} en fonction des impédances caractéristiques et des longueurs électriques des lignes de transmission qui constituent le filtre. Pour le calcul de Er (erreur) dans l'espace de travail Matlab, on utilise les instructions suivantes :

$$d=size(s21);$$

$$sss=s21+[-1*ones(101,d(2));zeros(200,d(2))];$$

$$Er=sum(abs(s21))';$$

Dans chaque point de la fréquence on calcul l'erreur par rapport au filtre idéal.

La fonction somme des longueurs et des largeurs (S_{sumwl}) a pour but de fixer la valeur y afin de trouver un filtre miniaturisé. Elle est définie, dans l'espace Matlab, comme suit :

$$Sumwl=sum(wl,2);$$

Dans les sections suivantes, nous étudions l'effet de la fonction erreur et du dimensionnement pour trouver le coefficient y qui donne le filtre optimal. Ici, le caractère d'optimalité caractérise des dimensions inférieures et des performances au moins égale à celles du filtre classique.

IV.3.1.5. Opérateur de sélection

L'opérateur de sélection est le plus important pour les chromosomes puisqu'il décide quels seront les chromosomes qui vont poursuivre le processus d'optimisation et ceux qui vont mourir. Dans notre cas, nous avons utilisé la sélection de loterie biaisée. Avec cette méthode, chaque chromosome a une probabilité d'être sélectionné liée à sa valeur de la fonction objective. Après l'évaluation des chromosomes, on sélectionne la moitié qui présente les meilleurs résultats. Dans l'espace de travail Matlab, cette sélection est donnée comme suit :

$$nparents=npop/2;$$

$$[Erm, ind]=sort(Erm);$$

$$wl=wl((ind(1:natsel)),:);$$

La nouvelle population contient les meilleurs chromosomes de la population précédente, soit $npop/2$.

IV.3.1.6. Opérateur de croisement

L'opérateur de croisement permet de créer de nouveaux chromosomes sans introduire de nouvelles caractéristiques génétiques dans la nouvelle population.

La probabilité de croisement utilisé, dans ce travail, est de 50%.

L'opérateur génère deux descendants pour chaque deux chromosomes sélectionnés. On génère des vecteurs nommés ici masque afin de les multiplier par les chromosomes sélectionnés pour créer une population contenant la moitié des chromosomes parents. Ceci est donné comme suit :

```
Masque_1=[1 0 1 0 1 0];
Masque_2=not(masque 1);
M=npop-nparents ; (nombre des chromosomes descendants)
for k=1 :2 :M
    wl(natsel+k,:)= masque 1.*wl(k,:)+ masque 2.*wl(k+1,:);
    wl(natsel+k+1,:)= masque 2.*wl(k,:)+ masque 1.*wl(k+1,:);
end
```

IV.3.1.7. Opérateur de mutation

Les opérateurs de sélection et de croisement n'introduisent pas des nouvelles caractéristiques génétiques. Par conséquent, pour atteindre des nouveaux points dans l'espace de recherche, l'AG utilise l'opérateur de mutation. Ce dernier modifie, d'une manière aléatoire, les valeurs des gènes selon une probabilité prédéterminée. Donc, il introduit la diversité et reflète les caractéristiques qui ne sont pas présentes dans la population actuelle, et évite de ce fait la convergence prématurée. La stratégie de mutation utilisé dans notre cas est l'initialisation de quelques gènes dans la population. Elle est donnée comme suit :

```
mutrate=0.15;
nvar=4;(nombre des variables wl wc ll lc )
Nmut=ceil(mutrate*((npop-el)*nvar));
i1=1:nvar:nvar*(npop-el);
i2=2:nvar:nvar*(npop-el);
i3=3:nvar:nvar*(npop-el);
i4=4:nvar:nvar*(npop-el);
g1=ismember(Mnpop,i1);
g2=ismember(Mnpop,i2);
g3=ismember(Mnpop,i3);
g4=ismember(Mnpop,i4);
ind1=find(g1 == 1);
elwl(Mnpop(ind1))=0.01*round((a1+(a2-a1)*rand)*100);
```

```

ind2=find(g2 == 1);
elwl(Mnpop(ind2))=0.01*round((c1+(c2-c1)*rand)*100);
ind3=find(g3 == 1);
elwl(Mnpop(ind3))=0.01*round((b1+(b2-b1)*rand)*100);
ind4=find(g4 == 1);
elwl(Mnpop(ind4))=0.01*round((d1+(d2-d1)*rand)*100);
elwl=elwl';
wl(el+1:npop,:)= [elwl(:,1:2) elwl(:,1) elwl(:,3:4) elwl(:,3)];
    
```

La probabilité de mutation est égale à 15%.

La figure IV.2 présente l'organigramme de l'application de l'algorithme génétique au problème de la miniaturisation de filtre passe-bas.

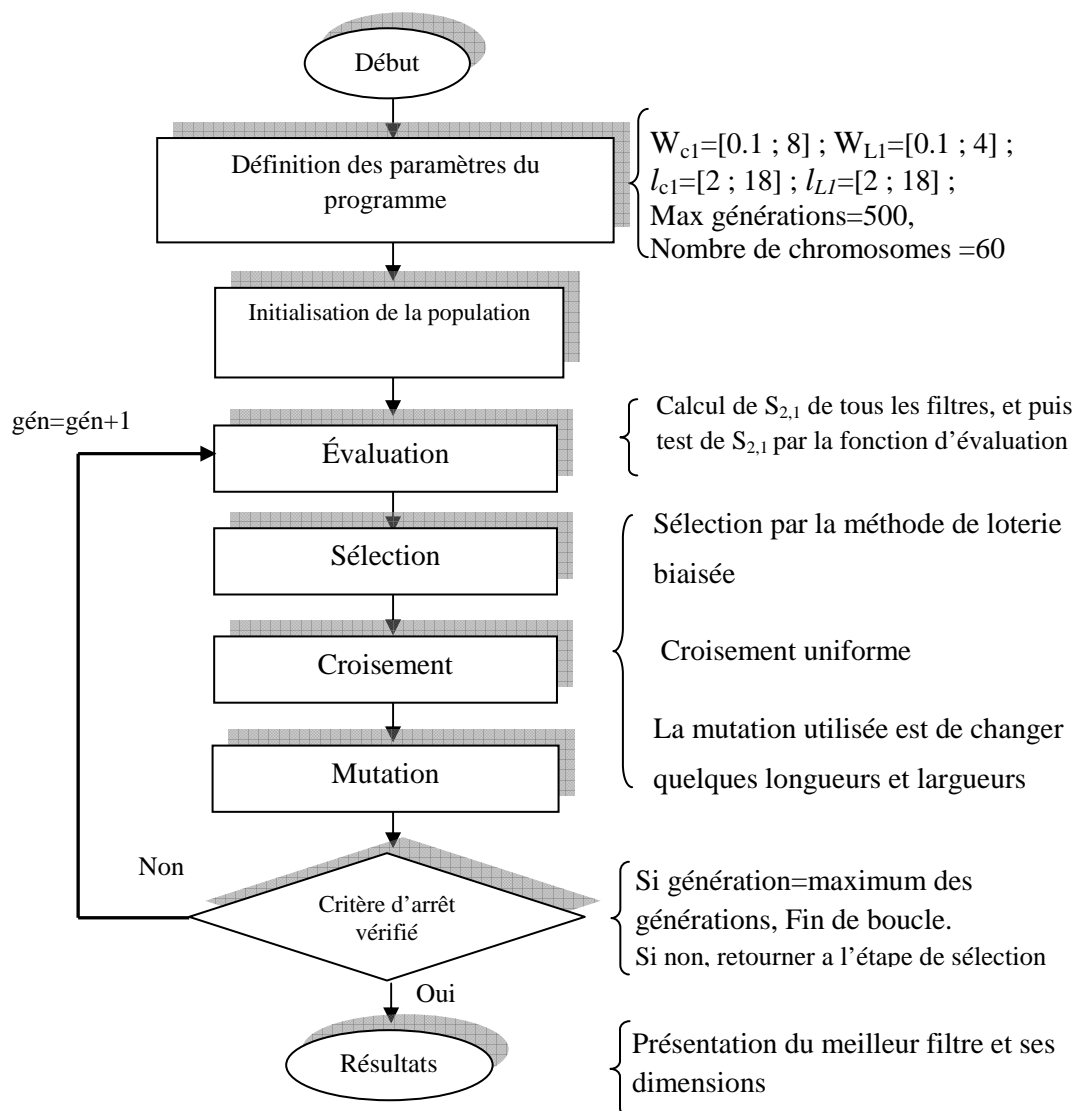


Figure IV.2. Organigramme de l'application de l'AG à la miniaturisation du filtre passe-bas

IV.3.2. Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre trois par PSO

Pour l'adaptation de l'algorithme PSO au problème de miniaturisation du filtre passe bas, nous avons utilisé les étapes données dans ce qui suit.

IV.3.2.1. Représentation de la particule

Dans la PSO chaque particule est caractérisée par sa position.

La particule est un vecteur de longueur $2*N$ (N est le nombre des éléments constituant le filtre).

La particule est représentée par :

$$wl_i = [w_L \ w_C \ w_L \ l_L \ l_C \ l_L]$$

Le but est de trouver la meilleure particule qui montre des dimensions réduites et une fonction de transfert à faible ondulations sur la plage des fréquences allant de 0 à 3Ghz avec un pas de 0.01Ghz (301 points de fréquences).

IV.3.2.2. Espace de recherche

La définition de l'espace de recherche est un critère important pour l'application de la PSO.

Nous avons utilisé le même espace de recherche de l'application précédente, soit :

$$w_{Lmin} = 0.1 \text{ mm} ; \quad w_{Lmax} = 4 \text{ mm} ;$$

$$w_{Cmin} = 0.1 \text{ mm} ; \quad w_{Cmax} = 8 \text{ mm} ;$$

$$l_{Lmin} = 2 \text{ mm} ; \quad l_{Lmax} = 18 \text{ mm} ;$$

$$l_{Cmin} = 2 \text{ mm} ; \quad l_{Cmax} = 18 \text{ mm} ;$$

L'espace de recherche regroupe plus de $788*10^9$ solution possible.

IV.3.2.3. Population initiale

La population dans la PSO est caractérisée par la position et la vitesse. Pour l'instant $t=0$, on prend les vitesses des particules à la valeur zéro (0) et les positions des particules sont réparties sur l'espace de recherche d'une manière aléatoire.

La génération de la population initiale est effectuée, sous Matlab, comme suit :

$$w1 = 0.01 * \text{round}((a1 + (a2 - a1) * \text{rand}(N, 1)) * 100);$$

$$l1 = 0.01 * \text{round}((b1 + (b2 - b1) * \text{rand}(N, 1)) * 100);$$

$$w2 = 0.01 * \text{round}((c1 + (c2 - c1) * \text{rand}(N, 1)) * 100);$$

$$l2 = 0.01 * \text{round}((d1 + (d2 - d1) * \text{rand}(N, 1)) * 100);$$

$$wl = [w1 \ w2 \ w1 \ l1 \ l2 \ l1];$$

Quand la taille de la population est grande, la probabilité de trouver la meilleure solution augmente. Malheureusement, l'augmentation de ce nombre nécessite une grande mémoire du

CPU. La taille de la population initiale est liée au nombre des itérations. Les deux ont presque le même objectif qui consiste en la diversification de l'espace de recherche.

IV.3.2.4. Fonction objective

L'évaluation des particules se fait par la fonction objective. Cette dernière est définie par la somme des erreurs sur la fonction de transfert. Elle a aussi une relation avec la somme des longueurs et largeurs des éléments constituant le filtre.

Pour la deuxième application, que nous allons présenter dans ce chapitre, cette fonction objective est définie par :

$$F = y * \sum_{i=1}^n Er_i + (1-y) * \sum_{i=1}^n (W + L)_i \quad (IV.2)$$

y : un coefficient de pondération inconnu situé entre 0.1 et 1.

IV.3.2.5. Pbest des particules

Dans l'algorithme PSO, il y a une mémoire utilisée pour toutes les particules afin de garder la meilleure position dans les différents parcours. On appelle **Pbest**, la meilleure position entre deux itérations successives pour chaque particule.

Le Pbest influe sur la trajectoire de la particule par un facteur de pondération C1. Sous Matlab, elle est donnée par:

```
for i=1:N
    if Erm(i) <= Erm_ancien(i) ;
        wl_p(i,:) = wl(i,:);
    end
end
```

IV.3.2.6. Gbest des particules

A chaque itération, il y a un **Gbest** qui caractérise la particule qui a la meilleure position dans l'ensemble de la population. Ce dernier point influe sur toutes les particules par un coefficient de pondération C2. Sous Matlab, elle est donnée par :

```
if min(Erm) < min(Erm_ancien)
    wl_g = wl_g_new;
else
    wl(ind,:) = wl_g;
    Erm(ind) = Erm_ancien(indm);
End
```

IV.3.2.7. Voisinage

Le voisinage défini dans cette application est le voisinage social ou virtuel. Toutes les particules sont voisines les unes par rapport aux autres. D'une autre manière, on considère que la population se comporte comme un essaim unique.

IV.3.2.8. Déplacements des particules

D'une itération à l'autre, les particules changent leurs positions par la mise à jour de la position et la mise à jour de la vitesse.

Sous Matlab, la mise à jour de la vitesse est donnée comme suit :

```
delta_wl=W*delta_wl_ancien+c11*rand*(wl_p-
wl_ancien)+c22*rand*(ones(N,1)*wl_g-wl_ancien);
```

Sous Matlab, la mise à jour de la position est donnée comme suit :

```
wl=wl_ancien+delta_wl;
```

IV.3.2.9. Contrôle de dépassement

Contrairement aux AGs, dans la PSO il existe le contrôle de dépassement des positions de particules causé par les opérations arithmétiques des équations et des mises à jour de la position et de vitesse. Afin d'éviter le débordement de l'espace de recherche, nous avons effectué une initialisation des particules ayant des positions situées hors espace de recherche.

Sous Matlab, elle est donnée comme suit :

```
for j=1:N
    while (wl(j,1) < a1 || wl(j,1) > a2);
        wl(j,1)=0.01*round((a1+(a2-a1)*rand(1))*100);
        wl(j,3)=wl(j,1);
    end
    while (wl(j,2) < b1 || wl(j,2) > b2);
        wl(j,2)=0.01*round((b1+(b2-b1)*rand(1))*100);
    end
    while (wl(j,4) < c1 || wl(j,4) > c2);
        wl(j,4)=0.01*round((c1+(c2-c1)*rand(1))*100);
        wl(j,6)=wl(j,4);
    end
    while (wl(j,5) < d1 || wl(j,5) > d2);
        wl(j,5)=0.01*round((d1+(d2-d1)*rand(1))*100);
    end
end
```

Dans notre contribution, le problème de miniaturisation est caractérisé par deux facteurs. Le premier est la fonction de transfert et le second est le dimensionnement du filtre (longueur et largeur). Pour cela, nous avons cherché la relation entre ces facteurs et qui donne le meilleur résultat. L'organigramme de la figure IV.3 présente les étapes de l'application de la PSO au problème de miniaturisation du filtre passe-bas.

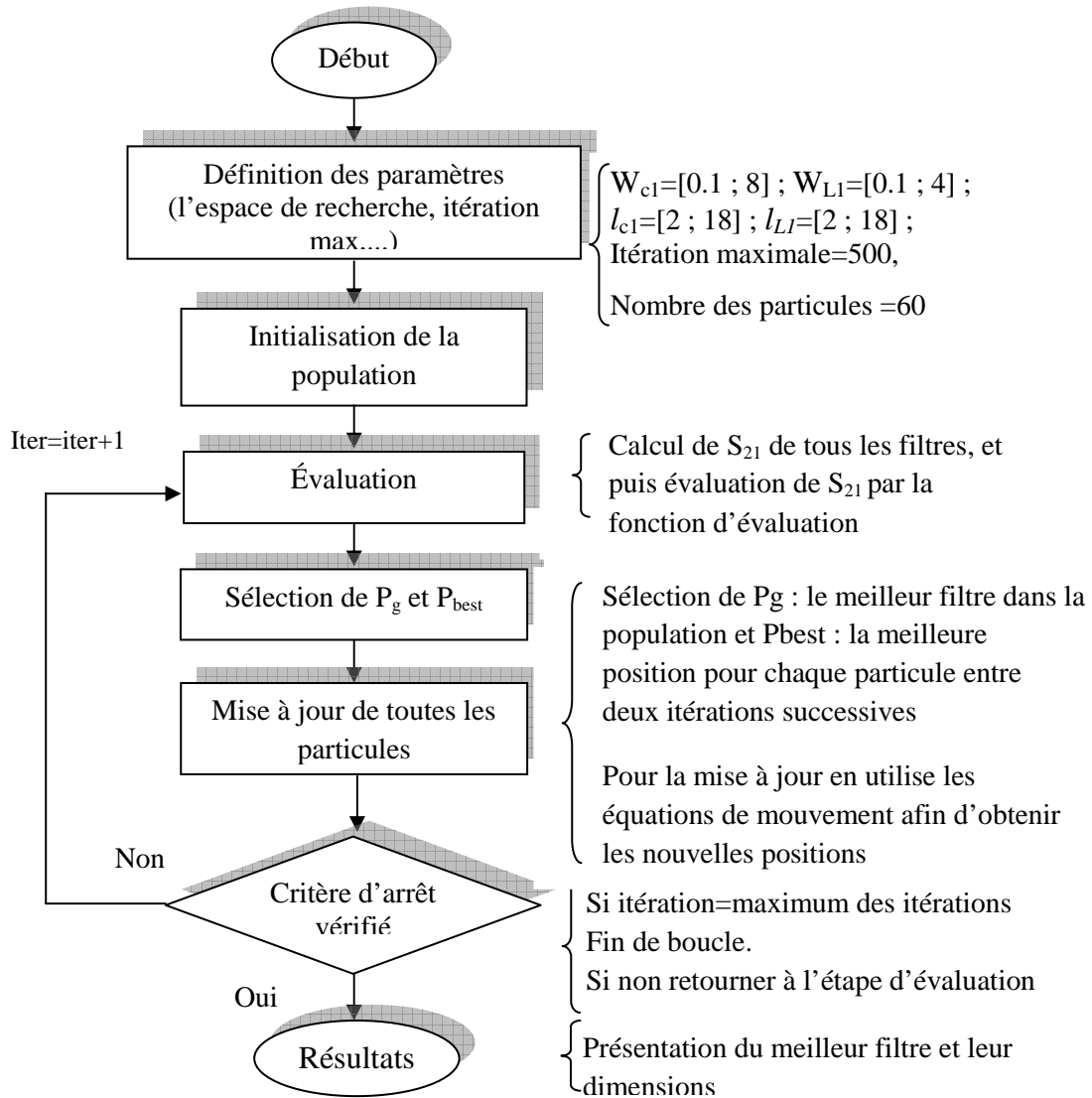


Figure IV.3. Organigramme de l'application de la PSO à la miniaturisation du filtre passe-bas

IV.4. Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre cinq par l'AG et par la méthode PSO

La troisième et la quatrième contributions, présentées dans ce chapitre, caractérisent la miniaturisation du filtre passe-bas d'ordre cinq (5) montré dans figure IV.4.

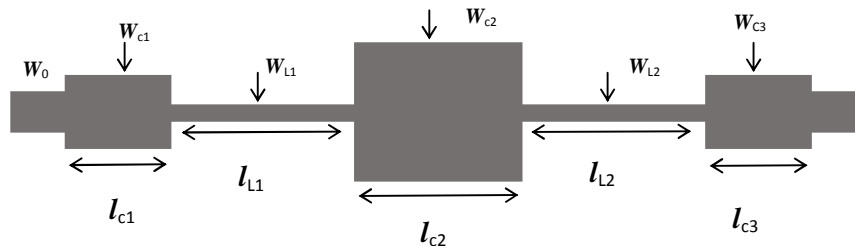


Figure IV.4. Filtre passe-bas d'ordre cinq à saut d'impédance

Les caractéristiques du filtre à miniaturiser :

- ✓ La fréquence de coupure est : $f_c = 0.862\text{GHz}$;
- ✓ Le maximum des ondulations dans la bande passante est de 1 dB ;
- ✓ L'impédance caractéristique est : $Z_0 = 50\ \text{Ohm}$;
- ✓ La constante diélectrique est $\epsilon_r = 4.8$;
- ✓ La hauteur du substrat est : $h = 1.524\ \text{mm}$.

Pour la détermination de l'espace de recherche, nous avons synthétisé le filtre par la méthode de Tchebychev afin trouver le filtre normalisé. Ensuite, nous avons transformé les éléments localisés du filtre normalisé en éléments distribués (tronçons des lignes micro-ruban). A ce point, on peut déterminer les limites de l'espace de recherche grâce aux dimensions du filtre transformé en éléments distribués.

La figure IV.5 représente le filtre passe-bas synthétisé par la méthode de Tchebychev.

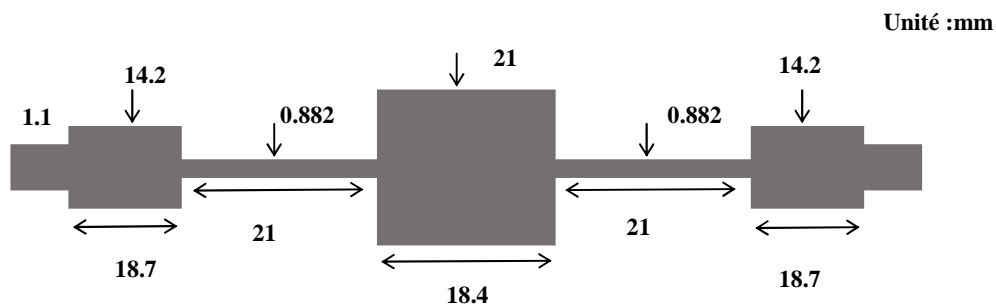


Figure IV.5. Dimensionnement du filtre passe-bas synthétisé par la méthode de Tchebychev

IV.4. 1. Miniaturisation du filtre passe-bas d'ordre cinq par les AGs

L'adaptation de l'algorithme génétique au problème de miniaturisation du filtre, présenté dans la figure IV.5, est résumée par les points donnés dans ce qui suit.

IV.4.1.1. Représentation des chromosomes

Le chromosome est un vecteur de longueur $2 \cdot N$ où N est l'ordre du filtre.

Le chromosome est représenté par le vecteur :

$$w_{li} = [w_{C1} \ w_{L1} \ w_{C2} \ w_{L2} \ w_{C1} \ l_{C1} \ l_{L1} \ l_{C2} \ l_{L2} \ l_{C1}]$$

L'objectif étant de trouver des dimensions réduites et une fonction erreur minimale en comparaison avec le filtre classique dans la plage de fréquence allant de 0 à 2 GHz (avec un pas de 0.01GHz, nous avons 201 points de fréquences).

IV.4.1.2. Espace de recherche

Dans le troisième exemple, l'espace de recherche est défini comme suit :

$$w_{C1min} = 0.5 \text{ mm} ; \quad w_{C1max} = 1 \text{ mm} ;$$

$$w_{Lmin} = 6 \text{ mm} ; \quad w_{Lmax} = 9 \text{ mm} ;$$

$$w_{C2min} = 0.5 \text{ mm} ; \quad w_{C2max} = 1 \text{ mm} ;$$

$$l_{C1min} = 10 \text{ mm} ; \quad l_{C1max} = 12 \text{ mm} ;$$

$$l_{Lmin} = 10 \text{ mm} ; \quad l_{Lmax} = 13 \text{ mm} ;$$

$$l_{C2min} = 20 \text{ mm} ; \quad l_{C2max} = 25 \text{ mm} ;$$

L'espace de recherche contient plus de $22 \cdot 10^{12}$ solutions possibles.

IV.4.1.3. Population initiale

Sous Matlab, la population initiale est générée comme suit :

```
w1=0.01*round((a1+(a2-a1)*rand(npop,1))*100);  
l1=0.01*round((b1+(b2-b1)*rand(npop,1))*100);  
w2=0.01*round((c1+(c2-c1)*rand(npop,1))*100);  
l2=0.01*round((d1+(d2-d1)*rand(npop,1))*100);  
w3=0.01*round((e1+(e2-e1)*rand(npop,1))*100);  
l3=0.01*round((f1+(f2-f1)*rand(npop,1))*100);  
w1=[w1 w2 w3 w2 w1 l1 l2 l3 l2 l1];
```

IV.4.1.4. Fonction objective

La fonction objective est définie par la somme des erreurs sur la fonction de transfert. Similairement au premier filtre, elle est définie aussi par la somme des longueurs et largeurs des éléments qui constituent le filtre. Ici, on utilise la même formule présentée auparavant à l'exception d'un changement dans le gabarit du filtre.

IV.4.1.5. Opérateur de sélection

La sélection utilisée, dans ce deuxième exemple, est la sélection de loterie biaisée. Après l'évaluation des chromosomes par la fonction objective, on sélectionne la moitié des chromosomes qui présentent les meilleurs résultats. De plus, nous employons la même formule utilisée pour le premier exemple.

IV.4.1.6. Opérateur de croisement

La probabilité de croisement utilisé dans cet exemple est de 50%. Dans cet exemple les chromosomes ont 10 variables. Donc, pour faire le croisement on change uniquement les masques. Sous Matlab, cette opération est donnée comme suit :

```
masque1=[1 0 1 0 1 0 1 0 1 0];  
masque2=not(masque 1);
```

IV.4.1.7. Opérateur de mutation

Nous avons choisi la probabilité de mutation de 15%.

La stratégie de mutation utilisée dans ce cas est l'initialisation de quelques gènes dans la population. Son code Matlab est donné comme suit :

```
mutrate=0.15;  
nvar=6;(nombre des variables wl wc ll lc )  
Nmut=ceil(mutrate*((npop-el)*nvar));  
elwl1=wl(el+1:npop,1:3);  
elwl2=wl(el+1:npop,6:8);  
elwl=[elwl1 elwl2]';  
Mnpop=ceil((npop-el)*nvar*rand(1,Nmut));  
i1=1:nvar:nvar*(npop-el);  
i2=2:nvar:nvar*(npop-el);  
i3=3:nvar:nvar*(npop-el);  
i4=4:nvar:nvar*(npop-el);  
g1=ismember(Mnpop,i1);  
g2=ismember(Mnpop,i2);  
g3=ismember(Mnpop,i3);  
g4=ismember(Mnpop,i4);  
ind1=find(g1 == 1);  
elwl(Mnpop(ind1))=0.01*round((a1+(a2-a1)*rand)*100);  
ind2=find(g2 == 1);  
elwl(Mnpop(ind2))=0.01*round((c1+(c2-c1)*rand)*100);  
ind3=find(g3 == 1);  
elwl(Mnpop(ind3))=0.01*round((b1+(b2-b1)*rand)*100);  
ind4=find(g4 == 1);  
elwl(Mnpop(ind4))=0.01*round((d1+(d2-d1)*rand)*100);  
elwl=elwl';  
wl(el+1:npop,:)= [elwl(:,1:3) elwl(:,2) elwl(:,1) elwl(:,4:6)  
elwl(:,5) elwl(:,4)];
```

IV.4.2. Miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre cinq par PSO

Pour l'adaptation de l'algorithme PSO au problème de miniaturisation du filtre passe bas d'ordre cinq (05), nous avons utilisé les notions suivantes :

IV.4.2.1. Représentation de la particule

Dans la PSO, chaque particule est caractérisée par sa position. La particule est un vecteur de longueur $2*N$ où N est le nombre des éléments qui constituent le filtre ($N=5$ dans ce cas).

La particule est représentée par le vecteur suivant :

$$w_i = [w_{C1} \ w_{L1} \ w_{C2} \ w_{L2} \ w_{C1} \ l_{C1} \ l_{L1} \ l_{C2} \ l_{L2} \ l_{C1}]$$

Le but est de trouver la meilleure particule qui présente des dimensions réduites en plus d'une fonction de transfert ayant de faibles ondulations sur la plage des fréquences allant de 0 à 2GHz (Avec un pas de 0.01GHz, nous avons 201 points de fréquences).

IV.4.2.2. Espace de recherche

Nous avons utilisé le même espace de recherche de l'application précédente, soit :

$$w_{C1min} = 0.5 \text{ mm} ; \quad w_{C1max} = 1 \text{ mm} ;$$

$$w_{Lmin} = 6 \text{ mm} ; \quad w_{Lmax} = 9 \text{ mm} ;$$

$$w_{C2min} = 0.5 \text{ mm} ; \quad w_{C2max} = 1 \text{ mm} ;$$

$$l_{C1min} = 10 \text{ mm} ; \quad l_{C1max} = 12 \text{ mm} ;$$

$$l_{Lmin} = 10 \text{ mm} ; \quad l_{Lmax} = 13 \text{ mm} ;$$

$$l_{C2min} = 20 \text{ mm} ; \quad l_{C2max} = 25 \text{ mm} ;$$

L'espace de recherche contient plus de $22 \cdot 10^{12}$ solutions possibles.

IV.4.2.3. Population initiale

La population initiale est générée, sous Matlab, comme suit :

```
w1=0.01*round((a1+(a2-a1)*rand(N,1))*100);  
l1=0.01*round((b1+(b2-b1)*rand(N,1))*100);  
w2=0.01*round((c1+(c2-c1)*rand(N,1))*100);  
l2=0.01*round((d1+(d2-d1)*rand(N,1))*100);  
w3=0.01*round((e1+(e2-e1)*rand(N,1))*100);  
l3=0.01*round((f1+(f2-f1)*rand(N,1))*100);  
w1=[w1 w2 w3 w2 w1 l1 l2 l3 l2 l1];
```

IV.4.2.4. Fonction objective

Ici, la fonction d'objective est la même utilisée dans l'application précédente.

IV.4.2.5. Pbest et Gbest des particules

Rappelons que **Pbest** est la meilleure position entre deux itérations successives pour chaque particule. De plus, **Gbest** caractérise la particule qui a la meilleure position dans l'ensemble de la population. Pour cet exemple, ces deux paramètres sont similaires à ceux utilisés dans le deuxième exemple.

IV.4.2.6. Voisinage

La même technique de voisinage, définie dans la deuxième application, est utilisée ici dans ce 2^{ème} exemple.

IV.4.2.7. Déplacement des particules

Pour le déplacement des particules, on utilise les mêmes formules de la deuxième application avec un changement de la constitution des particules. C'est-à-dire 10 variables au lieu de 6. Ici, la fonction d'objective change aussi.

IV.4.2.8. Contrôle de dépassement

Les formules qui contrôlent le dépassement et qui positionnent les particules dans l'espace de recherche sont écrites, sous Matlab, comme suit :

```
for j=1:N
    while (wl(j,1)< a1 || wl(j,1) > a2);
        wl(j,1)=0.01*round((a1+(a2-a1)*rand(1))*100);
        wl(j,5)=wl(j,1);
    end
    while (wl(j,2)< c1 || wl(j,2) > c2);
        wl(j,2)=0.01*round((c1+(c2-c1)*rand(1))*100);
        wl(j,4)=wl(j,2);
    end
    while (wl(j,3)< e1 || wl(j,3) > e2);
        wl(j,3)=0.01*round((e1+(e2-e1)*rand(1))*100);
    end
    while (wl(j,6)< b1 || wl(j,6) > b2);
        wl(j,6)=0.01*round((b1+(b2-b1)*rand(1))*100);
        wl(j,10)=wl(j,6);
    end

    while (wl(j,7)< d1 || wl(j,7) > d2);
        wl(j,7)=0.01*round((d1+(d2-d1)*rand(1))*100);
        wl(j,9)=wl(j,7);
    end
    while (wl(j,8)< f1 || wl(j,8) > f2);
        wl(j,8)=0.01*round((f1+(f2-f1)*rand(1))*100);
    end
end
```

IV.5. Résultats et discussion

Dans ce qui suit, les résultats de simulation de la miniaturisation des différents filtres sont montrés et interprétés.

IV.5.1 Filtre passe-bas d'ordre trois (03)

IV.5.1.1 Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective

Les figures IV.6 et IV.7 représentent l'effet des fonctions erreurs et dimensionnement du filtre sur la fonction objective pour les deux applications AG et PSO respectivement.

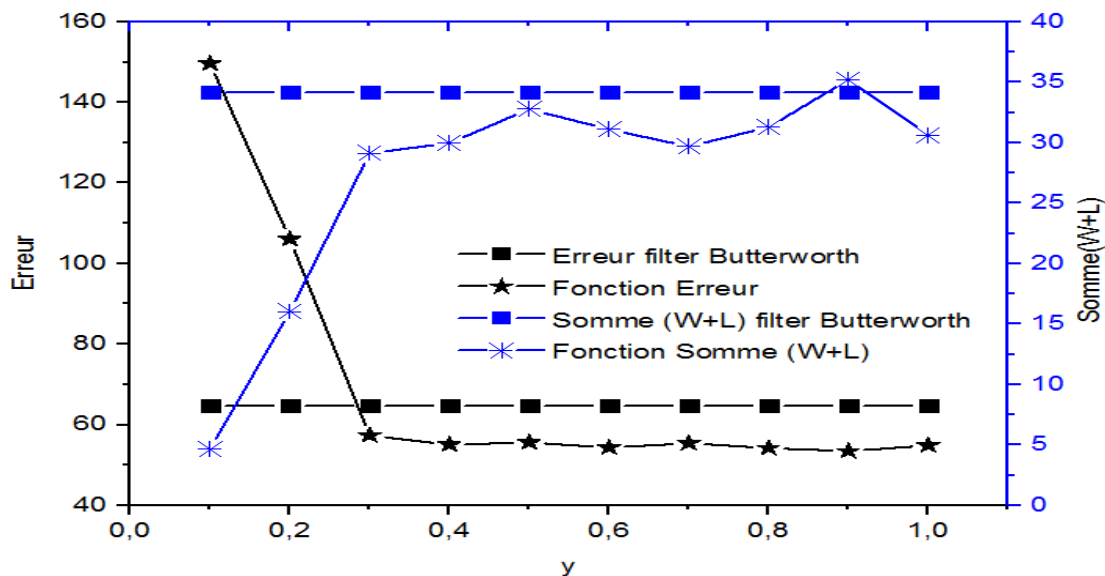


Figure IV.6. Effet des fonctions erreurs et dimensionnement du filtre sur la fonction objective – Les AGs.

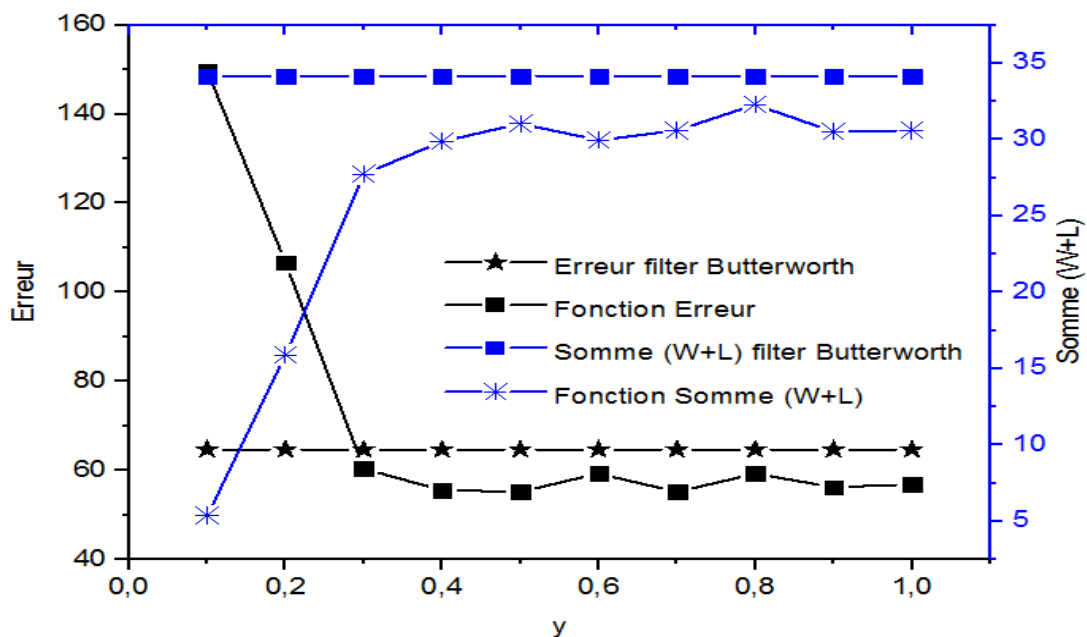


Figure IV.7. Effet des fonctions erreurs dimensionnement du filtre sur la fonction objective – Méthode PSO.

Cette 1^{ère} étude nous a permis de fixer le coefficient de pondération y qui donne le meilleur résultat. Ceci se traduit par la recherche d'un filtre ayant une fonction de transfert similaire le mieux au filtre de Butterworth original et possédant des dimensions réduites.

Nous remarquons, d'après les figures IV.6 et IV.7, que la valeur $y=0.3$ donne le meilleur résultat pour un filtre passe-bas. En effet, pour ce cas la fonction de transfert a une erreur minimale en comparaison avec celle de la fonction de transfert du filtre de Butterworth

original. De plus, les dimensionnements du filtre optimisé sont inférieures par rapport au filtre de Butterworth original.

IV.5.1.2 Effet des générations (itérations) sur la fonction objective

Les figures IV.8 et IV.9 représentent l'effet du nombre des générations et itérations sur la fonction objective pour les AGs et pour la méthode PSO.

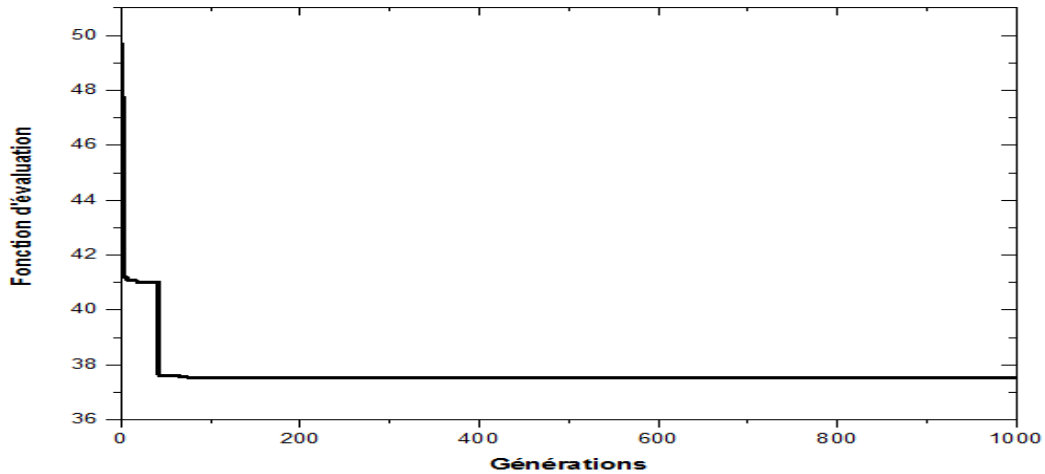


Figure IV.9. Convergence vers l'optimum - Les AGs

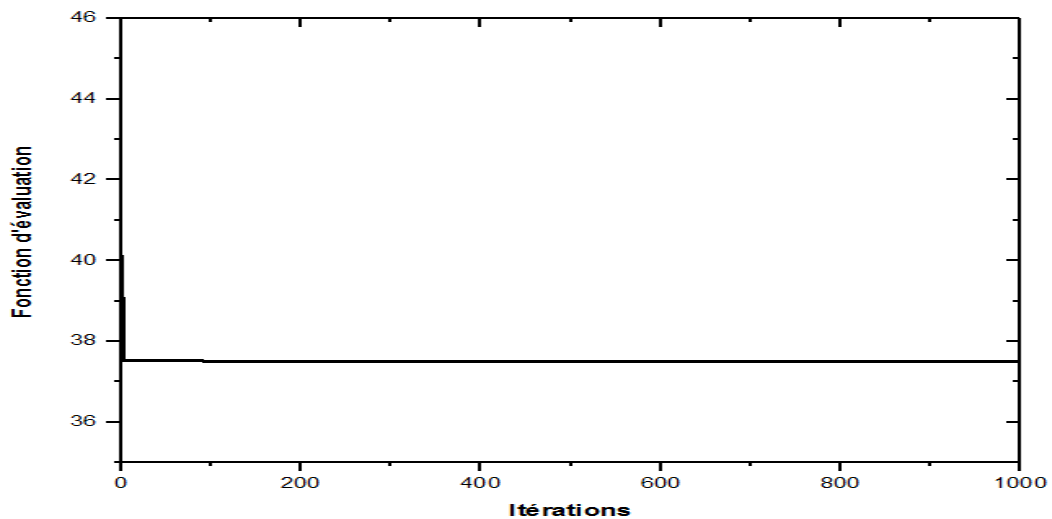


Figure IV.9. Convergence vers l'optimum - Méthode PSO

Nous remarquons, dans la figure IV.8, que les AGs convergent vers la meilleure solution à partir de la génération 74. La fonction d'évaluation se stabilise, ensuite, sur la valeur 37.51. Dans la figure IV.9, la fonction d'évaluation, pour la méthode PSO, converge vers la meilleure solution à partir de l'itération 113. Elle se stabilise ensuite sur la valeur 37.52. Cette

valeur est très proche à celle obtenue par les AGs. La différence entre les deux méthodes d'optimisation réside dans la vitesse de convergence.

Dans notre application, nous avons fixé le nombre de génération et itérations sur la valeur 200.

IV.5.1.3 Performance du filtre passe-bas d'ordre trois conçu.

La figure IV.10 présente les coefficients de transmissions et de réflexions obtenus par la méthode de Butterworth, par les AGs et par la méthode PSO.

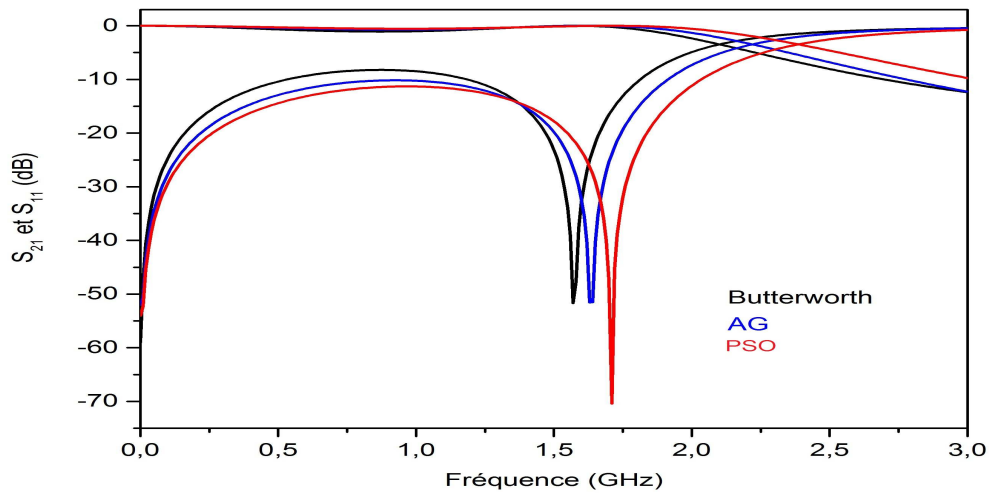


Figure IV.10. Ccoefficients de transmission et de réflexions du filtre passe-bas d'ordre trois conçu.

Les performances de la fonction de transfert d'un filtre micro-ruban caractérisent l'un des points les plus importants dans le choix de ce dernier. Nous remarquons, d'après la figure IV.10, que les coefficients de transmission et de réflexions des trois méthodes sont très proches les uns par rapport aux autres. En plus de ces qualités, les filtres conçus par les AGs et par la méthode PSO présentent des tailles réduites en comparaison avec les dimensions du filtre de Butterworth.

IV.5.1.4 Dimensionnement des filtres passe-bas d'ordre trois

Les dimensions des filtres obtenus par les AGs, par la méthode PSO et par la méthode de Butterworth, sont illustrées dans le tableau IV.1 .

Dimensions du filtre	Méthode de Butterworth		Les AGs		Méthode PSO	
	L (mm)	W (mm)	L (mm)	W (mm)	L (mm)	W (mm)
L1	9.81	0.2	7.65	0.1	6.51	0.1
C1	7.11	4	5.31	8.81	6.91	6.55
L2	9.81	0.2	7.65	0.1	6.51	0.1
Σ des longueurs & Max des largeurs	26.73	4	20.61	8.81	19.93	6.55
Réduction en %	/	/	22.89%	-120%	25.43%	-63.75%

Tableau IV.1. Les dimensions des filtres passe-bas d'ordre trois conçus par les différentes méthodes.

La figure IV.11 présente le dimensionnement du filtre synthétisé par la méthode de Butterworth, par les AGs et par la méthode PSO.

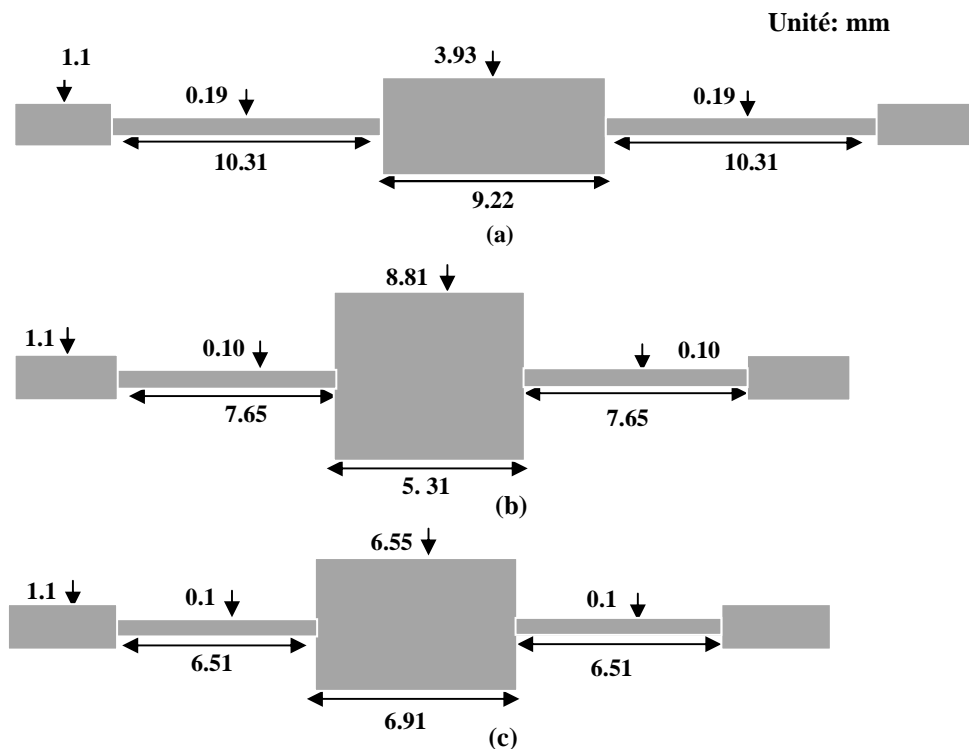


Figure IV.11. Dimensionnement des filtres passe-bas (a) méthode de Butterworth, (b) AG, (c) PSO

D'après le Tableau IV.1. et la figure IV.11, on remarque que le filtre passe-bas conçu par la méthode de Butterworth a une erreur égale à 64.66. Sa longueur est de 26.73 mm. Le filtre conçu par l'algorithme génétique à une erreur égale à 55.86 et une longueur égale à 20.61 mm. Le filtre conçu par la méthode PSO a une erreur égale à 62.80 et une longueur égale à 19.94 mm. A partir de ces résultats, on peut dire que les AGs ont réduit la longueur du filtre de 21% avec une erreur faible par rapport à la méthode Butterworth. On observe aussi la méthode PSO a réduit la longueur du filtre de 25.4 % par rapport au filtre synthétisé par la

méthode de Butterworth en gardant presque la même erreur. Ces résultats démontrent que l'utilisation des deux algorithmes, pour la miniaturisation des filtres passe-bas micro-ruban, est très évidente.

IV.5.2. Filtre passe bas d'ordre cinq (05)

IV.5.2.1. Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective

L'étude de l'effet des fonctions erreurs et du dimensionnement sur la fonction objective, pour le filtre passe-bas d'ordre cinq conçu par les deux algorithmes (AG et PSO) sont représentés sur les figures IV.12 et IV.13 respectivement. Cette étude a pour but de trouver la relation entre ces deux fonctions afin de garantir l'obtention d'un filtre passe-bas d'ordre cinq miniaturisé.

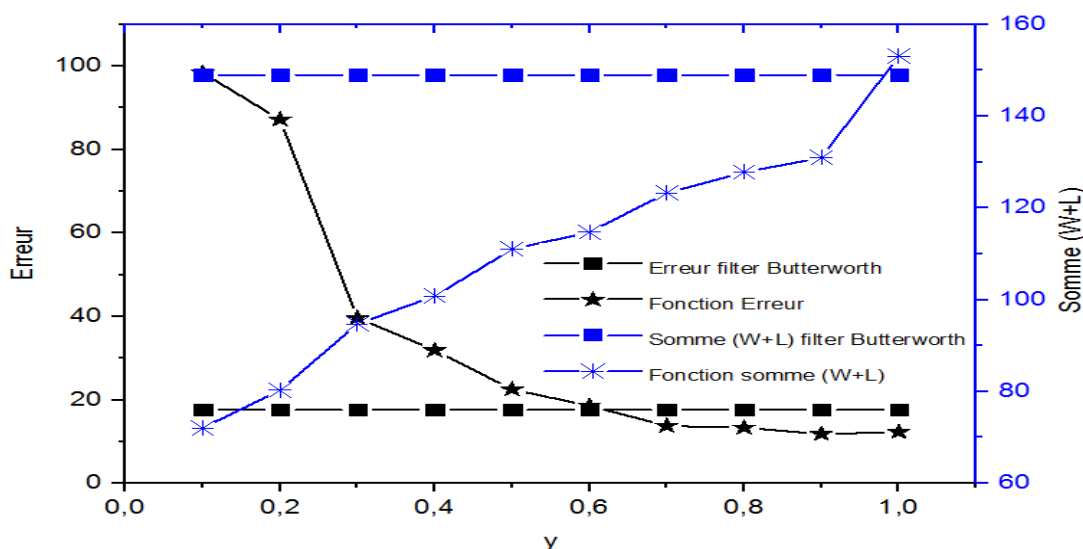


Figure IV.12 . Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective – Les AGs

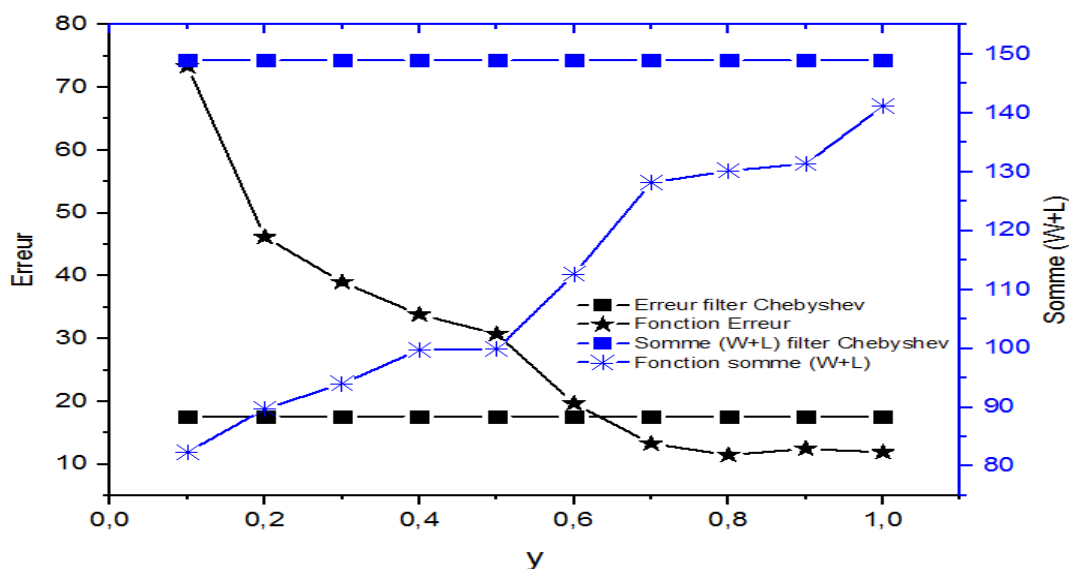


Figure IV.13. Effet des fonctions erreurs et des dimensions sur la fonction objective – Méthode PSO

Dans les figures IV.12 et IV.13, on remarque que la valeur $y=0.7$ donne le meilleur résultat pour un filtre passe-bas d'ordre cinq (5). En effet, la valeur de la fonction erreur pour le filtre optimisé est petite en comparaison avec celle du filtre de Tchebychev original. De plus, les dimensions du filtre optimisé sont petites par rapport à celles du filtre de Tchebychev d'origine.

IV.5.2.2. Effet des générations (itérations) sur la fonction objective

Les figures IV.14 et IV.15 représentent l'effet du nombre des générations (itérations) sur la fonction objective.

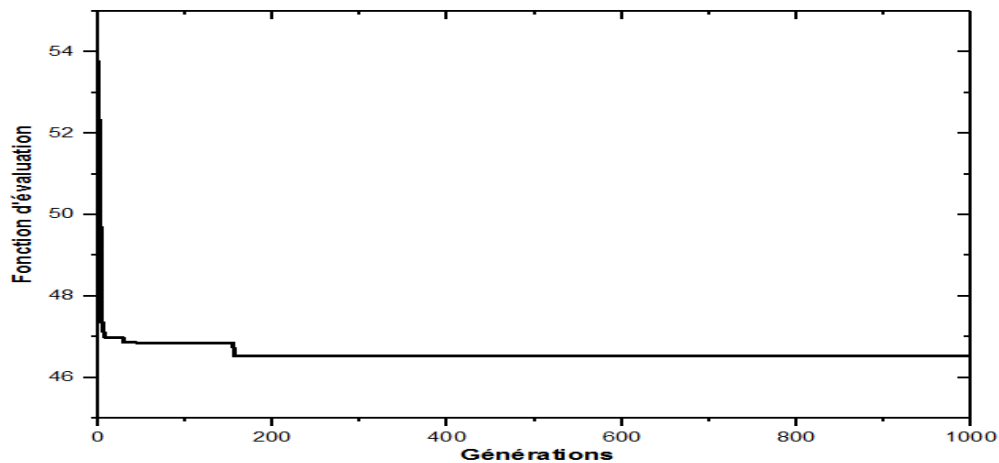


Figure IV.14. Convergence de l'algorithme vers l'optimum (AG)

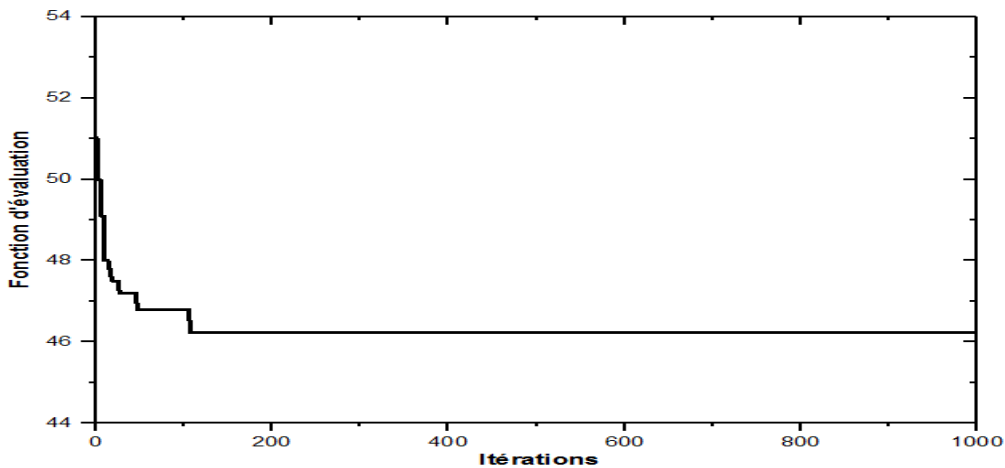


Figure IV.15. Convergence de l'algorithme vers l'optimum (PSO)

Nous remarquons, d'après la figure IV.14, que les AGs convergent vers la meilleure solution à partir de la génération 43. Ils se stabilisent ensuite à la valeur 46.53. Dans la figure IV.15, on observe que la méthode PSO converge vers la meilleure solution à partir de l'itération 107 en se stabilisant sur la valeur 46.23. Ces résultats nous ont permis de fixer le nombre des générations sur la valeur 100 et le nombre des itérations sur la valeur 200 pour les AGs et la méthode PSO respectivement.

IV.5.2.3. Comparaison des performances des filtres passe-bas d'ordre cinq conçus

Afin de valider nos résultats, nous avons effectué la comparaison des résultats obtenus avec d'autres travaux de recherche notamment ceux de la référence [34]. La figure IV.16 représente les coefficients de transmissions et de réflexions obtenus pour les filtres conçus, respectivement, par la méthode de Tchebychev, les AGs, la méthode PSO et la méthode de J. Palecek et al de la référence [46].

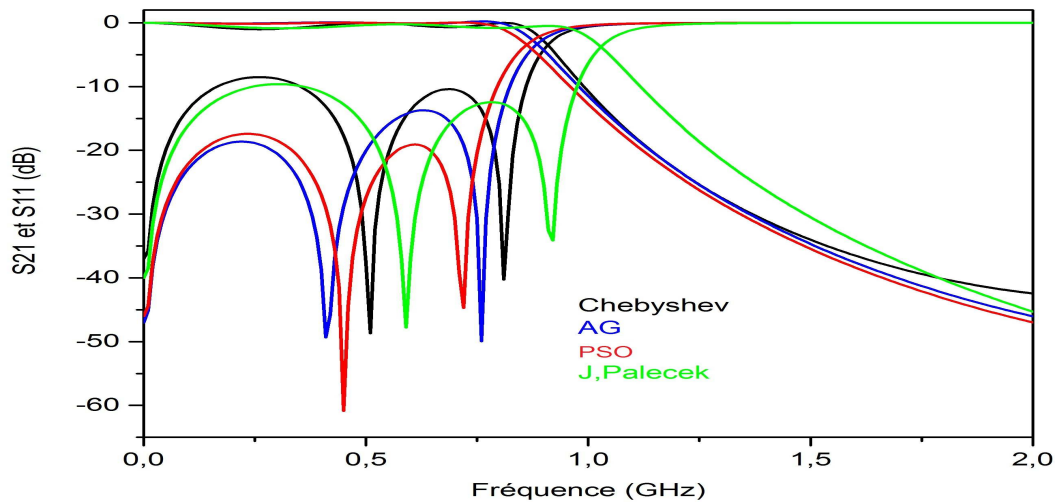


Figure IV.16. Comparaison des coefficients de transmission et de réflexion obtenus par les différents algorithmes

Nous remarquons que les coefficients de transmission des filtres conçus, respectivement, par la méthode de Tchebychev, les AGs et la méthode PSO sont similaires dans la bande passante. En revanche, dans la bande coupante les filtres conçus par les AG et par la méthode PSO présentent des résultats meilleurs que ceux du filtre de Tchebychev. En comparaison avec le filtre de J. Palecek et al, on remarque que nos résultats sont nettement meilleurs ce qui prouve l'efficacité des méthodes utilisées.

IV.5.2.4. Comparaison des dimensions des filtres passe bas d'ordre cinq (05) conçus

Les dimensions des filtres obtenus, respectivement, par la méthode de Tchebychev, les AGs, la méthode PSO et la méthode de J. Palecek et al sont regroupées dans le tableau IV.2. Nous avons utilisé les résultats de la référence [46] pour la validation de nos résultats.

Dimensions du filtre	Méthode de Tchebychev		Les AGs		La méthode PSO		La méthode de J. Palecek et al	
	L (mm)	W(mm)	L (mm)	W(mm)	L (mm)	W(mm)	L (mm)	W(mm)
C1	18.7	14.2	16.09	11.87	14.57	12.76	8	27.6
L1	21	0.882	16.05	0.1	16.14	0.10	14.8	0.3
C2	18.4	21	14.27	19.99	14.99	21.04	12.5	27.6
L2	21	0.882	16.05	0.1	16.14	0.104	14.8	0.3
C3	18.7	14.2	16.09	11.87	14.574	12.764	8	27.6
Σ des longueurs & Max des largeurs	97.8	21	78.55	19.99	76.414	21.04	58.1	27.6
Réduction en %	/	/	19.68%	4.80%	21.86%	0%	40.59%	-31.49%

Tableau IV.2. Les dimensions des filtres passe bas d'ordre cinq.

La figure IV.17 représente les dimensionnements des différents filtres synthésisés par les quatre différentes méthodes citées précédemment.

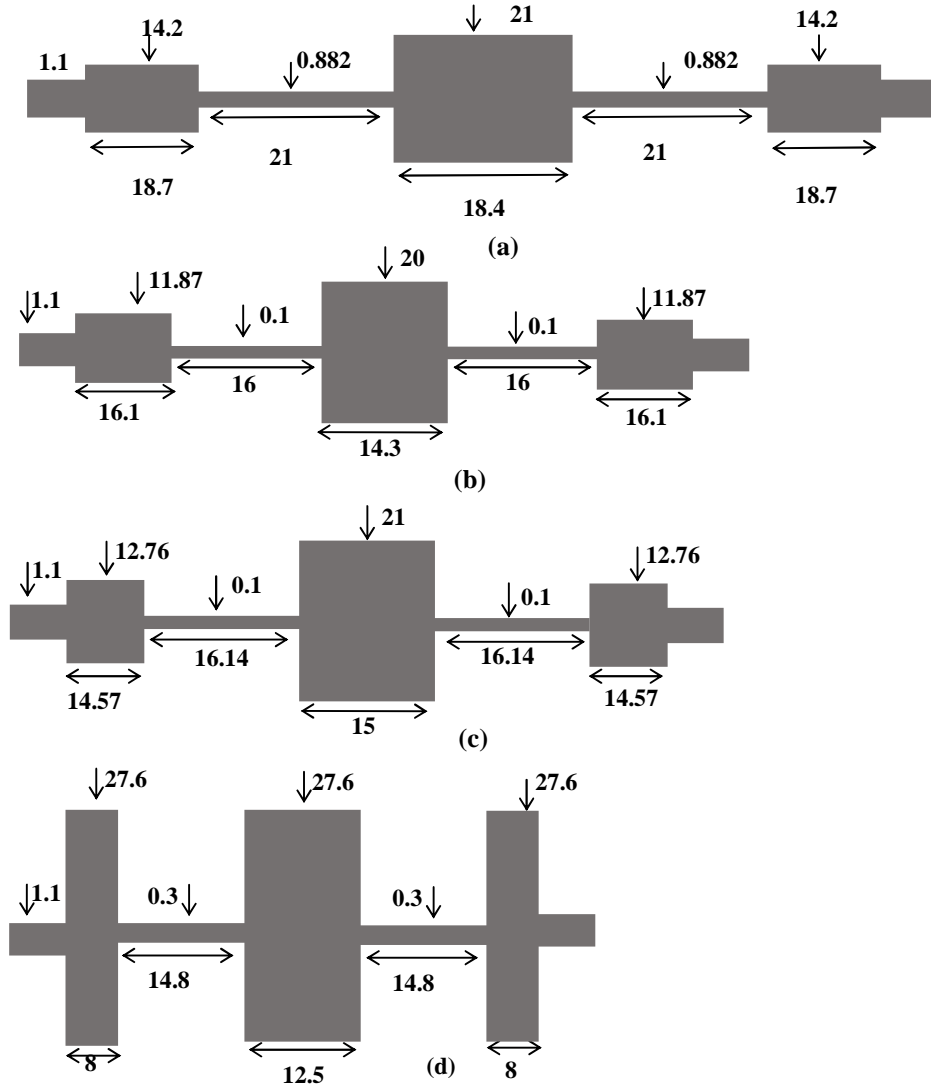


Figure IV.17. Dimensionnements des filtres passe-bas (a) méthode de Tchebyshev, (b) les AGs, (c) la méthode PSO (d) la méthode de J. Palecek et al [46]

D'après les résultats des figures IV.16 et IV.17 et du tableau IV.2, on remarque que le filtre passe-bas conçu par la méthode de Tchebychev a une erreur égale à 17.62 et une longueur de 97.8 mm, tandis que le filtre conçu par les AGs a une erreur égale à 13.97 et une longueur de 78.55 mm. Le filtre conçu par la méthode PSO a une erreur égale à 13.27 et une longueur de 76.4 mm. On remarque, d'après ces résultats, en plus des performances qui sont meilleures, une réduction de la longueur des filtres conçus par les méthodes AGs et PSO de presque 20 % par rapport au filtre synthétisé par la méthode de Tchebychev. Pour le filtre conçu par la méthode J. Palecek et al, malgré que ce dernier ait une longueur de 58.1 mm, il présente une grande largeur en comparaison avec les autres filtres. En effet, par rapport au filtre original, le filtre de J. Palecek et al présente une augmentation de la largeur de 31.49 %.

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'application des AGs et de la méthode PSO à la miniaturisation des filtres micro-ruban passe-bas à saut d'impédance. En premier lieu, la synthèse des filtres par une méthode classique (Butterworth, Tchebychev, ...etc.) a été effectuée, et dans une seconde étape, la modélisation du problème de miniaturisation a été abordée. Dans ce contexte, on a choisi le chromosome comme filtre et les gènes comme les dimensions de ce filtre pour l'application des AGs. Dans l'application de la méthode PSO, nous avons choisi la particule comme filtre et la position de la particule comme les dimensions de ce dernier. Les limites de l'espace de recherche, pour ces deux algorithmes, sont choisis à partir des dimensions du filtre synthétisé par la méthode classique. De plus, la fonction d'évaluation que nous avons utilisée est celle de la somme des erreurs sur la fonction de transfert et celle de la somme des dimensions du filtre. Les résultats de simulation, en termes de performances et des tailles, ont montré l'efficacité de ces deux algorithmes. En effet, Les AGs ont donné une réduction dans la longueur du filtre de 21% pour le filtre d'ordre trois (03) et une réduction dans la longueur du filtre de 20 % pour le filtre d'ordre cinq (05). La méthode PSO à son tour a donné une réduction dans la longueur du filtre de 25.4 % pour le filtre d'ordre trois (3), et une réduction dans la longueur du filtre de 21.87 % pour le filtre d'ordre cinq (05). Les performances des réponses fréquentielles des filtres obtenus par les deux méthodes d'optimisation sont presque similaires a celles de la réponse du filtre conçu par les méthodes de Butterworth et de Tchebychev. Les résultats de la comparaison avec le filtre conçu par la méthode J. Palecek et al ont démontré que, malgré que ce dernier ait une longueur de 58.1 mm, il présente une grande largeur en comparaison avec les autres filtres. Finalement, on peut dire que l'utilisation des AGs et de la méthode PSO pour la

miniaturisation des filtres micro-ruban sont évidents et donnent des résultats remarquables. La généralisation de cette contribution pour la miniaturisation des différents dispositifs micro-ondes est toujours possible.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'optimisation et la miniaturisation des filtres micro-onde sont fait l'objet de ce modeste travail dans cette thèse de Doctorat. En effet, deux algorithmes de l'intelligence artificielle ont été proposés pour optimiser et miniaturiser deux filtres passe-bas à saut d'impédance, et un filtre microruban passe-bande à résonateurs couplés en parallèle.

Dans un premier temps, nous avons effectué une recherche bibliographique exhaustive sur les différentes technologies et topologies des filtres micro-ondes. Les méthodes de synthèse des filtres micro-ondes, et le principe de fonctionnement des algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim de particule, ont été aussi introduit.

Dans un deuxième temps, nous nous sommes intéressés à l'optimisation et la miniaturisation des filtres micro-ondes à base des structures microruban. En fait, ces structures offrent la possibilité d'intégration facile avec les autres dispositifs, et le coût et le volume qui sont complètement réduits. C'est dans ce contexte que le cahier des charges de nos objectifs a été défini.

Le but consistait donc à développer des méthodes avancées pour résoudre les problèmes de l'optimisation des performances, en termes d'ondulations dans la bande passante et dans la bande coupante, et la miniaturisation des filtres microruban. A cet effet, nous avons démontré l'efficacité et la puissance des algorithmes basés sur l'intelligence artificielles à assimiler ce type de difficultés.

Comme nous l'avons vu dans cette thèse de Doctorat, la première et la deuxième applications, dans son 1^{er} volet, était basées sur l'amélioration, par le biais des algorithmes génétiques et la méthode d'optimisation par essaim de particules de deux filtres : un filtre passe-bas à saut d'impédance d'ordre cinq (5) et de fréquence de coupure égale à 5.6 GHz et de perte maximale dans la bande passante égale 3.01 dB, et un filtre passe-bande à résonateurs couplés en parallèle d'ordre trois (3), de fréquence centrale égale à 6 GHz, de perte maximale dans la bande passante égale 0.1 dB et de bande passante fractionnelle égale 33%. Les résultats obtenus ont

Conclusion générale

démontré que les filtres optimisés présentent de meilleures performances en comparaison avec les filtres traditionnels.

Dans un 2^{ème} volet, la miniaturisation des deux filtres passe-bas par utilisation des deux mêmes algorithmes a fait l'objet de la troisième et la quatrième applications dans ce travail de Doctorat. Effectivement, nous avons réalisé la miniaturisation d'un filtre passe-bas à saut d'impédance d'ordre trois (3), de fréquence de coupure égale 1 GHz et de perte maximale dans la bande passante égale 0.1 dB. La quatrième application a été consacrée à la miniaturisation d'un filtre passe-bas d'ordre cinq (5) de fréquence de coupure égale 0.862 GHz et de perte maximale dans la bande passante égale 1 dB. Les résultats de la première et la deuxième application ont montré une amélioration des performances dans la fonction de transfert de ces filtres par minimisation des ondulations dans les bandes passante et coupante. En effet, le filtre de la première application a présenté une fonction erreur, sur sa fonction de transfert, égale à 72.89 pour les AGs et 74.17 pour la PSO ce qui montre une amélioration par rapport au filtre classique de Butterworth qui présente une fonction erreur presque le double (153.41). Pour le filtre passe-bande, la fonction erreur était respectivement 59.28 par l'application des AGs et 52.94 par l'application de la PSO. Ceci a prouvé l'efficacité des améliorations des performances des filtres optimisés par rapport au filtre original synthétisé par la méthode de Tchebychev qui présente une fonction erreur égale 85.2.

Les résultats présentés, concernant la miniaturisation des deux filtres passe-bas par les AGs et par la PSO, ont démontré une réduction de la longueur. En effet, par l'application des AGs, les filtres miniaturisés ont démontré des réductions respectives de 21 % et 20 %. La PSO, à son tour, a donné une réduction dans la longueur de 25.4 % pour le premier filtre, et de 21.87 % pour le deuxième filtre. Ces résultats montrent l'intérêt et l'efficacité de ces deux algorithmes pour la réduction des longueurs ou des largeurs des dispositifs micro-ondes. Une étude comparative des résultats obtenus avec ceux de la miniaturisation du filtre conçu par la méthode J. Palecek et al ont démontré que, malgré que ce dernier ait une longueur de 58.1 mm, il présente une grande largeur en comparaison avec nos filtres miniaturisés.

En perspective, nous souhaitons que ces travaux de thèse nous mènent à la réalisation pratique de toutes nos structures de filtres que nous avons proposés. Pour les travaux du prochain

Conclusion générale

avenir, nous proposons de généraliser ces méthodes pour l'optimisation de tous les autres dispositifs micro-ondes.

Bibliographie

- [1] J.S.Hong , ‘Microstrip Filters for RF/Microwave Applications’ , John Wiley and Sons .
New York, 2nd_Edition 2011
- [2] D.M.Pozar, ‘ Microwave Engineering ‘ Third Edition, John Wiley and Sons 2005.
- [3] M.Boussalem ‘ Étude et modélisation de structures de transmission non uniformes,
applications à l’adaptation d’impédance et au filtrage’ Thèse de Doctorat en
Électronique INP Toulouse n° d’ordre 2504,France ,2007.
- [4] M.Kumar , R.Gowri ‘ Design of compact and high performance edge coupled coplanar
waveguide band pass filter ‘ , IEEE International Conference on Power Electronics,
Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES), July 2016
- [5] L.C.Tsai ‘ Design of Bandpass Filters Using Miniaturized Stepped-Impedance Resonators’
IEEE Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference
(CSQRWC), Vol. 1 pp.567 – 570 , July 2011
- [6] Shuai Yang, Pan Geng, Tao Chen ‘A simple design of wideband filter with miniaturized
size’ IEEE International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology
(ICMMT), Vol. 2 . pp.1006-1008 , June 2016
- [7] G. Matthaei, L. Young, and E. M. T. Jones ‘ Microwave Filters, Impedance-Matching
Networks, and Coupling Structures ‘ Boston : Artech House, 1980, 1096 p.
- [8] Noyan Kinayman ,M. I. Aksun , *Modern Microwave Circuits*, Artech House microwave
library 2005
- [9] E. Pistono ‘Conception et réalisation de filtres micro-ondes planaires accordables
par varactors, à base de structures périodiques’ Thèse de Doctorat en Électronique
INPG Savoie , France, 2006
- [10] <http://www.lifl.fr/~talbi/META>
- [11] M. Sevaux, K. Sørensen, J. Springael, and W. Dullaert,. *Applications of metaheuristics*,
Vol.179-3 of European Journal of Operational Research. Springer
- [12] R. Levy , S. B. Cohn "A history of microwave filter research, design and development"
IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, vol. 32 septembre 1984
- [13] I.C. Hunter, L. Billonet, B. Jarry, and P. Guillon ‘ Microwave filters – applications and
Technology ‘ IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, vol. 50,
p.794–805, mars 2002.
- [14] M.Chatras "Filtre micro-usinés à bande étroite pour les applications spatiales", Thèse de
Doctorat en Electronique des Hautes Fréquences et Optoélectronique de l’Univesité de
Limoges, n° d’ordre 72-2003, Décembre 2003

- [15] S.Seghier, 'Caractérisation de nouvelles structures de filtres micro-ondes pour des applications en télécommunications' Thèse de doctorat en telecommunications de l'Université de Telemcen , Janv 2013.
- [16] C. Thibon 'Intégrations et applications de résonateurs fort Q cryogéniques ' , Thèse de Doctorat de l'Université de Limoges, 2009.
- [17] P.F.Combes "Micro-ondes : Lignes, guides et cavités ", Dunod, Paris, 1996.
- [18] E. Rius "Modélisation de la technologie uniplanaire par la méthode des différences finies Application au couplage et au filtrage ", Thèse de doctorat en Electronique l'Université de Bretagne Occidentale Brest, n° d'ordre 324, Décembre 1994.
- [19] W.Menzel, H.Schumacher , W.Schwab, X.Zhang "Compact multilayer filter structures for coplanar MMICS", IEEE Microwave and Guided wave Letters, vol. 2, n°. 12, December 1992.
- [20] A. E. Atia , A. E. Williams 'Narrow bandpass waveguide filters ' , IEEE Tans. Microwave Theory and Techniques, vol. 20, pp. 258-265, Apr. 1972.
- [21] E.D.Hammerstad "Equations for microstrip circuit design", European Microwave conference, pp. 268- 272, 1975
- [22] <https://www.keysight.com>
- [23] <https://www.ansys.com>
- [24] <http://www.empire.de>
- [25] http://eesof.tm.agilent.com/products/design_products.html
- [26] <http://www.zeland.com>
- [27] www.CST.com
- [28] <http://www.sonnetusa.com>
- [29] <http://www.wipl-d.com>
- [30] J.McCall , 'Genetic algorithms for modelling and optimisation' Journal of Computational and Applied Mathematics. ISSN: 0377-0427 . Vol 184, n. 1, pp. 205-222 , December 2005.
- [31] F.Marinia , B.Walczakb ' Particle swarm optimization (PSO) ' , Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems . ISSN: 0169-7439 . Vol.149, part B, pp. 153-165. December 2015.
- [32] I.Boussaid 'Perfectionnement de métaheuristiques pour l'optimisation' thèse de doctorat en informatique, Université PARIS-EST CRÉTEIL,2013

- [33] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni. 'Positive feedback as a search strategy'. Technical Report 91-016, Department of Electronics, Milan Polytechnic, Milan, Italy, 1991.
- [34] J. H. Holland, 'Adaptation in Natural and Artificial Systems', Univ. Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [35] D. E. Goldberg, 'Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning', Addison-Wesley, New York, 1989.
- [36] T. Bäck, 'Evolutionary Algorithms in Theory and Practice', Oxford University Press, 1996.
- [37] D. Whitley, T. Starkweather, D. Fuquay, 'Scheduling problems and traveling salesman: The genetic edge recombination operator'. In Third International Conference on Genetic Algorithms, 1989.
- [38] Z. Michalewicz, 'Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs', Springer, Verlag, 1992.
- [39] R.L. Haupt, D.H. Werner, 'Genetic Algorithms in Electromagnetics' John Wiley & Sons, Inc. 2007.
- [40] J. Kennedy, R. Eberhart 'Particle Swarm Optimization' In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network, vol.6, pp. 1942–1948, 1995
- [41] M. Clerc 'L'optimisation par essaim particulaire Tutoriel pour OEP 2003 '
<http://www.particleswarm.info/>
- [42] J. Kennedy, 'Small Worlds and Mega-Minds : Effects of Neighborhood Topology on Particle Swarm Performance'. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, vol.3, pp 1932–1938, 1999.
- [43] M. Clerc, J. Kennedy, 'The Particle Swarm : Explosion, Stability, and Convergence in a Multi-Dimensional Complex Space. In Proceedings of the IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol.5, pp. 58–73, 2002.
- [44] R. Poli, 'Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation' *Journal of Artificial Evolution and Applications*, Article ID 685175, 10 pages, 2008.
- [45] Q. Zhang, Z. Feng 'A Design of Coupled Transmission Line Filter For UWB System Using PSO Method' *IEEE 7th International Symposium on Antennas, Propagation & EM Theory*, pp.1-6, 2006.
- [46] J. Paleček, P. Vestenický, M. Vestenický, 'Optimization of Microstrip Filter Dimensions by Differential Evolution Algorithm' 15th International Conference on Intelligent Engineering Systems, Poprad, Slovakia, June 2011.
- [47] S. Mishra, S. Chattopadhyay, M. Gangopadhyaya 'A comparative study of DE, PSO and BFO for optimisation of Rectangular Microstrip Patch Antenna with inset feed parameter, IEEE International Conference and Workshop on Computing and Communication (IEMCON), pp.1-7, Oct 2015

- [48] D.Kumar¹, A.De ‘Compact Low Pass Filter Design for L-Band Application’ Journal of Electromagnetic Analysis and Applications,2011
- [49] J.Garcia et al ‘Miniaturization and Optimization of Planar Microwave Filters Based on Metamaterials’ Proceedings of the 37th European Microwave Conference, Munich Germany, October 2007
- [50] D.Upadhyay, R.P.Dwivedi ‘Antenna miniaturization techniques for wireless applications’ IEEE Eleventh International Conference on Wireless and Optical Communications Networks (WOCN), pp.1-4 , Sept 2014
- [51] X.Jia, Y.Na, S.Bingxia, Z.Quanming, ‘The miniaturization design of microstrip interdigital bandpass filter’ IEEE 2nd International Conference on Power Electronics and Intelligent Transportation System (PEITS) , Vol.3 , pp.74-76 , February 2010
- [52] J.Beneat, P.Jarry ‘Miniaturized RF/Microwave Filters Using Fractals’ IEEE/MTT-S International Microwave Symposium Digest, 2012
- [53] W.Wang, Y.Lu, J.S.Fu ‘Miniaturization of Planar Microwave Filters with Irregular Geometries’, IEEE Intemational Workshop on Radio-Frequency Integration Technology, Singapore,2005
- [54] M.Bano et al ‘Investigating alluvial and tectonic features with ground-penetrating radar and analyzing diffractions patterns’ Journal of Applied Geophysics, elsevier, 2000
- [55] <http://www.alcadelectronics.com/>
- [56]https://www.mathworks.com/products/new_products/release2015b.html

Publications et travaux réalisés

Publications Internationales

Ahmed Hathat and Djamel Chikouche, " **Miniaturization of Microstrip Filters Using the Particle Swarm Optimization Algorithm** ". Journal of Engineering and Applied Sciences, vol 12, pp . 4284-4290 2017 .

DOI: 10.3923/jeasci.2017.4284.4290

URL: <http://medwelljournals.com/abstract/?doi=jeasci.2017.4284.4290>

Communications Internationales

A.HATHAT, D.CHIKOUCHE " **Comparaison entre l'algorithme génétique (AG) et l'optimisation par essaim de particules (OEP) dans la synthèse des filtres micro-ondes** " The 1st International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics **ICAAID 2015** Djelfa on 29-30 March 2015 , Algeria.

Communications Nationales

A.HATHAT, D.CHIKOUCHE " **Synthèse des filtres passe-bas micro-rubans à l'aide des réseaux de neurones artificiels** " The First National Conference on Electronics and New Technologies **NCENT'2015** May 19-20, M'Sila, Algeria.

Annexes**Annexe A****Les valeurs des éléments de filtre prototype passe-bas de fonction elliptique**

Le tableau A.1 donne quelques données de conception utiles pour les filtres prototype passe-bas de fonction elliptique

n	Ω_s	L_{As} dB	g_1	g_2	g'_2	g_3	g_4	g'_4	g_5	g_6	g'_6	g_7
3	1.4493	13.5698	0.7427	0.7096	0.5412	0.7427						
	1.6949	18.8571	0.8333	0.8439	0.3252	0.8333						
	2.0000	24.0012	0.8949	0.9375	0.2070	0.8949						
	2.5000	30.5161	0.9471	1.0173	0.1205	0.9471						
4	1.2000	12.0856	0.3714	0.5664	1.0929	1.1194	0.9244					
	1.2425	14.1259	0.4282	0.6437	0.8902	1.1445	0.9289					
	1.2977	16.5343	0.4877	0.7284	0.7155	1.1728	0.9322					
	1.3962	20.3012	0.5675	0.8467	0.5261	1.2138	0.9345					
	1.5000	23.7378	0.6282	0.9401	0.4073	1.2471	0.9352					
	1.7090	29.5343	0.7094	1.0688	0.2730	1.2943	0.9348					
	2.0000	36.0438	0.7755	1.1765	0.1796	1.3347	0.9352					
5	1.0500	13.8785	0.7081	0.7663	0.7357	1.1276	0.2014	4.3812	0.0499			
	1.1000	20.0291	0.8130	0.9242	0.4934	1.2245	0.3719	2.1350	0.2913			
	1.1494	24.5451	0.8726	1.0084	0.3845	1.3097	0.4991	1.4450	0.4302			
	1.2000	28.3031	0.9144	1.0652	0.3163	1.3820	0.6013	1.0933	0.5297			
	1.2500	31.4911	0.9448	1.1060	0.2694	1.4415	0.6829	0.8827	0.6040			
	1.2987	34.2484	0.9681	1.1366	0.2352	1.4904	0.7489	0.7426	0.6615			
	1.4085	39.5947	1.0058	1.1862	0.1816	1.5771	0.8638	0.5436	0.7578			
	1.6129	47.5698	1.0481	1.2416	0.1244	1.6843	1.0031	0.3540	0.8692			
	1.8182	54.0215	1.0730	1.2741	0.0919	1.7522	1.0903	0.2550	0.9367			
	2.000	58.9117	1.0876	1.2932	0.0732	1.7939	1.1433	0.2004	0.9772			
	6	1.0500	18.6757	0.4418	0.7165	0.9091	0.8314	0.3627	2.4468	0.8046	0.9986	
1.1000		26.2370	0.5763	0.8880	0.6128	0.9730	0.5906	1.3567	0.9431	1.0138		
1.1580		32.4132	0.6549	1.0036	0.4597	1.0923	0.7731	0.9284	1.0406	1.0214		
1.2503		39.9773	0.7422	1.1189	0.3313	1.2276	0.9746	0.6260	1.1413	1.0273		
1.3024		43.4113	0.7751	1.1631	0.2870	1.2832	1.0565	0.5315	1.1809	1.0293		
1.3955		48.9251	0.8289	1.2243	0.2294	1.3634	1.1739	0.4148	1.2366	1.0316		
1.5962		58.4199	0.8821	1.3085	0.1565	1.4792	1.3421	0.2757	1.3148	1.0342		
1.7032		62.7525	0.9115	1.3383	0.1321	1.5216	1.4036	0.2310	1.3429	1.0350		
1.7927		66.0190	0.9258	1.3583	0.1162	1.5505	1.4453	0.2022	1.3619	1.0355		
1.8915		69.3063	0.9316	1.3765	0.1019	1.5771	1.4837	0.1767	1.3794	1.0358		
7	1.0500	30.5062	0.9194	1.0766	0.3422	1.0962	0.4052	2.2085	0.8434	0.5034	2.2085	0.4110
	1.1000	39.3517	0.9882	1.1673	0.2437	1.2774	0.5972	1.3568	1.0403	0.6788	1.3568	0.5828
	1.1494	45.6916	1.0252	1.2157	0.1940	1.5811	0.9939	0.5816	1.2382	0.5243	0.5816	0.4369
	1.2500	55.4327	1.0683	1.2724	0.1382	1.7059	1.1340	0.4093	1.4104	0.7127	0.4093	0.6164
	1.2987	59.2932	1.0818	1.2902	0.1211	1.7478	1.1805	0.3578	1.4738	0.7804	0.3578	0.6759
	1.4085	66.7795	1.1034	1.3189	0.0940	1.8177	1.2583	0.2770	1.5856	0.8983	0.2770	0.7755
	1.5000	72.1183	1.1159	1.3355	0.0786	1.7569	1.1517	0.3716	1.6383	1.1250	0.3716	0.9559
	1.6129	77.9449	1.1272	1.3506	0.0647	1.8985	1.3485	0.1903	1.7235	1.0417	0.1903	0.8913
	1.6949	81.7567	1.1336	1.3590	0.0570	1.9206	1.3734	0.1675	1.7628	1.0823	0.1675	0.9231
	1.8182	86.9778	1.1411	1.3690	0.0479	1.9472	1.4033	0.1408	1.8107	1.1316	0.1408	0.9616

TABLEAU A.1 : Les valeurs des éléments de filtre prototype passe-bas de fonction elliptique
 $(g_0 = g_{n+1} = 1.0, \omega_c = 1, L_{Ar} = 0.1 \text{ dB})$

Annexe B

Les lignes micro-ruban couplées

Les lignes micro-ruban couplées, sont largement utilisées dans l'implémentation des filtres micro-ruban. la figure B1 montre la section transversale d'une lignes micro-ruban couplées, tels que les deux lignes micro-ruban de largeur W sont couplées par une espace S . Cette structure de ligne couplée support deux modes quasi TEM : le mode pair et le mode impair. Comme montrer dans la figure B2.

Pour une excitation de mode pair, les deux lignes de micro-ruban ont les mêmes potentiels de tension ou portent les mêmes signes des charges, qui résultent d'un mur magnétique dans le plan de symétrie, comme indiqué sur la figure B2(a).

Dans le cas où le mode impair est excité, les deux lignes de micro-ruban ont les potentiels de tension opposés ou portent les signe des charges opposés, de sorte que le plane de symétrie soit un mur électrique, comme indiqué sur la figure B2(b).

Généralement ces deux modes seront excités en même temps. Cependant, ils propagent avec différentes vitesses de phase parce qu'ils ne sont pas des modes TEM purs, ceci signifie qu'ils présentent différentes constantes diélectriques. Par conséquent, les lignes microruban couplées sont caractérisées par les impédances caractéristiques et les constantes diélectriques effectives pour les deux modes .

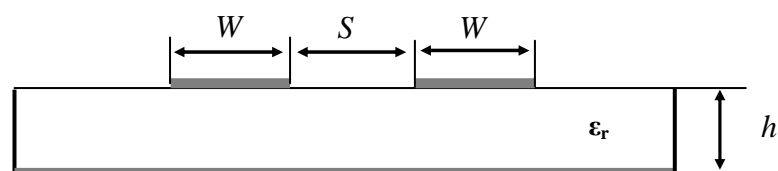


Fig.B1. Section transversale d'une ligne microruban couplée

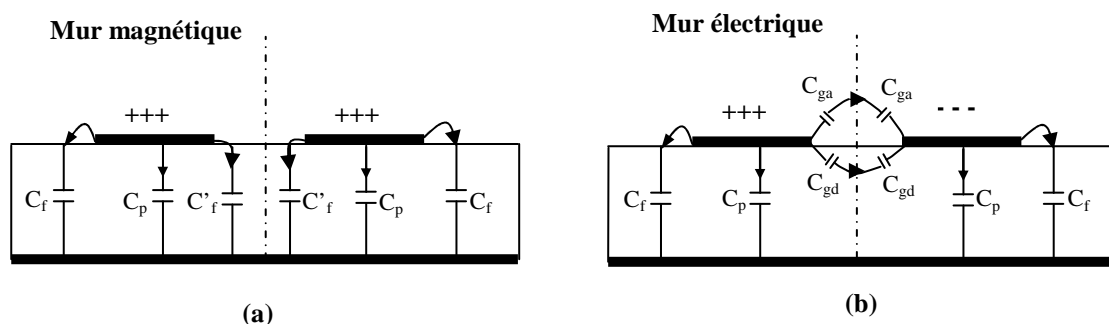


Fig.B2. Modes Quasi-TEM d'une ligne microruban couplée (a) mode pair , (b) mode impair

Les équations suivantes incluent l'effet de l'épaisseur :

$$\varepsilon_{re}^e = \frac{\varepsilon_r + 1}{2} + \frac{\varepsilon_r - 1}{2} \left(1 + \frac{10}{v}\right)^{-a_e b_e}$$

tels que $u=W/h$ et $g=s/h$

$$v = \frac{u(20 + g^2)}{10 + g^2} + g \exp(-g)$$

$$a_e = 1 + \frac{1}{49} \ln \left[\frac{v^4 + (v/52)^2}{v^4 + 0.432} \right] + \frac{1}{18.7} \ln \left[1 + \left(\frac{v}{18.1} \right)^3 \right]$$

$$b_e = 0.564 \left(\frac{\varepsilon_r - 0.9}{\varepsilon_r + 3} \right)^{0.053}$$

L'erreur de ε_{re}^e est 0.7% pour $0.1 \leq u \leq 10$, $0.1 \leq g \leq 10$ et $\varepsilon_r \leq 18$

$$\varepsilon_{re}^o = \varepsilon_{re} + [0.5(\varepsilon_r + 1) - \varepsilon_{re} + a_0] \exp(-c_0 g^{d_0})$$

où

$$a_0 = 0.7287 [\varepsilon_{re} - 0.5(\varepsilon_r + 1)] [1 - \exp(-0.179u)]$$

$$b_0 = \frac{0.747 \varepsilon_r}{0.15 + \varepsilon_r}$$

$$c_0 = b_0 - (b_0 - 0.207) \exp(-0.414u)$$

$$d_0 = 0.593 + 0.694 \exp(-0.526u)$$

L'erreur de ε_{re}^o est de l'ordre de 0.5% .

$$Z_{ce} = \frac{Z_c \sqrt{\varepsilon_{re} / \varepsilon_{re}^e}}{1 - Q_4 \sqrt{\varepsilon_{re} Z_c / 377}}$$

tels que Z_c est l'impédance caractéristique de la ligne micro-ruban de largeur W .

où

$$Q_1 = 0.8685u^{0.194}$$

$$Q_2 = 1 + 0.7519g + 0.189g^{2.31}$$

$$Q_3 = 0.1975 + \left[16.6 + \left(\frac{8.4}{g} \right)^6 \right]^{-0.387} + \frac{1}{241} \ln \left[\frac{g^{10}}{1 + (g/3.4)^{10}} \right]$$

$$Q_4 = \frac{2Q_1}{Q_2} \frac{1}{u^{Q_3} \exp(-g) + [2 - \exp(-g)]u^{-Q_3}}$$

$$Z_{co} = \frac{Z_c \sqrt{\epsilon_{re} / \epsilon_{re}^o}}{1 - Q_{10} \sqrt{\epsilon_{re} Z_c / 377}}$$

où

$$Q_5 = 1.794 + 1.14 \ln \left[1 + \frac{0.638}{g + 0.517 g^{2.43}} \right]$$

$$Q_6 = 0.2305 + \frac{1}{281.3} \ln \left[\frac{g^{10}}{1 + (g/5.8)^{10}} \right] + \frac{1}{5.1} \ln(1 + 0.598 g^{1.154})$$

$$Q_7 = \frac{10 + 190g^2}{1 + 82.3g^9}$$

$$Q_8 = \exp[-6.5 - 0.95 \ln(g) - (g/0.15)^5]$$

$$Q_9 = \ln(Q_7)(Q_8 + 1/16.5)$$

$$Q_{10} = Q_4 - \frac{Q_5}{Q_2} \exp \left[\frac{Q_6 \ln(u)}{u^{Q_9}} \right]$$

Le calcul de la largeur W et l'espacement S des lignes micro-ruban couplées

Nous avons utilisé les équations des lignes couplées pour tracer les courbes de W/h et S/h en fonction des impédances paires et les impédances impaires. A partir des ces courbes, on peut extraire les valeurs de W et S pour chaque couple d'impédances (Z_{0e}, Z_{0o}). Les courbes sont tracées pour $\epsilon_r=2.5$.

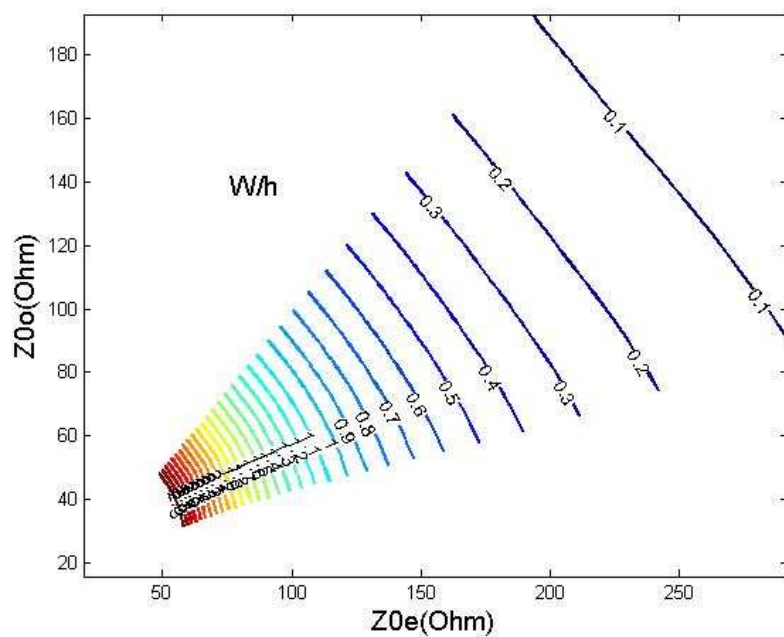


Figure B.3. Courbe W/h pour chaque couple d'impédances (Z_{0e}, Z_{0o}).

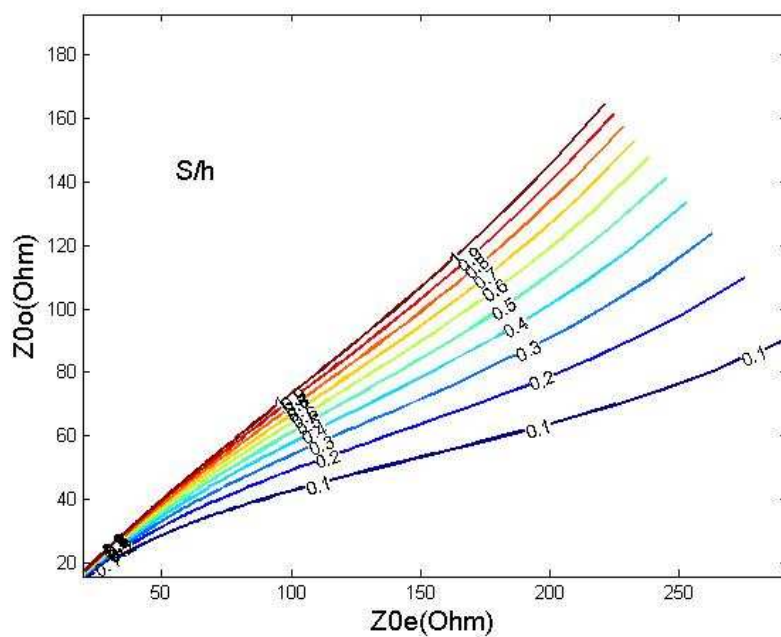


Figure B.4. Courbe S/h pour chaque couple d'impédances (Z_{0e}, Z_{0o}).

Résumé

Les filtres micro-ondes sont des circuits électroniques, qui se basent sur le couplage entre plusieurs cellules résonantes en formant finalement un certain gabarit en termes de pertes de transmission et de réflexion. Ils sont utilisés pour séparer ou combiner les différentes fréquences. L'une des technologies la plus utilisée dans les filtres micro-ondes, est la technologie microruban puisqu'elle facilite leurs intégrations dans d'autres dispositifs avec comme conséquence un coût réduit. Malheureusement, les méthodes de conception classiques ne permettent pas d'aboutir à ces exigences.

Dans ce contexte, nous présentons dans cette thèse l'application de deux algorithmes issus de l'intelligence artificielle, à la synthèse et la miniaturisation des filtres microruban. En effet, après une étude théorique sur les technologies des filtres micro-ondes, la structure microruban et les techniques de conception des filtres microruban, nous proposons l'application de ces techniques notamment les algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim particulaire à la synthèse et la miniaturisation des filtres microruban. Deux filtres microruban ont été synthétisés par ces deux algorithmes à savoir : un filtre passe-bas d'ordre trois à saut d'impédance et un filtre passe-bande d'ordre trois à des résonateurs couplés en parallèles. De plus, deux filtres microruban passe-bas d'ordres respectivement trois et cinq ont été miniaturisé par ces deux mêmes algorithmes sur une topologie à saut d'impédance.

Les résultats obtenus ont démontré que les filtres conçus par les deux procédures développées sont plus performants que les filtres synthétisés par les méthodes classique et ce selon les deux côtés performance et taille. Les filtres passe-bas et passe-bande conçus par nos procédures ont été validés par une comparaison avec d'autres qui sont issus de la littérature scientifique et ont prouvés leur efficacité.

Mots clés

Filtres micro-ondes, microruban, intelligence artificielle, algorithme génétique, optimisation par essaim particulaire, saut d'impédance, résonateurs couplés en parallèles.

Abstract

Microwave filters are electronic circuits, based on the coupling between several resonators that eventually form a certain template in terms of transmission and reflection losses. They are used to separate or combine different frequencies. One of the most technologies, used in microwave filters, is microstrip technology. In fact, the latter one is easy to integrate and implement with the other devices as well as it presents a very low cost.

In this context, we present, in this thesis, the application of two artificial intelligence algorithms to the synthesis and miniaturization of microstrip filters. In fact, after a theoretical study on microwave filter technologies, microstrip structures and microstrip filter design techniques, we applied both genetic algorithm and particle swarm optimization to the synthesis and miniaturization of different microstrip filters. For this purpose, two microstrip filters were synthesized by the aforementioned algorithms. The first one is a third-order stepped impedance low-pass filter and the other is a third-order band-pass filter with parallel-coupled resonators. For the miniaturization processes, two stepped impedance low-pass microstrip filters of different orders were also optimized by these same algorithms. The simulation results, based on Matlab tool, have demonstrated that the optimized designed filters, are more efficient than the conventional ones. Besides, a comparative study with one method, existing in scientific literature, have shown that the proposed optimized filters present better performances compared to that obtained with the latter method.

Keywords

Microwave filters, microstrip filters, artificial intelligence, genetic algorithm, particle swarm optimization, stepped impedance, parallel coupled resonators.

ملخص

مرشحات المايكرويف هي عبارة عن دوائر الكترونية ، مشكلة من عدة خلايا رنانة التي تشكل في النهاية قالب معين من حيث انتقال و ضياع الاشارة ، فهي تستخدم لفصل أو جمع ترددات مختلفة . من أكثر التقنيات استخداما في مرشحات المايكرويف ، تكنولوجيا الهياكل الشريطية، (ميكروستريب) وذلك راجع لسهولة دمجها مع مختلف الأجهزة ، وذات تكلفة منخفضة، بالإضافة إلا أن طرق التصميم التقليدية لا يمكنها تلبية مثل هذه المتطلبات.

في هذا السياق، نقدم في هذه الرسالة تطبيق خوارزميات الذكاء الاصطناعي لتصميم وتصغير مرشحات الهياكل الشريطية . بعد دراسة نظرية على تقنيات مرشحات المايكرويف ، الهياكل الشريطية ، وتقنيات تصميم المرشحات، اقترحنا تطبيق الخوارزمية الجينية و خوارزمية سرب الطيور لتصميم وتصغير مرشحات الهياكل الشريطية. تم تصميم مرشحين من مرشحات الهياكل الشريطية : مرشح تمرير الترددات المنخفضة من الدرجة الثالثة و مرشح تمرير الترددات النطاقي ، إضافة إلى ذلك تم تصغير مرشحين ذو الترددات المنخفضة : الأول من الدرجة الثالثة و الثاني من الدرجة الخامسة على هيكل قفز المقاومات .

النتائج التي تم الحصول عليها برهنت أن المرشحات المصممة بالإجراءات التي تم تطويرها تعتبر الأكثر أداءً من نظيراتها المصممة بالطرق التقليدية وذلك من جانب الأداء و الحجم.

المرشحات ذات تمرير الترددات المنخفضة و ذات تمرير الترددات النطاقي المصممين بطرقنا تم التحقق منها بالمقارنة بأبحاث علمية واثبتنا فاعليتها.

كلمات المفتاح

الذكاء الاصطناعي , مرشحات المايكرويف , الهياكل الشريطية, الخوارزمية الجينية ,خوارزمية سرب الطيور, مرشح تمرير الترددات المنخفضة, مرشح تمرير الترددات النطاقي.