

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Frères Mentouri Constantine
Faculté des Sciences de la Technologie
Département d'Electrotechnique

No d'ordre :

Série :

THÈSE

Présentée Pour L'obtention du Diplôme de
DOCTORAT EN SCIENCES
Option: Modélisation et Commande des Machines Electriques

Présentée par
Mme MOUELLEF Sihem

Magistère en Electrotechnique de l'Université des Frères Mentouri Constantine

MODELISATION ET OPTIMISATION D'UNE MACHINE
A RELUCTANCE VARIABLE PAR ALGORITHMES
INTELLIGENTS

Soutenue le : 20/10/2016

Devant le Jury composé de :

Président : Djallel KERDOUN

Pr. Université des Frères Mentouri

Rapporteur : Ammar BENTOUNSI

Pr. Ecole Nationale Polytechnique Constantine

Co- Rapporteur : Hocine BENALLA

Pr. Université des Frères Mentouri

Examineur 1: Djamel RAHEM

Pr. Université Larbi Ben M'hidi O.E-Bouaghi

Examineur 2 : Mohamed El-Hadi LATRECHE

Pr. Université Abdelhamid Mehri Constantine 2

Examineur 3 : Ramdhane BOUZERARA

MCA. Université des Frères Mentouri

Remerciements

Le travail que nous présentons dans cette thèse a été effectué au sein de Laboratoire de Génie Electrique de Constantine (LGEC) à l'université des frères Mentouri de Constantine.

Ainsi, je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à mon encadreur: Monsieur **Ammar BENTOUNSI**, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique de Constantine, de m'avoir accueilli au sein de son équipe de recherche et d'avoir accepté la direction scientifique de ces travaux de recherche. Je lui exprime par la présente toute ma gratitude, pour son expérience, pour m'avoir laissé une grande liberté dans mes recherches et m'avoir consacré leur temps malgré ces occupations.

Je remercie vivement Monsieur **Hocine BENALLA**, Professeur à l'université des frères Mentouri de Constantine et co-directeur de cette thèse, de m'avoir toujours soutenu et écouté. Je le remercie également pour ses qualités d'ordre relationnel.

J'adresse mes plus vifs remerciements à Monsieur **Djallel KERDOUN**, Professeur à l'université des frères Mentouri de Constantine, pour nous avoir fait l'honneur de présider le Jury de thèse.

Je suis également très honoré que Monsieur **Mohamed El Hadi LATRECHE**, Professeur à l'université de Constantine 2, accepte de juger ce travail en tant que examinateur.

Je voudrais également remercier Monsieur **Djamel RAHEM**, Professeur à l'université de O.E-Bouaghi et Monsieur **Ramdhane BOUZERARA**, Maître de conférences à l'université des frères Mentouri de Constantine, pour nous avoir honorés de leur présence en acceptant de faire partie du jury.

Remerciements

Mes remerciements vont aussi à l'ensemble de mes professeurs tout le long de ces années d'études.

Ce travail n'aurait pas pu être réalisé sans le soutien de mon époux, que je remercie tout particulièrement pour son soutien moral et son encouragement tout au long de mon cursus.

A mes petits anges Sadja Nour el yakine et Leticia que j'ai parfois négligés pour me consacrer à ma tâche.

Je tiens aussi à remercier tous ceux qui ont, de près ou de loin, aidé à rendre ce travail possible, que ce soit par des idées ou par des encouragements.

Merci à tous !

*À mes chers parents ;
À mes sœurs et frères ;
À mon époux ;
À mes enfants : Sadj'a & Líticia.*

Table des matières

Remerciements.....	i
Dédicace.....	iii
Table des matières.....	iv
Liste des figures.....	vii
Liste des tableaux.....	x

Introduction générale

1. Introduction.....	1
2. Problématique.....	2
3. Objectifs de la thèse.....	7
4. Structure de la thèse.....	8

Chapitre 1 : Etat de la recherche sur les MRV

Introduction.....	11
1.1 Progrès historique des MRV.....	11
1.2. Différentes structures de MRV.....	13
1.3. Principe de fonctionnement et génération de couple.....	19
1.4. Choix et présentation de la machine étudiée.....	22
Conclusion.....	25

Chapitre 2 : Modélisation d'une MRVDS 6/4

Préambule.....	27
2.1 Modélisation Analytique.....	28
2.1.1 Expression analytique des courbes de magnétisation.....	29
2.1.2 Caractéristiques magnétiques flux-courant-position.....	31
2.1.3 Caractéristiques couple-courant-position.....	31
2.1.4 Profil du couple total.....	32

2.2	Modélisation Numérique en 2D.....	33
2.2.1	Equations électromagnétiques et formulations.....	34
a)	Equations de maxwell et relations constitutives.....	34
b)	Conditions de passage.....	36
c)	Conditions aux limites.....	39
2.2.2	Techniques de résolution.....	39
a)	Méthode des éléments finis.....	39
b)	Etude en magnétostatique.....	40
2.2.3	Forces et couple magnétiques à partir du tenseur de Maxwell.....	41
2.2.4	Mise en œuvre de la méthode des éléments finis sous MATLAB.....	43
2.3	Modélisation Hybride Analytico-Numérique.....	48
2.3.1.	Présentation de la méthode de modélisation.....	48
2.3.2.	Modélisation de l'inductance.....	49
2.3.3.	Modélisation du couple moyen.....	56
2.3.4.	Comparaison des résultats et validation.....	57
	Conclusion.....	58

Chapitre 3 : Etat de l'art des méthodes d'optimisation

3.1	Méthodes d'optimisation.....	60
3.1.1	Introduction sur l'optimisation.....	60
a)	Minimisation et maximisation.....	61
b)	Optimum local et global.....	62
3.1.2	État de l'art des méthodes d'optimisation.....	62
a)	Problèmes d'optimisation sans contraintes.....	62
b)	Problèmes d'optimisation avec contraintes.....	63
c)	Méthodes d'optimisation.....	64
3.1.3	Choix de la méthode d'optimisation adoptée.....	67
3.2	Optimisation par Algorithmes Génétiques.....	68
3.2.1	Introduction.....	68
3.2.2	Principe de l'algorithme génétique.....	69
3.2.3	Mécanismes de l'algorithme génétique.....	70
3.3	Optimisation par Essaim Particulaire (PSO).....	76
3.3.1.	Concepts de base de la PSO.....	76
3.3.2.	Formulation mathématique.....	77

3.3.3. Algorithme de l'OEP (PSO).....79
Conclusion.....80

Chapitre 4 : Optimisation du couple de la MRVDS 6/4

Introduction.....82
4.1 Optimisation.....82
4.2 Influence des paramètres géométriques sur la fonction objectif.....83
 4.2.1 Influence de l'ouverture angulaire de la dent rotorique.....83
 4.2.2 Influence de l'ouverture angulaire de la dent statorique.....84
 4.2.3 Synthèse des résultats obtenus.....84
4.3 Démarche de conception par optimisation.....85
4.4 Conception par optimisation de la MRV à l'aide d'AG.....86
 4.4.1 Première optimisation.....86
 4.4.1.1 Formulation du problème d'optimisation.....86
 a) Conditions d'optimisation (objectif et variables d'optimisation).86
 b) Contraintes d'optimisation.....87
 4.4.1.2 Résultats.....88
 4.4.2 Deuxième optimisation.....92
 4.4.2.1 Formulation du problème d'optimisation.....92
 a) Conditions d'optimisation (objectif et variables d'optimisation).92
 b) Contraintes d'optimisation.....93
 4.4.2.2 Résultats.....94
4.5 Conception par optimisation de la MRV à l'aide d'OEP.....96
 4.5.1 Formulation du problème d'optimisation.....96
 4.5.2 Résultats.....97
Conclusion.....100
Conclusion Générale.....102
Annexes.....106
Références bibliographiques.....132

LISTE DES FIGURES

Fig. Int.1 Taux d'utilisation de six algorithmes stochastiques.....	4
Fig. 1.1 Un des premiers moteurs à réluctance variable à double saillance des années 1920.....	11
Fig. 1.2 Un train allemand ICE3 à grande vitesse équipé de MRV pour la climatisation de l'air cyclé.....	12
Fig. 1.3 MRV fonctionnant dans des environnements extrêmes.....	12
Fig. 1.4 Nouvelle conception de MRV 15/12 pour les HEV.....	13
Fig. 1.5 Classification des machines à réluctance variable.....	13
Fig. 1.6 MRV à stator lisse non excitée.....	14
Fig. 1.7 MRV à stator lisse excitée au stator.....	15
Fig. 1.8 MRV à stator lisse excitée au rotor.....	15
Fig. 1.9 MRV à rotor lisse excitée par des aimants.....	15
Fig. 1.10 MRV Vernier à rotor lisse excitée par un bobinage au rotor.....	15
Fig. 1.11 Les machines à réluctance variable les plus utilisées dans les applications industrielles : (a) MRV6/4, (b) MRV8/6, (c) MRV12/8.....	16
Fig. 1.12 MRV dentées à plots.....	17
Fig. 1.13 MRV excitée au rotor par des aimants.....	17
Fig. 1.14 MRV Vernier à double denture excitée par des aimants permanents au rotor avec disposition tangentielle des aimants.....	18
Fig. 1.15 MRV excitée par des aimants statoriques.....	18
Fig. 1.16 MRV à double denture excitée par un bobinage au stator.....	19
Fig. 1.17 Section transversale d'une MRV6/4.....	19
Fig. 1.18 Séquences de fonctionnement d'un MRV 6/4 (rotation dans le sens horaire).....	20
Fig. 1.19 Co-énergie comprise entre les positions d'opposition (1) et de conjonction (2).....	21

LISTE DES FIGURES

Fig. 1.20 Variation de l'inductance et du couple avec la position du rotor pour un courant de phase constant.....	22
Fig. 1.21 Photos du prototype MRV-DS 6/4.....	24
Fig. 2.1 Courbes flux-courant extrêmes: (a) model analytique; (b) numérique sous Flux-2D.....	30
Fig. 2.2 Caractéristiques flux-courant-position. (a) analytique ; (b) numérique sous Flux-2D.....	31
Fig. 2.3 Caractéristiques couple-courant-position. (a) analytique ; (b) numérique sous Flux-2D.....	32
Fig. 2.4 Ondulation du couple pour le model initial.....	33
Fig. 2.5 Propriétés d'interface.....	36
Fig. 2.6 Champ magnétique à la surface de séparation de deux matériaux magnétiques.....	42
Fig. 2.7 Algorithme du modèle électromagnétique par la méthode des éléments finis.....	44
Fig. 2.8 Géométrie de la structure et conditions aux limites.....	45
Fig. 2.9 Maillage de la structure.....	45
Fig. 2.10 Distribution des lignes du champ magnétique.....	46
Fig. 2.11 Distribution de l'induction magnétique.....	46
Fig. 2.12 Distribution du champ magnétique.....	47
Fig. 2.13 Distribution de la force.....	47
Fig. 2.14.a Visualisation des lignes de flux par la MEF (position non-alignée).....	50
Fig. 2.14.b Exemple de tube de flux correspondant.....	50
Fig. 2.15 Organigramme de la simulation de l'inductance L_u du MRV6/4 sous MATLAB.....	51
Fig. 2.16.a Visualisation des lignes de flux par la MEF (position alignée).....	54
Fig. 2.16.b Circuit magnétique équivalent.....	54
Fig. 2.17 Courbes flux-courants extrêmes : (a) tube de flux ; (b) sous Flux-2D.....	57
Fig. 3.1 Principe de base d'une méthodologie d'optimisation.....	60
Fig. 3.2 Différents critères de classification d'un problème d'optimisation.....	61
Fig. 3.3 Courbe représentant les optimums locaux et globaux.....	62
Fig. 3.4 Méthodes d'optimisation déterministes.....	65
Fig. 3.5 Classification de méthodes stochastiques.....	66
Fig. 3.6 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique.....	69
Fig. 3.7 Représentation d'un individu, codage binaire et codage réel.....	71
Fig. 3.8 Représentation binaire pour l'optimisation d'une fonction à un seul variable.....	70
Fig. 3.9 Représentation d'un croisement de deux chaînes en un point.....	74

LISTE DES FIGURES

Fig. 3.10	Représentation du principe de mutation dans une chaîne.....	75
Fig. 3.11	Principe de déplacement d'une particule.....	77
Fig. 3.12	Les différentes étapes de la méthode des essais particulaires.....	79
Fig. 4.1	Variation du couple moyen en fonction de l'ouverture angulaire rotorique.....	84
Fig. 4.2	Variation du couple moyen en fonction de l'ouverture angulaire statorique.....	84
Fig. 4.3	Procédure de la conception par optimisation.....	85
Fig. 4.4	Evaluation de la fonction objectif.....	87
Fig. 4.5	Triangle de faisabilité quantifié pour la MRVDS 6/4.....	88
Fig. 4.6	Organigramme de l'algorithme génétique.....	89
Fig. 4.7	Evolution du couple moyen en fonction du nombre d'itérations.....	90
Fig. 4.8	Variation de β_s autour de sa valeur optimale.....	90
Fig. 4.9	Variation de β_r autour de sa valeur optimale.....	91
Fig. 4.10	Caractéristiques extrêmes flux-At.....	91
Fig. 4.11	Variables d'optimisation pour le problème MRV.....	93
Fig. 4.12	Organigramme de l'algorithme génétique.....	94
Fig. 4.13	Evolution du couple électromagnétique en fonction du nombre d'itérations.....	95
Fig. 4.14	Evaluation des paramètres en fonction du nombre d'itérations.....	95
Fig. 4.15	Organigramme de l'algorithme PSO.....	97
Fig. 4.16	Evaluation comparée de la fonction objectif.....	99
Fig. 4.17	Variation comparée de β_s autour de sa valeur optimale.....	99
Fig. 4.18	Variation comparée de β_r autour de sa valeur optimale.....	100

LISTE DES TABLEAUX

Tab. 1.1	Séquences des phases d'excitation d'un MRV 6/4 durant une période.....	20
Tab. 1.2	Production de couple en fonction des variations d'inductance.....	22
Tab. 1.3	Principales dimensions du prototype.....	24
Tab. 1.4	Caractéristiques électriques du prototype.....	25
Tab. 2.1	Etude comparative du couple maximal à 900At.....	47
Tab. 2.2	Principales expressions analytiques pour les 7 tubes de flux.....	53
Tab. 2.3	Principales expressions analytiques pour le calcul de l'inductance alignée.....	55
Tab. 2.4	Résultats comparés des inductances extrêmes.....	57
Tab. 4.1	Paramètres de simulation adoptée.....	86
Tab. 4.2	Résultats de la conception optimale.....	91
Tab. 4.3	Paramètres de la MRV obtenus après optimisation.....	96
Tab. 4.4	Paramètres de simulations adoptés pour les deux méthodes.....	97
Tab. 4.5	Comparaison des résultats obtenus par PSO et AG pour $F_a = 1691At$	98

Introduction générale

1. Introduction

Ce travail de thèse s'est déroulé au sein du Laboratoire de Génie Electrique de Constantine (LGEC) à l'université des frères Mentouri de Constantine. Il s'inscrit dans la continuité des travaux de recherche effectués en magister, mais dans d'autres directions, selon une problématique d'actualité qu'est l'optimisation des performances des machines électriques. En effet, l'objectif principal poursuivi dans cette thèse n'est pas tant la modélisation des machines à réluctance variable (MRV), quoique la phase de modélisation s'inscrit dans une démarche d'optimisation, mais plutôt de traiter la problématique de l'optimisation dans la conception de ce type de machines.

Le choix des machines à réluctance variable est dicté par le réel intérêt porté aujourd'hui par les chercheurs et industriels pour ce type de machines qui commence à concurrencer les machines électriques conventionnelles grâce à ses multiples avantages. L'atout majeur de la machine à réluctance variable est sa grande robustesse alliée à son extrême simplicité de structure, ce qui a pour conséquence de minimiser ses coûts de fabrication et de maintenance. Outre une grande fiabilité, la MRV possède des performances assez intéressantes. La relative complexité de son pilotage ne constitue plus aujourd'hui un inconvénient par rapport à ses concurrents synchrones et asynchrones à cause de l'essor de l'électronique de puissance et de commande, ainsi que des progrès réalisés dans les outils de simulation. Tous ces progrès en font une machine particulièrement appréciée pour de nouvelles applications industrielles, aussi bien à vitesse élevée (applications embarquées) qu'à faible vitesse et fort couple (aérogénérateur pour éolienne à attaque directe). A titre indicatif, nous citerons: traction électrique, compresseurs, ventilateurs, pompes, robots ménagers, machines à laver, aspirateurs, aérospatial, ...

Parmi les différentes topologies de MRV existantes, nous avons choisi pour notre thèse, l'étude d'une machine à réluctance variable à double saillance (MRVDS) dont le rotor ne comporte ni enroulements ni aimants, ce qui permet d'atteindre des vitesses élevées et donc de cibler des applications embarquées. Notre contribution pour ce type de machine est d'améliorer ses performances en termes de couple électromagnétique, en le maximisant via

l'optimisation de divers paramètres géométriques. Pour bien mener ce travail, on a adopté une démarche de conception par optimisation qui s'appuie sur: (i) les modèles de conception qui permettent d'évaluer les fonctions objectifs; (ii) les contraintes du problème à respecter et les plages de valeurs autorisées; (iii) les algorithmes d'optimisation adéquats par rapport au problème posé et étudié.

2. Problématique

L'objectif principal à atteindre dans cette thèse est la *conception optimale* de la structure géométrique d'un prototype de machine à réluctance variable à double saillance. Pour atteindre ce but, la première étape consisterait à proposer un *modèle* permettant de simuler avec une assez bonne précision son fonctionnement pour déterminer ses performances ainsi que d'appliquer un processus d'optimisation à moindre coût (en temps de calcul). Cette étape portera donc sur la modélisation du moteur à réluctance variable à optimiser. Classiquement, trois types de modèles sont à envisager [1-3]: (i) les modèles purement analytiques; (ii) les modèles par calcul numérique de champs qui reposent sur la résolution des équations de Maxwell; (iii) les modèles combinant judicieusement les deux approches précédentes dits hybrides ou semi-numériques.

Dans notre cas, nous cherchons une méthode de modélisation efficace, rapide et précise qui permette à la fois d'évaluer les performances de la machine mais aussi d'appliquer un processus d'optimisation du couple électromagnétique. La question que nous devons poser est la suivante : *quel type de modèle allons-nous adopter ?*

Le modèle que nous recherchons doit vérifier deux conditions antagonistes: la précision et la rapidité. Nous pourrions rajouter la pertinence pour la conception assistée par ordinateur. Pour obtenir un modèle rapide, il est nécessaire d'utiliser des formulations analytiques. En revanche, si nous voulons augmenter la précision du modèle, cela doit se faire au détriment de la vitesse en passant par des modèles éléments finis. La volonté de proposer une méthodologie permettant une estimation analytique précise avec un temps de calcul moins pénalisant, nous nous tournerons donc plutôt vers des *modèles hybrides* dans ce mémoire. Le choix dépendra de deux critères: (i) l'erreur relative, entre les données d'éléments finis et l'expression analytique; (ii) le temps de calcul requis par le processeur.

L'outil de modélisation présenté ici est conçu pour être intégré dans un processus d'optimisation qui modifie facilement la géométrie du moteur à réluctance variable étudié.

La deuxième étape consistera donc à utiliser ce modèle pour mettre en œuvre un processus d'optimisation de divers paramètres géométriques pour améliorer le couple

électromagnétique. De nos jours, l'optimisation est devenue un domaine indispensable pour améliorer l'efficacité énergétique de systèmes électromagnétiques que se soit dans l'industrie ou d'autres secteurs, suite au concept de développement durable. En effet, nous avons assisté ces dernières années à une croissance très rapide des travaux de recherche utilisant les méthodes d'optimisation.

Les méthodes de résolution de problèmes d'optimisation sont nombreuses. Elles sont souvent classées en deux grandes catégories: les méthodes déterministes (exactes) et les méthodes stochastiques (approchées). Le principe essentiel d'une méthode dite « exacte » consiste à converger vers l'optimum le plus proche du point de départ, qu'il soit local ou global ; ce sont souvent des méthodes locales. Ces méthodes sont limitées à certaines fonctions objectifs, en particulier des fonctions linéaires, dérivables, convexes (généralement rapides en temps de calcul pour ce type de fonctions). Elles sont souvent exigeantes en termes de temps de calcul nécessaire (très coûteux) pour les problèmes complexes (problèmes de grande taille) [4]. Tandis que les méthodes probabilistes ou approchées sont particulièrement adaptées pour traiter les problèmes d'optimisation de grande taille dits *d'optimisation difficile* (correspondant à des fonctions objectifs discontinues, non-dérivables et multimodales) [4]. En effet, ces méthodes fournissent des solutions de bonne qualité dans un bref délai (coûts de recherche raisonnables). Comme illustré dans le chapitre 4, les fonctions objectifs ou les modèles employés sont considérés comme non linéaires, non dérivables, multimodaux correspondant de ce fait à une optimisation difficile, ce qui nous a conduits à recourir à des *méthodes approchées*.

L'investigation dans le domaine des méthodes approchées a donné naissance à une nouvelle génération de méthodes puissantes et générales, appelées *méta-heuristiques*. La majorité des méta-heuristiques utilisent des processus aléatoires comme moyen d'exploitation pour récolter de l'information et peuvent être alors considérées comme des algorithmes stochastiques itératifs. En fait, elles sont applicables sur une grande variété de problèmes d'optimisation de différentes complexités. En outre, elles permettent de fournir des solutions de très bonne qualité avec un temps de calcul raisonnable. Elles sont souvent inspirées des systèmes naturels par des analogies avec la physique, la biologie ou l'éthologie. Nous pouvons citer à titre d'exemple les algorithmes génétiques (AG) qui sont inspirés de la théorie de l'évolution de Darwin et de la biologie, les algorithmes basés sur l'intelligence par essaim comme l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (OEP ou PSO), l'algorithme de colonies de fourmis ou de colonies d'abeilles qui s'inspirent du principe psychologique et

social de certaines espèces évoluant en groupe, la recherche tabou qui s'inspire de la mémoire des êtres humains. Les méta-heuristiques stochastiques peuvent être classées en deux catégories: les méta-heuristiques à base de solutions individuelles (solution unique) et les méta-heuristiques à base de populations de solutions [4]. Les méthodes de la première sous-classe manipulent une seule solution durant la procédure de recherche pour trouver la solution du problème à traiter (elles lancent la recherche avec une seule solution et essaient d'améliorer sa qualité au cours des itérations) [5]. Elles sont souvent piégées par l'optimum local d'un voisinage donné. Cependant, les méthodes de la deuxième sous-classe manipulent un ensemble de solutions parallèlement [5]. Elles lancent la recherche avec une population de solutions (recherche globale) et essaient d'améliorer leurs qualités au cours des itérations ce qui leur permet d'explorer un large espace de solutions et d'augmenter la probabilité de retrouver l'optimum global.

Les algorithmes évolutionnaires et l'intelligence par essaim sont des exemples de systèmes bio-inspirés utilisant *une population de solutions* pour développer une solution optimale au problème. Il existe une grande variété de ces deux techniques. Notre choix portera sur les *Algorithmes Génétiques* et les *Essaims de Particules*. Ce choix est en ligne avec le défi actuel. Ces deux méta-heuristiques permettent la recherche de bonnes solutions à des problèmes d'optimisation dans le cas de variables continues ou discrètes.

Les Algorithmes Génétiques (AG) font partie d'une famille de méthodes d'optimisation évolutionnistes. Comme les AG sont des algorithmes de recherche probabiliste, d'apprentissage et d'optimisation, basés en partie sur le mécanisme de l'évolution biologique et la théorie de l'évolution de Darwin, elles sont probablement les plus connues et les plus utilisées dans la recherche (Fig. Int.1).

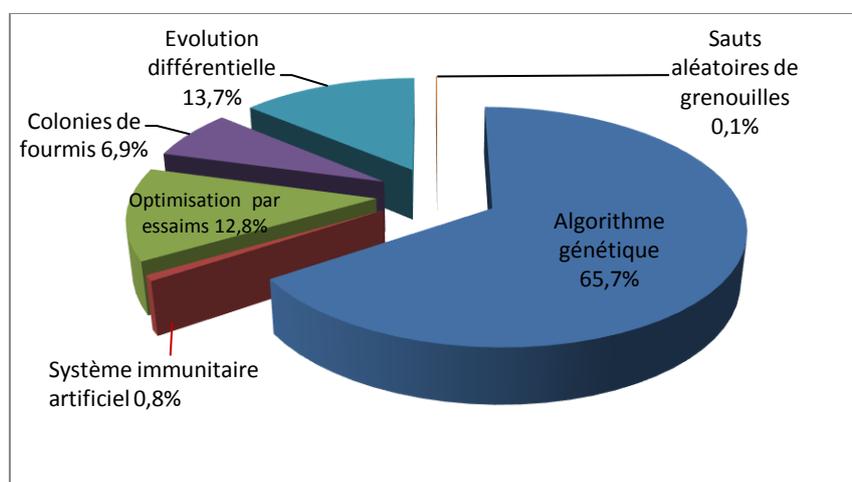


Fig. Int.1 Taux d'utilisation de six algorithmes stochastiques [4]

Ces dernières décennies, l'idée de s'inspirer des concepts mis en œuvre par le monde des vivants pour proposer des stratégies (ou méthodes) de résolution de plus en plus privilégiées aux problèmes d'optimisation et afin d'améliorer la qualité de la solution, a donné lieu à la naissance de nouvelles techniques basées sur l'intelligence par essaim (Swarm Intelligence). Un système en essaim est un système qui doit son intelligence à la coopération d'éléments qui, individuellement, sont de faible intelligence. La performance du système entier est supérieure à la somme des performances de ses parties. L'optimisation par essaim de particules (Kennedy et Eberhart, 1995) qui dérive de la descente stochastique (Fig.3.5) et qui se situe dans une famille de méta-heuristiques nommée "Intelligence de l'essaim" est la méta-heuristique principale de cette famille d'algorithmes. C'est une des méta-heuristiques à base de population qui part du principe que plusieurs intelligences limitées utilisées ensemble peuvent faire preuve d'une grande intelligence globale [4]. Ce type d'optimisation a gagné une popularité rapide comme technique efficace d'optimisation.

De nombreuses possibilités d'utilisation de ces techniques intelligentes sont envisageables. Rechercher l'optimisation du couple des machines à réluctance variable (MRV) peut se faire dans plusieurs directions : (i) développer l'architecture de la machine ; (ii) utiliser de nouveaux matériaux aux caractéristiques magnétiques intéressantes; (iii) choisir une stratégie de commande adéquate; (iv) choisir un type d'alimentation.

Au cours des dernières années, il y a eu des activités de recherche dans l'optimisation topologique pour obtenir la géométrie optimale des MRV en haute performance [6-21]. Le but de ces travaux est de déterminer une configuration optimale de la structure géométrique (les performances des MRV sont très dépendantes de la géométrie du stator et rotor) et de répondre à certaines exigences du couple telles que la maximisation du couple moyen et la minimisation de ses ondulations.

La recherche bibliographique effectuée dans ce sens a conduit aux travaux de [M. Balaji et V. Kamaraj](#) [6] qui ont porté sur l'optimisation d'une MRV 8/6 utilisant les algorithmes génétiques (AG) pour déterminer les ouvertures dentaires optimales du stator et du rotor. L'approche s'est concentrée sur deux objectifs, à savoir: maximiser la densité de couple (torque density) et minimiser l'ondulation de couple. Basé sur une procédure analytique, un programme est développé sous Matlab pour calculer la valeur de l'inductance et du couple moyen. L'ondulation de couple est évaluée à partir du taux d'inductance qui donne la mesure directe de la superposition de couple des phases adjacentes.

M. Balaji et V. Kamaraj [7] proposent une technique d'optimisation multi-objectif basée sur la technique par essaim particulaire pour déterminer les ouvertures dentaires optimales d'une MRV 8/6 avec l'objectif de maximiser le couple moyen et de réduire au minimum l'ondulation de couple. Les résultats sont comparés à ceux obtenus à partir d'algorithmes génétiques (AG) et de simulation par la méthode des éléments finis.

Y. Kano et al [8] a proposé une approche de conception optimale pour deux phases commutées d'un moteur à réluctance variable en utilisant les algorithmes génétiques pour maximiser le couple moyen.

Dans [9], la méthode du lagrangien augmentée a été utilisée pour déterminer la géométrie optimale des MRV avec un minimum d'ondulation de couple.

H. Sahraoui et al [10] ont proposé une optimisation des MRV 12/8 avec l'objectif de maximiser le couple moyen et minimiser l'ondulation de couple, considérant principalement les paramètres géométriques du stator et rotor.

R. Pavol et al [11] traitent l'optimisation du couple moyen d'un moteur à réluctance variable en ce qui concerne la construction de rotor. Dans la première partie, le rotor est radialement laminé. L'optimisation est faite par la modification des encoches du rotor et de la largeur des dents rotoriques, moyennant le triangle de faisabilité. L'augmentation de couple électromagnétique n'est pas assez élevée dans les deux cas. L'autre but de l'article est de montrer une autre méthode pour l'optimisation du couple des MRV en utilisant un rotor axialement laminé. L'optimisation du couple dans ce cas-ci est faite au moyen d'éléments finis. Le couple électromagnétique est approximativement 2,5 plus élevé que dans la MRV avec le rotor radialement laminé, mais l'ondulation du couple sera plus élevée que dans la MRV avec un rotor radialement laminé !

Dans [12], une analyse de sensibilité pour la conception par optimisation de MRV est utilisée pour maximiser le couple/courant tout en utilisant une approche BEM (*Boundary Element Method*) pour estimer l'inductance minimum (position d'opposition des dentures) et un circuit magnétique équivalent pour évaluer l'inductance maximum (position de jonction des dentures). Une comparaison entre le prototype et les résultats de la conception optimale montre l'efficacité de la méthode.

Dans [13], une procédure d'optimisation de gradient a été utilisée pour améliorer le processus de conception optimale de MRV 6/4. Deux exemples des calculs scalaires d'optimisation ont été exécutés pour tester le modèle analytique. Le but de la première tâche était la valeur minimale de l'ondulation de couple. Le but de la deuxième tâche était la valeur maximale du

rendement de moteur. Les paramètres géométriques et les paramètres de l'enroulement sont les onze variables d'optimisation. Les résultats obtenus au moyen du modèle analytique sont vérifiés au moyen de calculs par éléments finis.

Dans [14], une méthode d'optimisation multi-objectif pour un moteur à reluctance variable 8/6 est proposée. La fonction développée d'optimisation est choisie comme compromis correct entre le couple moyen maximum, le couple moyen maximum selon la perte de cuivre et le couple moyen maximum selon le volume du moteur, en utilisant trois facteurs de poids et trois valeurs de base. Les ouvertures dentaires de stator et de rotor sont choisies comme paramètres à optimiser.

Jie Li et al [15] proposent une optimisation d'harmonie de la machine à reluctance variable. L'optimisation physique vise principalement l'épaisseur de la culasse statorique et la longueur d'entrefer du moteur. L'optimisation de la commande des angles θ_{on} et θ_{off} du convertisseur associé vise à améliorer le facteur de puissance.

Dans [16], l'optimisation d'une machine standard 6/4 à base d'algorithmes génétiques est proposée pour réduire la pente d'inclinaison du couple (*torque dip*), réduisant de ce fait l'ondulation de couple. Dans cette méthodologie de conception, les ouvertures dentaires du stator et du rotor sont prises comme variables de conception.

Dans [17] et [18], la méthode *progressive quadratic response surface* a été utilisée pour minimiser les ondulations du couple et maximiser le couple moyen.

Dans [19], une forme de pôle rotorique a été proposée pour minimiser l'ondulation de couple. K. Koibuchi [20] a constaté qu'un élargissement de l'arc polaire du stator augmentait le couple moyen dans l'hypothèse d'une réductivité linéaire.

Dans [21], les dimensions optimales des arcs polaires du rotor et du stator ont été obtenues par l'examen de la sensibilité du couple moyen en respectant le rapport « pole arc/pole pitch ratio ».

Dans le cadre de cette thèse, nous avons ciblé l'amélioration du couple électromagnétique moyen d'une MRV 6/4 basée sur l'optimisation de divers paramètres géométriques.

3. Objectifs de la thèse

L'objet de la présente thèse vise en premier lieu à réduire les temps de simulation des machines à réductance variable pour des applications à hautes vitesses et à couple-massique élevé. L'étude théorique de telles machines est assez complexe compte tenu du grand nombre de phénomènes intervenants dans la modélisation du problème (complexité de la géométrie,

non linéarités des matériaux, couplage des phases, ...) et la nécessité de disposer d'un espace mémoire très important avec des temps de simulation prohibitifs. Cependant, l'optique première de notre approche est de parvenir à enrichir correctement les modèles des MRV pour ensuite envisager l'optimisation de ceux-ci. Cette étape doit fournir des modèles assez représentatifs des phénomènes en jeu et qui ne soient pas gourmands en temps de calcul de l'optimisation. Pour notre étude, nous allons élaborer une méthode semi-numérique (MEF-CME) non linéaire qui consiste à hybrider les approches analytique (Circuit Magnétique Equivalent) et numérique par éléments finis en partant d'un modèle analytique exploitant des résultats numériques afin de tirer profit des avantages intrinsèques de chacun en offrant un meilleur rapport précision/temps de calcul.

Nous avons, en deuxième lieu, exploité divers travaux de modélisation en proposant une démarche d'optimisation géométrique originale ayant pour but d'obtenir une configuration de MRV qui fournisse une valeur du couple électromagnétique moyen la plus élevée possible avec le minimum d'ondulations. Ainsi, la deuxième démarche que nous souhaitons réaliser consiste en la satisfaction d'un objectif global de conception, c.-à-d. obtenir une "bonne solution". Il est clair que l'Etat de l'Art effectué pour une classification des problèmes et des méthodes va faciliter la tâche du choix de la méthode d'optimisation la mieux adaptée à notre problématique de conception. Les méthodes stochastiques sont une réponse à ce problème. Elles convergent en effet vers l'optimum global quel que soit le point de départ.

4. Structure de la thèse

Le mémoire de notre thèse s'articule autour de quatre principaux chapitres qui sont:

- ❖ **Chapitre 1:** Ce chapitre est un exposé introductif aux machines à réluctance variable dans lequel nous soulignerons l'intérêt croissant des chercheurs et des industriels pour ce type de convertisseur électromécanique ainsi que les développements récents réalisés pour ce type de structures et leurs domaines d'applications. Nous exposerons aussi les critères de classification des ces machines, leur principe de fonctionnement et les étapes qui gouvernent la production d'un couple électromagnétique. Nous justifierons enfin le choix de l'étude de la *MRV-DS 6/4*.
- ❖ **Chapitre 2:** Ce chapitre est consacré à l'étude et l'élaboration des outils de modélisation du moteur à réluctance variable. L'étape de la modélisation va permettre de déterminer la fonction objectif à optimiser. Nous essaierons de définir un outil de modélisation-simulation rapide, précis et modulable. Ce chapitre se termine par le

développement d'un modèle hybride dédié à l'optimisation de la structure de MRV-DS étudiée. Nous associerons à chaque partie du chapitre une validation qui comparera les résultats de simulations du modèle hybride avec des résultats obtenus à l'aide de simulations éléments finis réalisées à l'aide du logiciel commercial Flux-2D.

- ❖ **Chapitre 3:** Ce chapitre propose un état de l'art des méthodes d'optimisation scindé en deux parties bien agencées. Il débute par quelques notions de base sur le problème d'optimisation et une discussion sur le choix de l'algorithme d'optimisation. Deux grandes familles de méthodes d'optimisation y seront présentées: les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques. Dans la deuxième partie, nous discuterons de manière détaillée les méthodes d'optimisation retenues, à savoir les algorithmes génétiques (AG) et l'optimisation par essaim de particules (OEP ou PSO).
- ❖ **Chapitre 4:** Dans ce dernier chapitre, nous appliquerons le processus de la conception par optimisation à un prototype de moteur à réluctance variable pré-dimensionné afin d'optimiser sa structure géométrique. Il traite ainsi de la mise en œuvre des algorithmes d'optimisation proposés à la détermination des paramètres optimaux et se termine par une étude comparative des résultats obtenus par les algorithmes génétiques et par essaims de particules. Ces résultats sont analysés et indiquent une amélioration des performances en termes de couple via différents scénarios d'optimisations des paramètres géométriques.

En guise de conclusion, nous présenterons une synthèse des principaux résultats obtenus par rapport aux objectifs fixés, quelques recommandations et les travaux futurs à réaliser.

Etat de la recherche sur les MRV

Sommaire

Introduction	11
1.1 Progrès historique des MRV.....	11
1.2. Différentes structures de MRV.....	13
1.3. Principe de fonctionnement et génération de couple.....	19
1.4. Choix et présentation de la machine étudiée.....	22
Conclusion	25

Introduction

Après un bref exposé historique des machines à réluctance variable (MRV), depuis ses origines dans les années 1842 aux dernières recherches effectuées, l'objectif de ce chapitre est d'établir un Etat de l'Art des machines existantes. Nous présenterons et discuterons à ce niveau quelques structures de MRV qui ont fait l'objet d'études récentes. A la suite de quoi, nous présenterons une structure de type MRVDS 6/4 doublement saillante (6 pôles au stator et 4 pôles au rotor) qui sera de base pour la suite de notre étude.

1.1 Progrès historique des MRV

Le moteur à réluctance variable n'est pas une nouvelle invention. Le concept de moteur est connu depuis plus de 150 ans. L'origine du moteur à réluctance remonte aux années 1842. Les premières applications des MRV étaient limitées par les problèmes posés par la commutation mécanique, de sorte qu'elles ont occupé des place marginales pour actionner des systèmes d'horlogerie (horloge Froment, 1854), des jouets (petits moteurs monophasés, vers 1900-1910), des dispositifs de transmission électrique (synchromachines dans les bateaux de guerre, 1920), des rasoirs Remington ou encore des tourne-disques [22].

Il semblerait que les premières structures à double saillance (MRVDS) qui ont été réalisées et utilisées étaient autopilotées mécaniquement. La figure 1.1 décrit un moteur de type MRV6/4 utilisé dans les bateaux de guerre dans les années 1920 et semblable à celui que nous étudions actuellement (le convertisseur de puissance a remplacé le commutateur mécanique) [22].

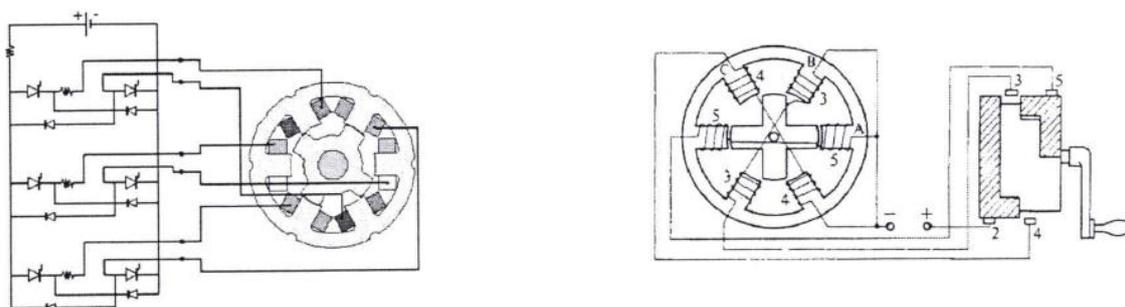


Fig. 1.1 Un des premiers moteurs à réluctance variable à double saillance des années 1920 [23]

Bien que la première version remonte au 19^{ème} siècle [24], les difficultés inhérentes à son contrôle l'ont rendu presque inutilisable dans les applications pratiques mais il n'a cependant jamais complètement disparu. Le principal obstacle à cette époque, étaient les limitations importantes liées souvent à l'électronique de puissance et de commande ainsi que les capteurs de position. Comme les technologies des semi-conducteurs et de contrôle ont récemment évolué pour permettre son utilisation dans la haute performance, l'intérêt pour les

MRV a été relancé en 1969 lorsque Nasar a proposé un moteur à réluctance variable pour des applications à vitesse variable [25].

Avec l'avènement des dispositifs de commutation peu chers et de haute puissance, les moteurs à réluctance variable ont occupé plus de places dans des applications industrielles modernes, aussi bien aux vitesses élevées que lentes, telles que les compresseurs [26] (Fig. 1.2), les aspirateurs, les pompes de carburant [27], les machines à laver, les ventilateurs, les centrifugeuses, les robots culinaires, les volants d'inertie [28], dans des environnements extrêmes (Fig.1.3) : une MRV 12/8 utilisée pour des applications à haute température (Fig.1.3.a) et une MRV utilisée comme transporteuse de charbon dans la mine de Selby au Royaume-Uni (Fig. 1.3.b). Récemment, il y a eu des applications pour les véhicules électriques hybrides HEV (Fig.1.4) [29] et d'autres applications industrielles [30].

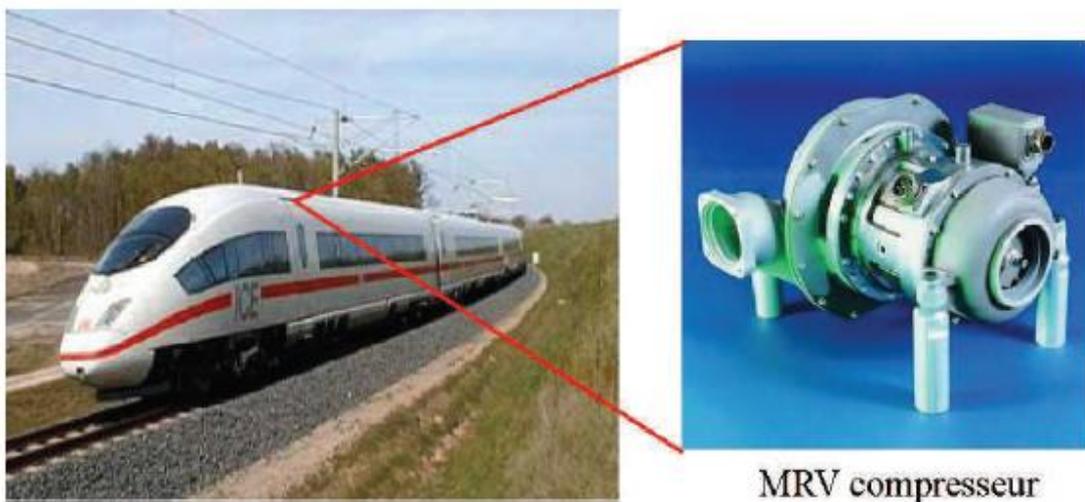


Fig. 1.2 Un train allemand **ICE3** à grande vitesse équipé de MRV pour la climatisation de l'air cyclé [26]

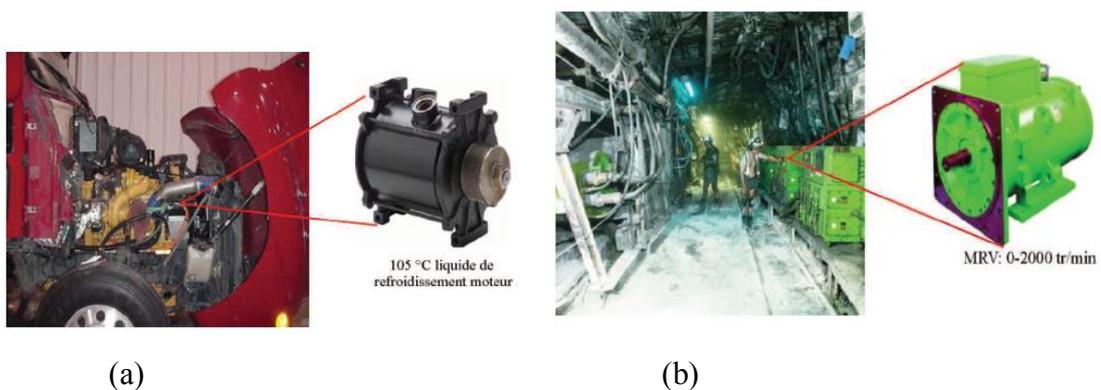


Fig. 1.3 MRV fonctionnant dans des environnements extrêmes [26]

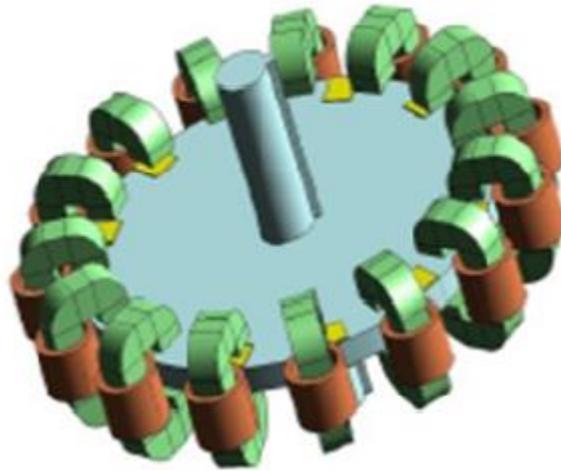


Fig. 1.4 Nouvelle conception de MRV 15/12 pour les HEV [29]

1.2. Différentes structures de MRV

La désignation des machines à réluctance variable dépend généralement de leur topologie mais aussi d'autres critères. Ainsi, la classification des MRV proposée par Krishnan [31] est basée sur le type de mouvement: rotatives ou linéaires (Fig.1.5).

D'après [29, 31], selon l'orientation du champ magnétique dans l'entrefer, les MRV rotatives peuvent être regroupées en deux grandes catégories : (i) les MRV à champ magnétique radial; (ii) les MRV à champ magnétique axial.

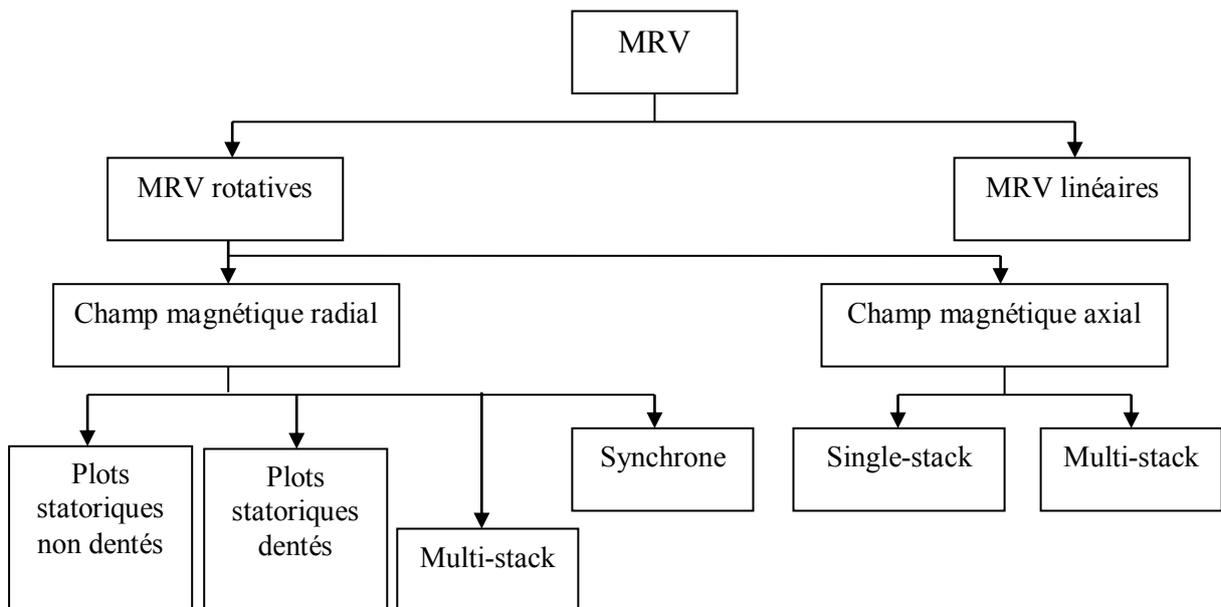


Fig. 1.5 Classification des machines à réluctance variable [31]

La classification proposée par [32] répartit les différentes structures de MRV en trois classes :

- *MRV pures* : les moteurs à réluctance de ce type ne sont pas excités au rotor (absence de bobinage ou d'aimants) et se satisfont de courants unidirectionnels de forme rectangulaire pour alimenter le bobinage statorique ; une autre particularité est qu'ils ne sont pas à champ tournant mais à champ pulsé.
- *MRV hybrides* : par rapport aux précédentes structures, la particularité des MRV hybrides réside dans l'intégration d'aimants permanents afin d'améliorer leurs performances ; l'adjonction d'aimants dans les structures à double saillance permet de compenser un entrefer trop élevé mais on s'éloigne des structures à réluctance pure.
- *MRV Vernier* : certaines machines Vernier ont des structures identiques aux MRV pures sauf qu'elles sont alimentées en courant alternatif sinusoïdal et non en créneaux ; on distingue les machines dites « Vernier à grand nombre de dents » et les machines « Vernier à grosses dents ».

La classification proposée par [2, 33,34] répartit les machines à réluctance variable, de part leur construction (nature de l'entrefer) et le type d'alimentation ou d'excitation en deux groupes, à savoir: les MRV à doubles dentures, excitées ou non, et les MRV à simple denture, excitées ou non.

1.2.1. Les machines à simple denture

- ❖ **A stator lisse**: ce sont des machines à pôles lisses au stator $N_s=0$ (l'effet de la denture statorique est alors négligeable) et à pôles saillants au rotor.

Les MRV à stator lisse peuvent se décomposer en deux classes :

- ◆ les MRV dotées d'un seul bobinage logé au stator, appelées MRV non excitées (Fig.1.7); ces machines fonctionnent par interaction du champ créé par l'alimentation et avec une géométrie d'entrefer variable [2, 33,34].

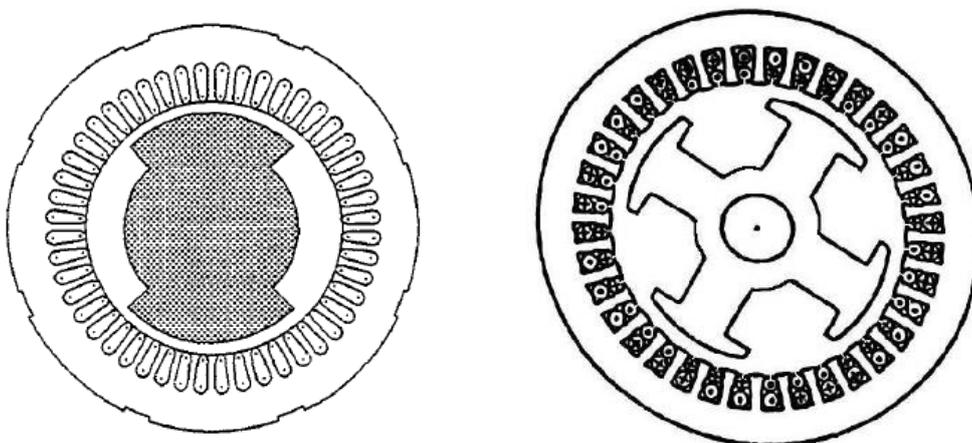


Fig. 1.6 MRV à stator lisse non excitée [33,2]

- ◆ les MRV munies d'un circuit d'excitation qui peut être parcouru par un courant alternatif, un courant continu ou bien par un aimant permanent ; ce circuit d'excitation peut être situé au stator avec le bobinage de l'induit (Fig.1.7) ou bien logé seul au rotor (Fig.1.8). Ces machines appelées MRV excitées, fonctionnant par interaction de deux champs ou plus et avec une géométrie d'entrefer variable [2, 33,34].

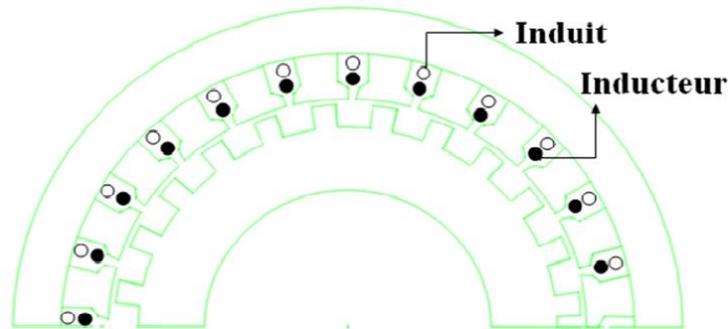


Fig. 1.7 MRV à stator lisse excitée au stator [34]

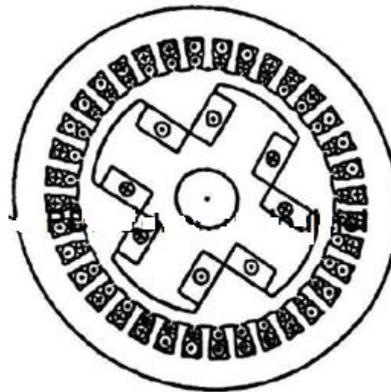


Fig. 1.8 MRV à stator lisse excitée au rotor [2]

- ❖ **A rotor lisse :** ce type de structure (Fig.1.9 et Fig.1.10) est caractérisé par un système d'excitation alternatif, continu ou bien par des aimants permanents au rotor [34].

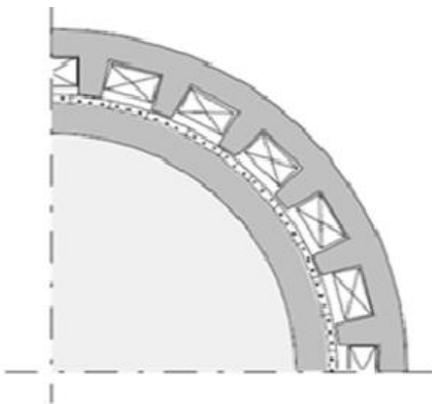


Fig. 1.9 MRV à rotor lisse excitée par des aimants [34]

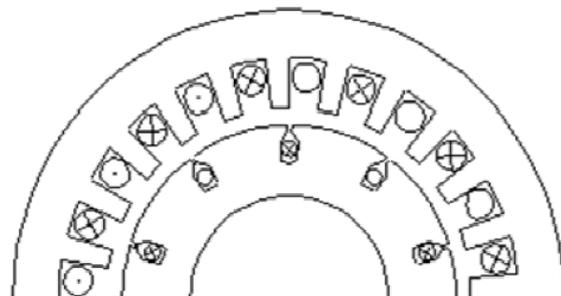


Fig. 1.10 MRV Vernier à rotor lisse excitée par un bobinage au rotor [34]

1.2.2. Les machines à double denture

Ce sont des machines dont la double denture signifie que les armatures rotorique et statorique sont dentées. Ces structures possèdent un enroulement d'induit logé au stator. Comme précédemment, cette famille de structures diffère suivant que ces machines sont excitées ou pas. L'excitation peut être réalisée par l'emplacement d'un éventuel circuit d'excitation avec le bobinage de l'induit au stator alimenté en alternatif, en continu ou tout simplement par des aimants permanents ou bien logé seul au rotor.

- ❖ **MRV non excités:** ce sont des machines dont le rotor est passif, ne comporte ni conducteur électrique ni aimant, ce qui lui confère une extrême simplicité d'où un faible coût et une bonne robustesse ; dans ces structures, le bobinage de l'induit est logé au stator.

On distingue deux types de machines :

- ◆ Les machines à plots non-dentés : ou à denture répartie (MRV à *grosses dents*) ou encore MRV à double saillance. Dans une MRV de ce type, chaque pôle constitue lui-même la dent. Le stator comporte N_s dents et le rotor N_r dents. Il existe une multitude de configurations de ce type de machines avec différentes combinaisons des nombres de dents statoriques et rotoriques ainsi que différents nombres de phases. Habituellement, une appellation pratique permet de retrouver facilement le nombre de dents statoriques et rotoriques. Les configurations les plus étudiées dans la littérature sont représentées Fig.1.11.

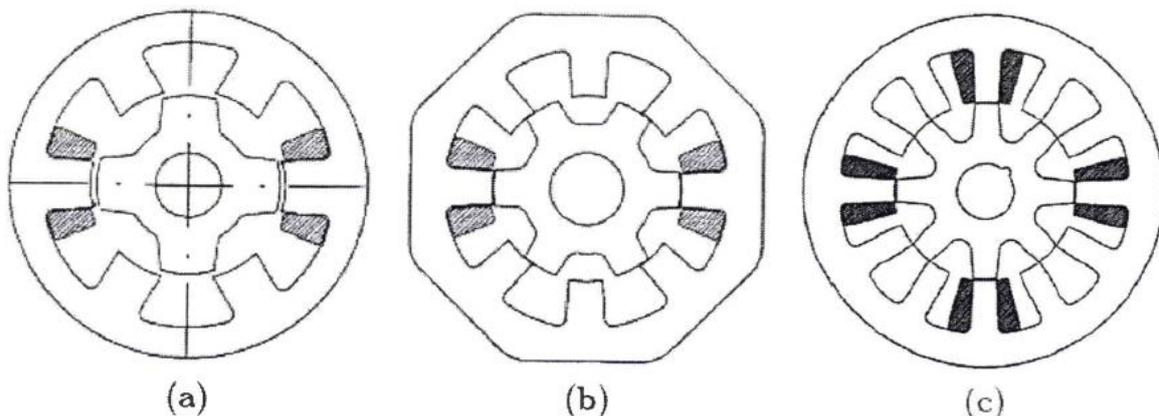


Fig. 1.11 Les machines à réluctance variable les plus utilisées dans les applications industrielles : (a) MRV6/4, (b) MRV8/6, (c) MRV12/8 [23].

- ◆ Les machines à plots dentés : (ou à petites dents) où chaque pôle statorique se termine par plusieurs petites dents (Fig. 1.12). Ces machines semblent particulièrement adaptées à la réalisation d'entraînements directs à basse vitesse grâce à leur capacité à délivrer un fort couple massique avec des fréquences d'alimentations assez élevées [24].

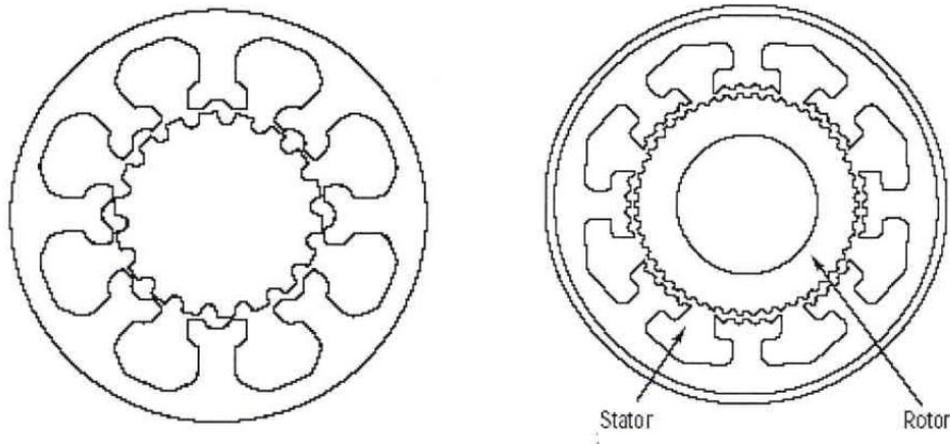


Fig. 1.12 MRV dentées à plots [35]

- ❖ MRV excitées: ces MRV intègrent un deuxième circuit d'excitation (alimenté par des courants continus ou alternatifs) ou bien des aimants permanents, au rotor ou au stator, pour améliorer le facteur de puissance [2,33,34]. Suivant la localisation de l'excitation, au rotor ou au stator, cette catégorie de structures se divise en deux parties.
- ◆ Excitation au rotor

Sur les figures (1.13) et (1.14), nous montrons deux machines à aimants à double saillance dérivées des MRVDS: l'une met en œuvre des aimants placés au rotor [36], le second est une MRV Vernier excitée par des aimants permanents rotoriques disposés en position tangentielle [34].

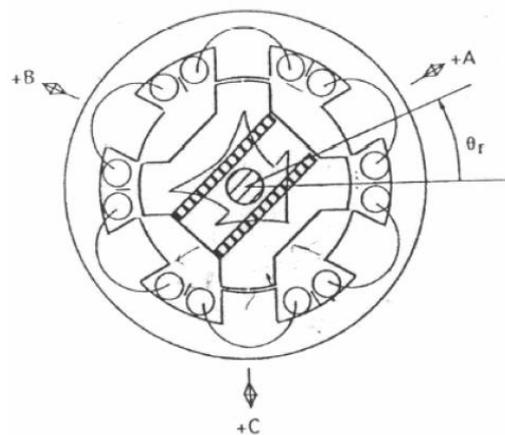


Fig. 1.13 MRV excitée au rotor par des aimants [36]

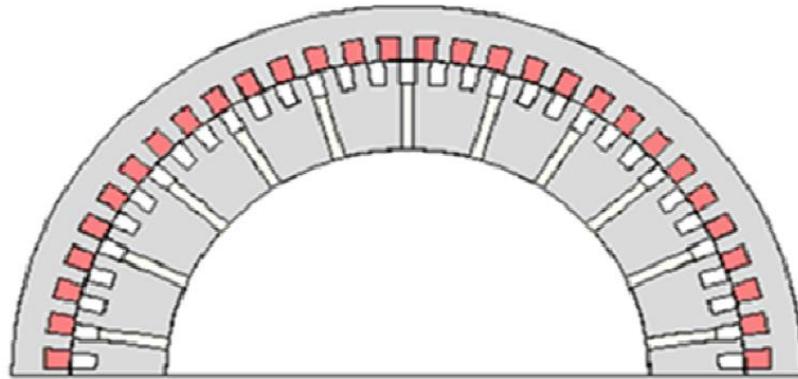


Fig. 1.14 MRV Vernier à double denture excitée par des aimants permanents au rotor avec disposition tangentielle des aimants [34]

◆ **Excitation au stator**

Plusieurs structures de MRVDS excitées au stator ont été conçues. La Fig. 1.15 conserve le rotor passif de la MRV pure et utilise des aimants placés au stator [37] ; on obtient alors une machine à double saillance et aimants permanents statoriques (DSPMM) dite « MRV polarisée ». Dans le cas d’une excitation par des aimants au stator, on trouve aussi le cas d’une machine excitée par des aimants statoriques en position tangentielle [33]. La Fig.1.16 représente une MRV à double denture excitée par un bobinage au stator [34].

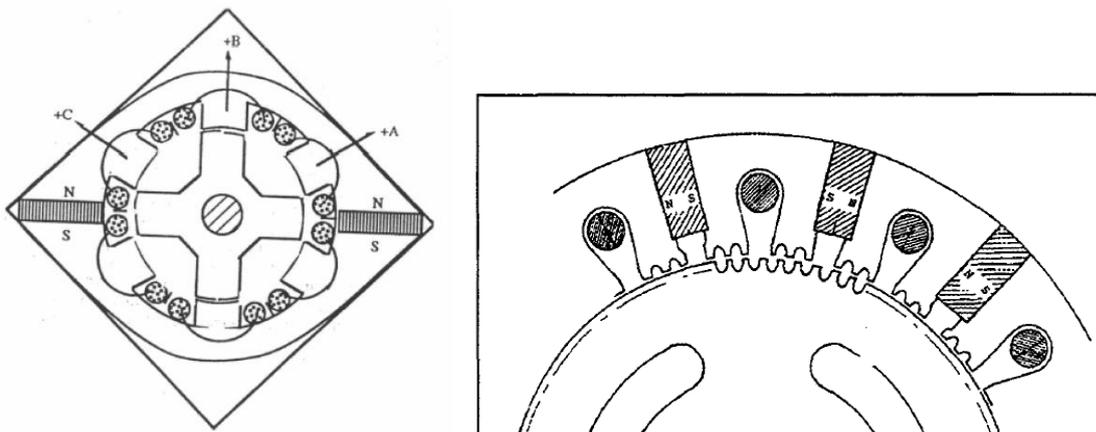


Fig. 1.15 MRV excitée par des aimants statoriques [37] [33]

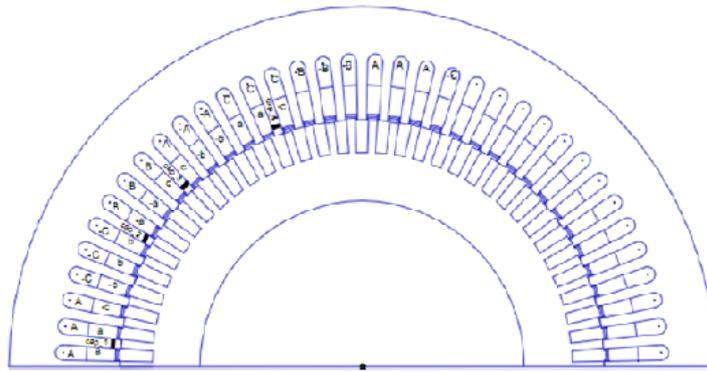


Fig. 1.16 MRV à double denture excitée par un bobinage au stator [34]

1.3. Principe de fonctionnement et génération de couple

Le moteur à réluctance variable fonctionne essentiellement sur les mêmes principes électromagnétiques d'une structure monophasée élémentaire identique à celle d'un électroaimant. Ce principe (existence d'efforts électromagnétiques selon principe de *flux max* ou *réluctance min*) est identique quel que soit le type de machine à réluctance variable étudié, si les couplages magnétiques entre phases sont négligeables [35].

Nous allons expliquer le fonctionnement d'un moteur à RV de type 6/4 représenté Fig. 1.17.

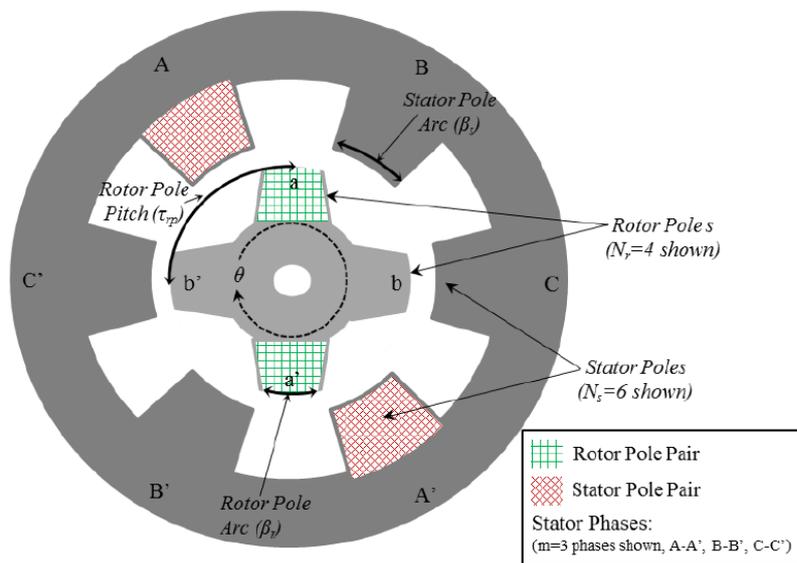


Fig. 1.17 Section transversale d'une MRV6/4 [39]

Son principe de fonctionnement, similaire à celui des moteurs pas-à-pas, est connu depuis longtemps [22, 35, 38-41] : selon la Fig.1.18.i, l'alimentation de la phase (C-C') crée un flux électro-magnétique entre les pôles statoriques (C-C') et les pôles rotoriques (b-b'). Les dents rotoriques vont se positionner de sorte à minimiser la réluctance du trajet du flux et

à maximiser l'inductance de la phase alimentée selon la règle du *'flux maximum'*, créant ainsi un couple qui permet d'aligner les pôles saillants du rotor et du stator (*aligned position*) selon Fig.1.18.ii ; mais un autre ensemble de pôles reste hors alignement (*unaligned position*) correspondant à la valeur minimale de l'inductance. En coupant l'alimentation de cette phase, et en alimentant la deuxième phase, le rotor tourne encore comme indiqué Fig.1.18.iii. Ainsi, en excitant successivement les trois phases statoriques (A-A', C-C' et B-B') comme illustré à la Fig. 1.18, le rotor tournera de façon continue et la MRVDS 6/4 fonctionnera en moteur.

Le moteur de la Fig. 1.17 nécessite douze commutations par tour (*per strokes "S"*) de 30 degrés pour terminer une rotation complète ($S=qNr$). Le pôle rotorique répète sa position après une période de $2\pi/N_r = 90\text{deg}$. Pendant cette période, le pôle rotorique passe $N_s/2$ pôles statoriques. Le tableau 1.1 présente les étapes pour une rotation horaire complète.

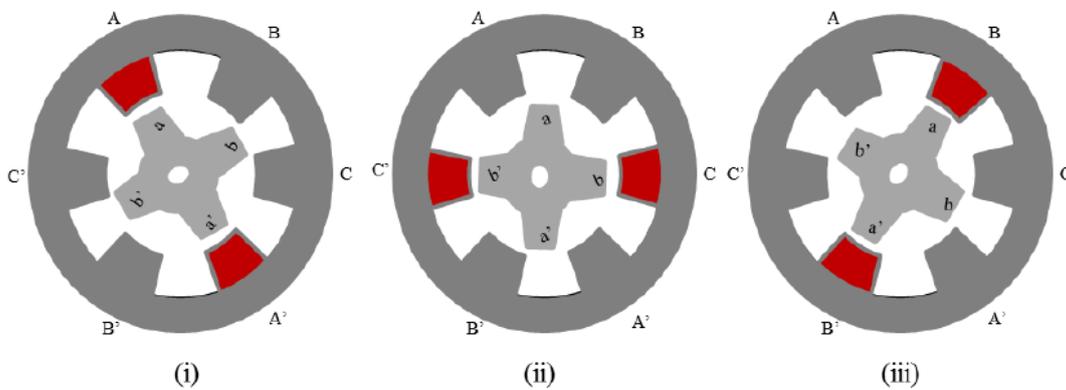


Fig. 1.18 Séquences de fonctionnement d'un MRV 6/4 (rotation dans le sens horaire)

Séquences d'excitation d'un Moteur à Reluctance Variable 6/4			
	Phase d'excitation du Stator	Pôle Rotorique Active	Déplacement Angulaire Rotorique
1	A-A'	a-a'	0 deg
2	C-C'	b-b'	30 deg
3	B-B'	a-a'	60 deg
4	A-A'	b-b'	90 deg
5	C-C'	a-a'	120 deg
6	B-B'	b-b'	150 deg
7	A-A'	a-a'	180 deg
8	C-C'	b-b'	210 deg
9	B-B'	a-a'	240 deg
10	A-A'	b-b'	270 deg
11	C-C'	a-a'	300 deg
12	B-B'	b-b'	330 deg
1	A-A'	a-a'	0 deg

Tab. 1.1: Séquences des phases d'excitation d'un MRV 6/4 durant une période

Dans le plan flux(λ)-courant(i), l'aire comprise entre les deux positions extrêmes des dentures stator-rotor, de conjonction (*aligned*) et d'opposition (*unaligned*), représente l'énergie électrique convertie en énergie mécanique par cycle $W'=(W_a-W_u)$ comme schématisé Fig. 1.19.

Le couple électromagnétique déduit de la variation de la coénergie W' par rapport à la position du rotor θ pour un courant d'excitation i donné a pour expression:

$$T_e = \frac{\partial W'}{\partial \theta} \quad (1.1)$$

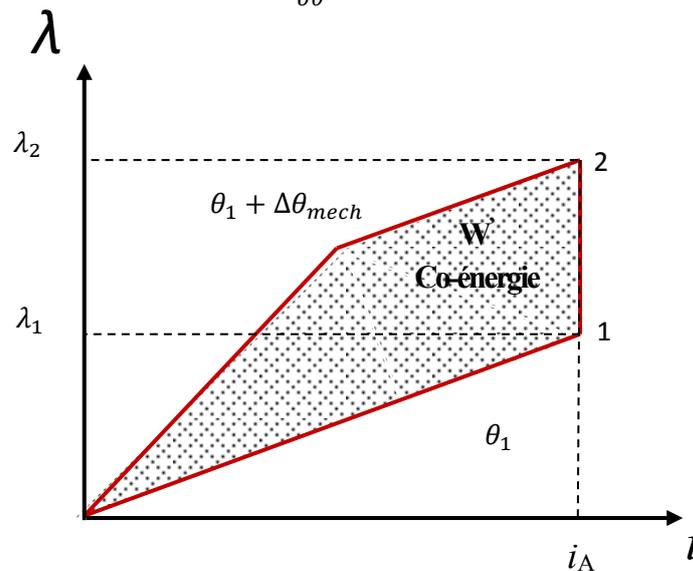


Fig. 1.19 Co-énergie comprise entre les positions d'opposition (1) et de conjonction (2)

Puisque le couple est une fonction non linéaire du courant de phase et de la position du rotor, comme illustré Fig. 1.19, si on néglige le phénomène de saturation magnétique, l'équation (1.1) est réécrite sous la forme de la variation d'inductance par le passage d'une position d'opposition (*unaligned position*) à une position de conjonction (*aligned position*). La figure (1.20) décrit la forme idéalisée de l'inductance liée aux angles de denture rotoriques et statoriques. Ces angles influent sur la forme d'onde d'inductance et donc sur celle de couple.

$$T_e = \frac{1}{2} i^2 \frac{dL}{d\theta} \quad (1.2)$$

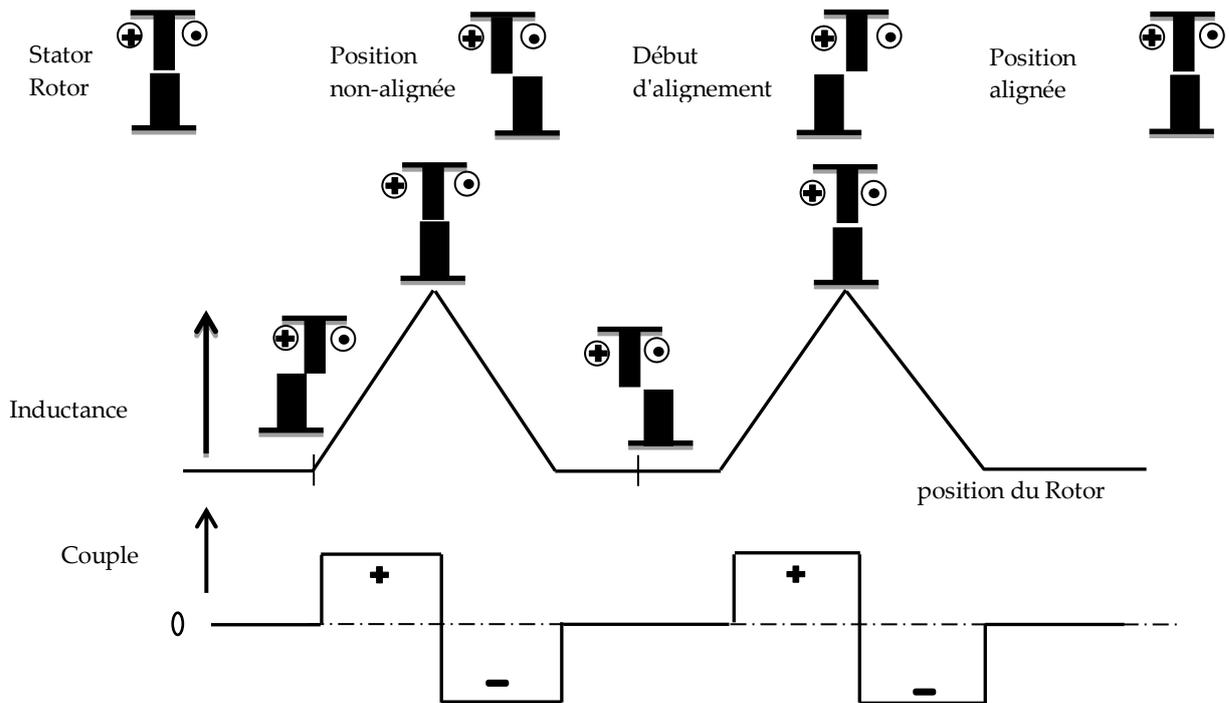


Fig. 1.20 Variation de l'inductance et du couple avec la position du rotor pour un courant de phase constant

angles de rotor	Résultats
$0 - \theta_1$ et $\theta_4 - \theta_5$	Absence de dents rotoriques sous les dents statoriques, l'inductance est constante et égale à sa valeur minimale : aucun couple produit
$\theta_1 - \theta_2$	Progression d'une dent rotorique sous chaque dent statorique, l'inductance croit linéairement avec une pente $\frac{dL}{d\theta}$ constante jusqu'à atteindre la valeur maximale : un couple positif est produit
$\theta_2 - \theta_3$	Les dents rotorique et statorique en recouvrement, gardant l'inductance maximale constante, génération d'un couple nul
$\theta_3 - \theta_4$	Les dents rotorique et statorique commencent à s'écarter progressivement, l'inductance décroît avec une pente constante négative, un couple négatif est produit

Tab. 1.2 Production de couple en fonction des variations d'inductance

1.4 Choix et présentation de la machine étudiée

Après avoir effectué une classification succincte des MRV, nous avons adopté pour notre étude une topologie de MRV-DS 6/4 non excitée. En effet, cette structure est très commentée dans la littérature et suscite un intérêt croissant parmi les machines tournantes les plus simples concernant sa construction. Elle se distingue par une construction à double saillance sur le rotor et le stator à la fois (empilage de tôles au stator comme au rotor). Son stator possède un nombre de dents N_s . Les bobines, entourant les dents diamétralement opposées, sont connectées en série pour constituer une phase (bobinage facile à réaliser).

L'alimentation de chaque phase est en grande partie indépendante des autres phases, ce qui entraîne peu d'inductance mutuelle entre les phases. Cette configuration permet une utilisation économiquement efficace du matériel et des procédés de fabrication simples. Ainsi, la fiabilité est élevée (tolérance aux défauts) [39]. Le rotor possède un nombre de dents N_r . Il ne comporte ni conducteur électrique ni aimant donc sans excitation. Le rotor passif est un avantage clé de la MRV-DS. L'absence des conducteurs ou d'aimants au rotor permet [22, 26, 30, 41, 42]: (i) une grande robustesse et une extrême simplicité ; (ii) un coût de construction et de maintenance faibles ; (iii) l'absence de pertes joules au rotor ; (iv) une réduction des pertes thermiques qui sont principalement localisées dans le stator, facilitant ainsi son refroidissement et sa fabrication ; (v) l'évacuation des calories dues uniquement aux pertes joules des enroulements statoriques se faisant beaucoup mieux que dans les moteurs où le rotor comporte des conducteurs ou des aimants permanents ; (vi) du fait que son rotor n'est ni bobiné ni magnétisé, elle peut atteindre des vitesses élevées dans la gamme 1000–50000 tr/min ; (vii) une meilleure résistance aux contraintes des forces centrifuges en hautes vitesses ; (viii) des possibilités de travail en ambiances extrêmes (hautes et basses températures).

De plus, ce type de machine présente un couple massique, un couple de démarrage et un rendement élevés. Ces machines possèdent cependant quelques inconvénients, notamment une ondulation de couple, des vibrations ainsi que des bruits acoustiques. Il existe des solutions pour y remédier et des travaux importants portent sur ces points.

Les MRV-DS sont identifiés par le nombre de dents statoriques, N_s , le nombre de dents rotorique, N_r , et le nombre de phases, q . Comme spécifié précédemment (§1.2.2), il existe une multitude de configurations possibles de ce type de machines avec différents nombres de combinaisons (N_s/N_r) ainsi que différentes nombres de phases (6/4, 8/6, 10/8, 12/10.....). Alors que plusieurs combinaisons de pôles et de phases sont possibles, le nombre de pôles est choisi typiquement pour fournir un couple au démarrage à partir du repos à une position quelconque et un couple moyen lisse par recouvrement approprié entre le couple produit dans les phases adjacentes [39]. Les couples (N_s/N_r) les plus fréquemment rencontrés sont 6/4 et 8/6.

D'une manière générale, l'augmentation du nombre de phases implique une plus grande fiabilité, une plus grande densité de puissance et moins d'ondulation du couple de la MRV, mais cela augmente le nombre de semi-conducteurs (nombre de connexions) nécessités par l'alimentation du moteur et donc la complexité du convertisseur statique, ce qui augmente le

coût de la machine. D'autre part, en diminuant le nombre de phases, les pertes fer dans les hautes vitesses sont réduites, d'où une augmentation du rendement [40]. D'ordinaire, on se limite à trois ou quatre phases.

Nous avons retenu pour cette étude une structure ayant $N_s=6$ dents au stator, $N_r=4$ dents au rotor et $q=3$ phases (MRV-DS 6/4) similaire à un prototype conçu au LÉSiR [24, 43, 44] dans le but de valider les résultats auxquels nous avons abouti dans notre présente étude. Nous représentons sur la figure (1.21) une photo du stator et du rotor du prototype réalisé. Ses principales caractéristiques sont présentées dans les tableaux (1.3 et 1.4)

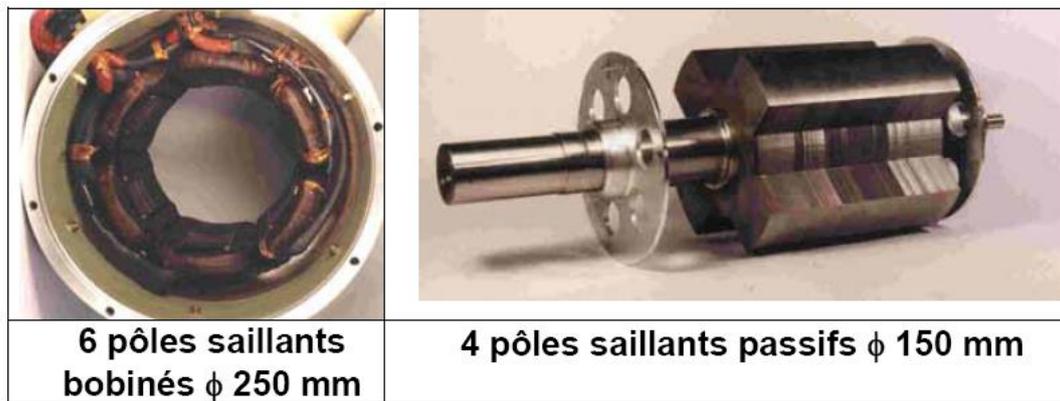


Fig. 1.21 Photos du prototype MRV-DS 6/4 [43]

Intitulé	Notation	Dimensions
Nombre de dent statoriques	N_s	6
Nombre de dent rotoriques	N_r	4
Longueur active	L	150 mm
Diamètre extérieur du stator	Dext	250 mm
Diamètre du rotor	Dr	150 mm
Rayon de l'arbre	Ra	21 mm
Hauteur de dent statorique	hs	25.6 mm
Hauteur de dent rotorique	hr	28 mm
Epaisseur d'entrefer	e	0.8mm
Epaisseur de culasse stator	ec	23.6 mm
Arc polaire du stator	Bs	30°
Arc polaire du rotor	Br	30°

Tab. 1.3 Principales dimensions du prototype [44]

Tension d'alimentation	U=120V
Nombre de spire par phase	ns=23
Diamètre de brin	1.9 mm
Résistance d'enroulement	R=7.8 mΩ
Inductance minimale	L _{min} =0.21 mH
Inductance maximale	L _{max} =2.20 mH

Tab. 1.4 Caractéristiques électriques du prototype

Conclusion

Après avoir effectué une recherche bibliographique relative à notre thématique, nous avons pu recenser et classer les différentes structures de MRV existantes dans la littérature. Cette classification nous a permis de choisir une structure satisfaisant au mieux l'objectif visé, à savoir une MRV-DS 6/4 triphasée non excitée. Ses avantages et ses inconvénients ont été discutés et son principe de fonctionnement expliqué ainsi que les étapes qui gouvernent la production du couple électromagnétique. A la suite de cette étude bibliographique, nous exposerons dans le chapitre suivant les modèles analytiques, numériques et hybrides permettant l'étude des performances du prototype.

Modélisation d'une MRVDS 6/4

Sommaire

Préambule	27
2.1 Modélisation Analytique	28
2.1.1 Expression analytique des courbes de magnétisation.....	29
2.1.2 Caractéristiques magnétiques flux-courant-position.....	31
2.1.3 Caractéristiques couple-courant-position.....	31
2.1.4 Profil du couple total.....	32
2.2 Modélisation Numérique en 2D	33
2.2.1 Equations électromagnétiques et formulations.....	34
a) Equations de maxwell et relations constitutives.....	34
b) Conditions de passage.....	36
c) Conditions aux limites.....	39
2.2.2 Techniques de résolution.....	39
a) Méthode des éléments finis.....	39
b) Etude en magnétostatique.....	40
2.2.3 Forces et couple magnétiques à partir du tenseur de Maxwell.....	41
2.2.4 Mise en œuvre de la méthode des éléments finis sous MATLAB.....	43
2.3 Modélisation Hybride Analytico-Numérique	48
2.3.1. Présentation de la méthode de modélisation.....	48
2.3.2. Modélisation de l'inductance.....	49
2.3.3. Modélisation du couple moyen.....	56
2.3.4. Comparaison des résultats et validation.....	57
Conclusion	58

Préambule

Pour pouvoir prédéterminer les performances d'une machine électrique, notamment d'une Machine à Réductance Variable (MRV), il est nécessaire d'établir un *modèle* qui puisse simuler avec une assez bonne précision le fonctionnement envisagé. En conséquence, ce chapitre 2 sera consacré au choix d'un modèle pour l'étude des performances de la structure de MRV 6/4 à double saillance définie au chapitre 1. Le modèle choisi conditionnera la procédure de conception par optimisation qui sera développée aux chapitres 3 et 4.

La modélisation des machines à reluctance variable est largement étudiée dans la littérature. Ces modèles peuvent être analytiques, numériques ou hybrides (analytico-numériques) : (i) l'approche *analytique* consiste à effectuer une modélisation basée sur des données de la géométrie et des propriétés des matériaux (type circuit magnétique équivalent, CME, utilisant un réseau de perméances) ; (ii) l'approche *numérique* est basée sur un calcul de champs, souvent par la méthode des éléments finis, MEF ; (iii) l'approche *hybride* couple la méthode numérique par éléments finis avec le modèle analytique.

Ces différentes approches analytiques (globales) et numériques (locales), chacune avec ses avantages et ses inconvénients, ont fait l'objet de nombreux travaux [45, 46]. Les méthodes numériques ont l'avantage d'une grande précision mais au détriment d'un temps de calcul prohibitif, s'agissant de problèmes fortement non linéaires ou de processus d'optimisation comme dans notre cas. Par contre, les modèles analytiques n'ont pas la même précision mais ont l'avantage de la rapidité et de la modularité ce qui serait un atout dans un processus de conception par optimisation. L'objectif visé dans cette thèse étant de disposer d'un outil de modélisation relativement performant tout en bénéficiant d'une simplicité et d'une rapidité d'exécution des simulations, on a dès lors opté pour une approche hybride, MEF-CME.

Les travaux réalisés dans ce sens ont été valorisés par deux articles :

- 1) **S. Mouellef**, A. Bentounsi and H. Benalla, "A New Analytical Model of Variable Reluctance Machine Coupled to GA for an Optimal Design", *IEEE World Conference Computer and Information Technology (WCCIT)*, 22-24 June 2013, Sousse, Tunisia.
http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6618747
- 2) **S. Mouellef**, A. Bentounsi, A. Lebsir, and H. Benalla, "2D Finite Element Modeling of Switched Reluctance Motor", *17th International Symposium on Electromagnetic Fields (ISEF'2015)*, 10-12 September 2015, Valencia, Spain.

2.1 Modélisation Analytique

Les performances des MRV dépendent fortement de leur conception et de leur commande. Par ailleurs, le choix du modèle mathématique adopté influera sur le calcul de ces performances. Plusieurs travaux traitant des modèles mathématiques de MRV ont été publiés ces dernières années. Certains d'entre eux, comme [47-60] ont introduit et discuté des modèles analytiques non linéaires de MRV basés sur des données de la géométrie. Le principal facteur pour tous les modèles de MRV est constitué par le flux (*linkage flux*) ou l'inductance, en fonction du courant et de la position, qui sont la base du calcul du couple. De nombreux auteurs ont abordé le problème de calcul du flux pour une seule phase de la MRV. Radun [53], [54] a développé un modèle analytique non linéaire de MRV pour les deux positions extrêmes des dentures stator-rotor, de conjonction (*aligned*) et d'opposition (*unaligned*), basé sur les lois de calcul de champs magnétiques et les données de la géométrie du moteur. Hossain et Husain [55] ont proposé un modèle analytique basé sur la géométrie et sa relation inverse pour répondre aux diverses exigences de conception du contrôleur en temps réel. Dans ce modèle, le flux est sélectionné directement en tant que variable du modèle au lieu de le traiter comme un produit non-linéaire d'inductance et de courant [61-65]. Un nouveau modèle inversible flux-courant de MRV généralisée proposé dans [57] suggère que la position de dépendance du flux peut être approximée par une représentation selon des séries de Fourier. Cette méthode est plus fréquemment utilisée dans [61, 66-68]. La saturation magnétique est prise en compte en introduisant des coefficients correcteurs dans la série de Fourier, dépendant du courant de phase. Les coefficients sont déterminés en fonction de la géométrie de la machine à partir du flux aux positions de conjonction et d'opposition. Ces modèles sont plus simples que la plupart des autres méthodes, mais ils ont encore besoin de nombreuses données pour l'ajustement de la courbe de magnétisation [61]. Une simple approche proposée par Roux et Morcos [69, 70] basée sur une interpolation par morceaux (Piecewise interpolation method) et développée par Miller et al [71] utilise seulement trois segments pour déterminer le flux (deux lignes droites et une parabole horizontale) avec des séries de Fourier pour construire l'ensemble du modèle. Cette méthode [71] donne le couple électromagnétique en utilisant les deux caractéristiques magnétiques relatives aux deux positions extrêmes des pôles stator et rotor, resp. de conjonction (*aligned*) et d'opposition (*unaligned*). Cependant, la détermination de ces deux caractéristiques a une grande incidence sur la fiabilité et la précision de la méthode.

Dans ce travail, on a d'abord introduit un modèle développé par Radun [53,54] et légèrement amélioré par Husain [55] pour déterminer l'expression analytique des courbes de magnétisation extrêmes, correspondant aux positions de conjonction et d'opposition. Pour déterminer et tracer le flux dans une région intermédiaire, on a utilisé une fonction non linéaire dépendante de la position proposée par [56]. Donc, dans ce travail, nous présentons une nouvelle représentation analytique du flux d'une MRV en fonction du courant et de la position du rotor qui est dérivée de la géométrie et tient compte de la non linéarité due à la double saillance de la construction de la machine et à la saturation magnétique. Le modèle analytique pour le flux par phase est également employé pour obtenir une expression analytique de la co-énergie pour la MRV. La dérivée de la co-énergie par rapport à la position du rotor pour un courant fixé donnera une expression analytique du couple par phase.

La validité de ce modèle a été vérifiée par les résultats d'une analyse par éléments finis réalisée à l'aide du logiciel Flux-2D pour la détermination des caractéristiques flux-courant-position et couple-courant-position de la MRV étudiée.

2.1.1 Expression analytique des courbes de magnétisations

Pour développer le modèle simplifié proposé pour la géométrie, le flux à la position de conjonction et à la position d'opposition sont déterminés d'abord.

Le flux à la position de conjonction est une fonction non linéaire du courant de stator et peut être exprimé à partir du modèle développé dans [53, 55, 57, 58] par :

$$\lambda_a = \lambda_m \left(a_m i + b_m - \sqrt{b_m^2 + c_m i + i^2} \right) \quad (2.1)$$

Avec :

$$\lambda_m = (n_{ser}/n_{par}) \mu_0 (N^2/2) l_{stk} s_{tf} (R_g/g) \beta_r \quad (2.2)$$

$$a_m = 1 + \frac{2g}{l_p} \quad (2.3)$$

$$b_m = \frac{n_{par} B_{sat}}{\mu N} [l_p + (\mu_r + 1)g] \quad (2.4)$$

$$c_m = \frac{2n_{par} B_{sat}}{\mu N} [l_p - (\mu_r - 1)g] \quad (2.5)$$

Où : N est le nombre de spires par phase, n_{ser} est le nombre de trajets en série, n_{par} est le nombre de trajets en parallèle, l_{stk} est la longueur active, s_{tf} est le facteur de foisonnement ou d'empilement des tôles, R_g est le rayon rotorique à l'extrémité du pôle, g est l'épaisseur d'entrefer, l_p est la hauteur total des dents statoriques et rotoriques, β_r est l'ouverture dentaire rotorique, B_{sat} est l'induction de saturation.

Le flux à la position d'opposition est représenté comme une ligne droite dont la pente est égale à l'inductance minimale L_u :

$$\lambda_u = L_u \cdot i \quad (2.6)$$

Où : L_u peut également être trouvé via la géométrie de la machine comme décrit dans [54, 59]

$$L_u = 8\mu_0 N^2 l_{stk} l \sum_{n \text{ odd}} \frac{\frac{\sin\left[\frac{n\pi l_1}{l}\right]}{l_1} + \frac{\sin\left[\frac{n\pi l_2}{l}\right]}{l_2}}{(\pi \cdot n)^2 \tanh\left[\frac{n\pi h_r}{l}\right]} \quad (2.7)$$

Les courbes de magnétisations extrêmes, correspondant aux positions de conjonction et d'opposition de rotor, approchées par les fonctions analytiques précédentes sont représentées sur la figure (2.1).

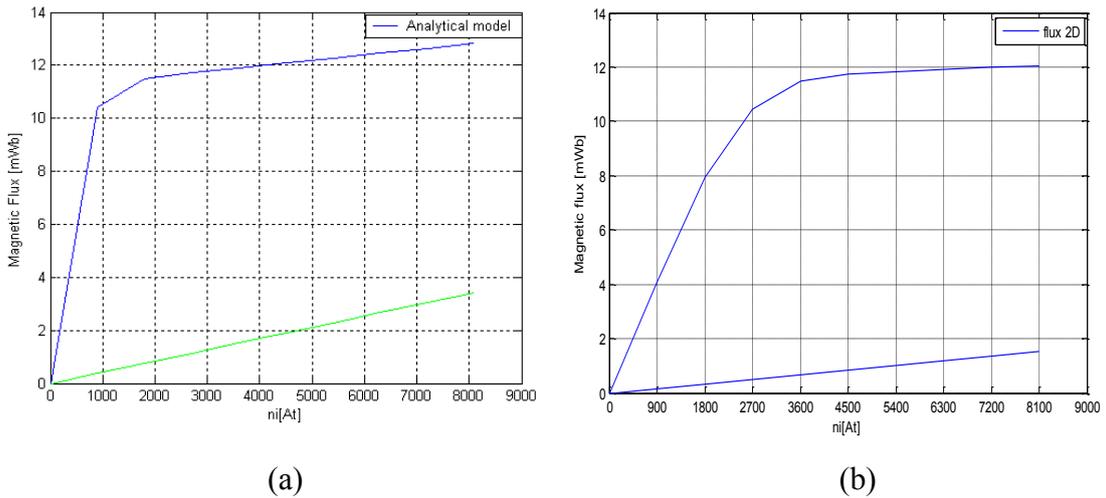


Fig. 2.1 Courbes flux-courant extrêmes : (a) model analytique ; (b) numérique sous Flux-2D

2.1.2 Caractéristique magnétiques flux-courant-position $\lambda(i, \theta)$

La fonction flux selon le courant de phase, i , et la position, θ , du rotor est décrite comme :

$$\lambda(i, \theta) = \lambda_u + (\lambda_a - \lambda_u) \cdot f(\theta) \quad (2.8)$$

Où : λ_a , λ_u sont le flux à la position de conjonction et d'opposition et sont seulement dépendant du courant i , $f(\theta)$ est une fonction angulaire dépendant seulement de la position du rotor.

Les courbes de magnétisations intermédiaires (Fig.2.2.a) correspondant à des positions du rotor entre la position de conjonction et d'opposition peuvent être déduites des deux courbes extrêmes en employant la fonction non linéaire $f(\theta)$ [56]. Cette fonction peut être écrite pour un cas général ainsi :

$$f(\theta) = \left(2N_r^3 / \pi^3\right) \theta^3 - \left(3N_r^2 / \pi^2\right) \theta^2 + 1 \quad (2.9)$$

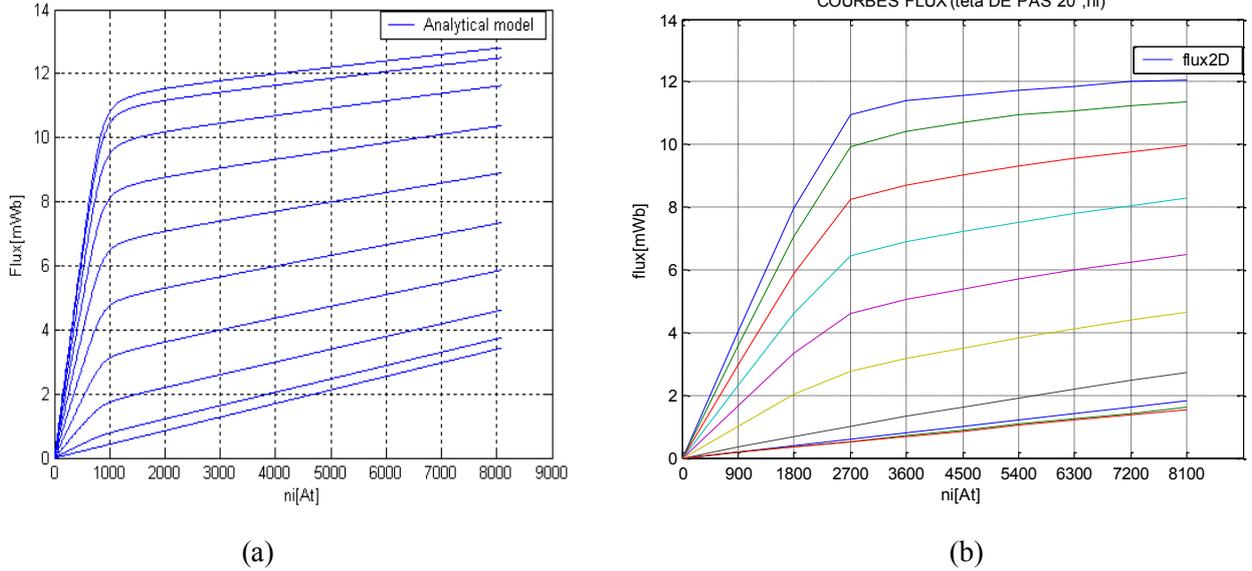


Fig. 2.2 Caractéristiques flux-courant-position. (a) analytique ; (b) numérique sous Flux-2D

2.1.3 Caractéristiques couple-courant-position

En raison de la non-linéarité des courbes de magnétisation, le couple développé est une fonction non-linéaire du courant du stator et de la position du rotor. Le couple électromagnétique développé par une phase de la MRV (Fig.2.3) peut être déduite de la co-énergie de la machine comme suit:

$$T_e(i, \theta) = \frac{\partial}{\partial \theta} W'(i, \theta) \quad (2.10)$$

Où W' est calculée ainsi :

$$W'(i, \theta) = \int \lambda(i, \theta) di \quad (2.11)$$

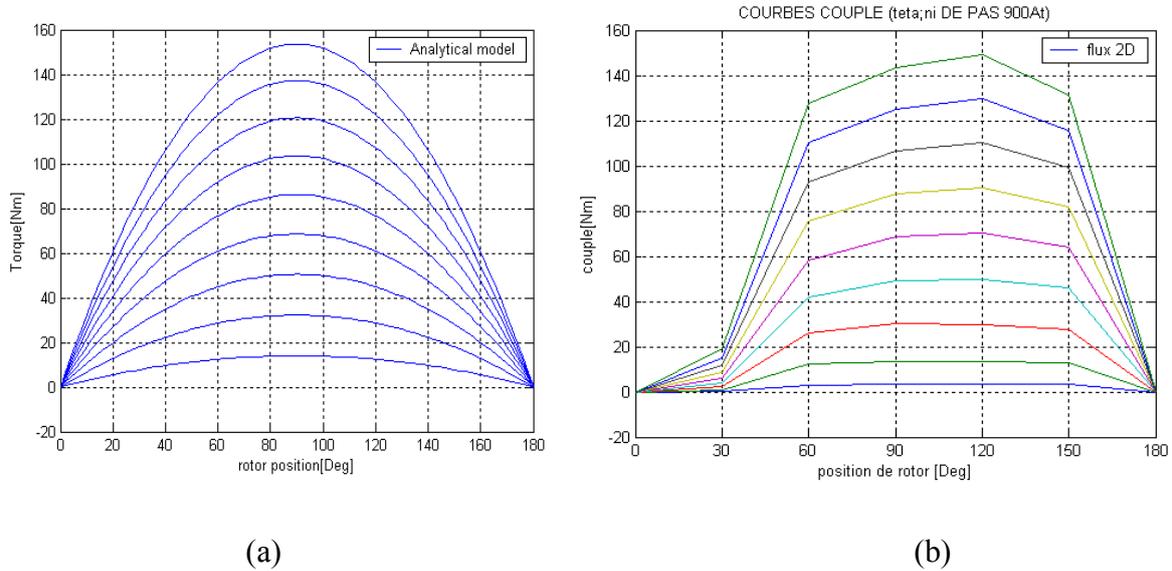


Fig. 2.3 Caractéristiques couple-courant-position. (a) analytique ; (b) numérique sous Flux-2D

2.1.4 Profil du couple total

Le couple électromagnétique des MRV est égal à la somme des différents couples développés par chaque phase, les profils des couples de toutes les phases étant identiques mais simplement déphasés. De ce qui précède, nous avons obtenu le profil du couple par une phase de la MRV. Chaque phase étant recouverte avec la phase précédente ou suivante de la MRV, les deux profils consécutifs de couples monophasés se chevauchent (*overlapping*). Puis en additionnant les profils des couples de toutes les phases, le profil du couple résultant sera déterminé. Le degré de chevauchement dépend du nombre de pôles rotoriques N_r et du nombre de pôles statoriques N_s . Le pôle rotorique répète sa position après une période de $2\pi/N_r$. Pendant cette période, le pôle rotorique passe $N_s/2$ pôles statoriques. Par conséquent, le profil du couple par phase se chevauchera (*overlapped*) chaque P_{torque} selon (Fig.2.4).

$$P_{torque} = \frac{2\pi/N_r}{N_s/2} = \frac{4\pi}{N_s N_r} \quad (2.12)$$

L'ondulation de couple est définie comme la différence entre le maximum et le minimum de couple électromagnétique instantané exprimés en pourcentage du couple moyen selon :

$$Torque \text{ Ripple} \% = \frac{T_{\max} - T_{\min}}{T_{av}} * 100 \% \quad (2.13)$$

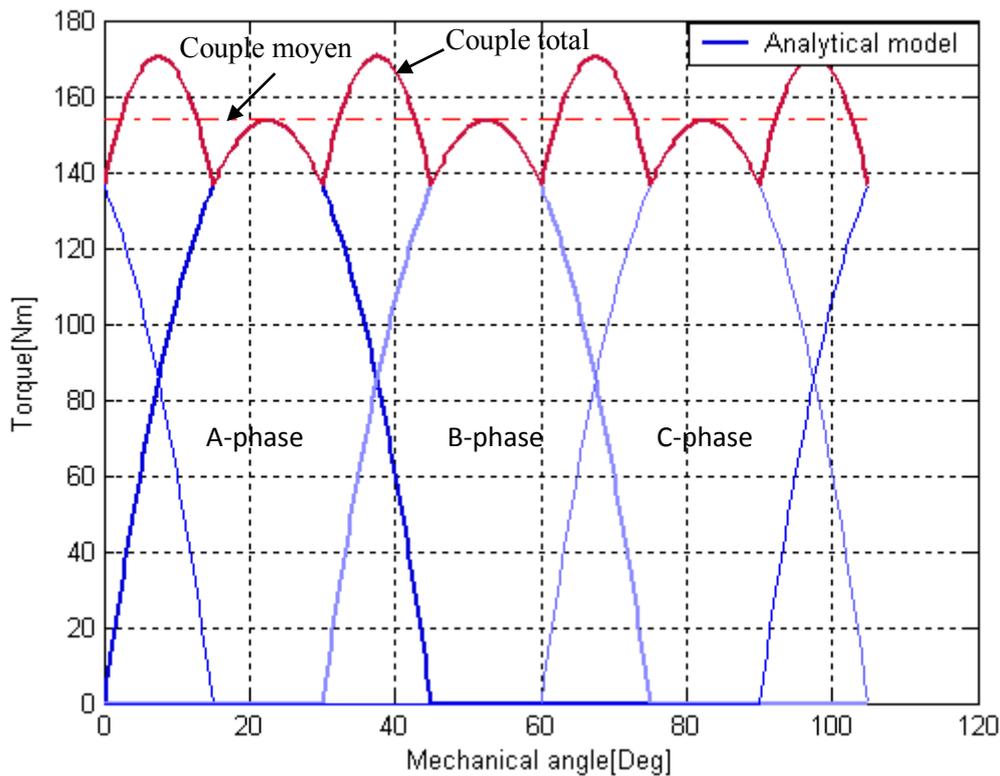


Fig. 2.4 Ondulation du couple pour le model initial

2.2 Modélisation Numérique en 2D

Comme les hypothèses du modèle simplifié sont souvent mises en défaut, car la géométrie est complexe et le matériau se sature pour des valeurs importantes du courant, pour étudier le fonctionnement de la machine d'une manière plus précise, nous allons dans ce deuxième chapitre décrire et appliquer une approche numérique basée sur la méthode des éléments finis 2D. Cette méthode a été utilisée dans l'application des performances statiques de la MRV depuis 1980 et elle est largement utilisée dans la conception et l'analyse de performance régulière de MRV [72-81]. Arumugam [75] a utilisé un modèle d'éléments finis pour l'analyse en 2D du champ magnétique des MRV pour prédire la performance du moteur à l'état stationnaire avec précision. D'autres auteurs ont également contribué dans le même domaine [72-74,77]. Stephenson et Corda [73] ont rapporté une méthode efficace pour prédire la performance d'un moteur à réluctance à double saillant en calculant directement la Co-énergie à différentes positions de rotor pour une excitation donnée. Une estimation analytique de la perméance pour la position de conjonction et d'opposition à partir de la géométrie du moteur a été rapporté par Corda et Stephenson [77] pour le moteur à double saillant. [81] appliqué la

méthode de travaux virtuel et la méthode de tenseur de Maxwell aux solutions de champ issus de la méthode des éléments finis pour prédire les caractéristiques de couple statiques d'une MRV. Ces dernières années, divers modèles pour l'analyse du champ magnétique en utilisant la méthode des éléments finis (FEM) ont été proposés par des chercheurs pour étudier les performances des machines à réluctance variable. [82] et [83] ont présenté un modèle non-linéaire d'éléments finis d'une machine à réluctance variable 8/6 sous excitation monophasé et dans le cas statique. [84, 85 et 86] ils ont adopté la méthode des éléments finis pour calculer les paramètres électromagnétiques d'un moteur à reluctance variable 6/4. D'autre part quand ils ont identifié le comportement dynamique du MRV, ils se sont basés uniquement sur les caractéristiques statiques.

Les méthodes mathématiques pour le calcul des forces et/ou le couple basé sur l'analyse par éléments finis de champ électromagnétique ont été développées dans la littérature [74,81, 87]. On pourra les regrouper en deux catégories: les méthodes fondées sur le principe énergétique (travaux virtuels) et les méthodes basées sur le calcul du tenseur de Maxwell. Dans la suite de ce travail, nous avons adopté la méthode du tenseur de Maxwell pour des raisons de précision et de simplicité de mise en œuvre sous environnement MATLAB.

Par ailleurs, son implémentation exclusivement sous MATLAB offre l'avantage de pouvoir l'utiliser avec d'autres modules en vue d'élaborer des algorithmes d'optimisation.

2.2.1 Equations électromagnétiques et formulations [88]

L'étude de tout dispositif, dans lequel des phénomènes électromagnétiques ont lieu, nécessite la connaissance de lois pour la modélisation (équations de Maxwell) ainsi que quelques notions nécessaires à la modélisation des phénomènes magnétiques en jeu dans notre problème. Ce problème doit vérifier, en outre, des conditions de passage entre les différents milieux et des conditions aux limites que nous allons examiner.

a) Equations de Maxwell et relations constitutives

Tous les phénomènes électromagnétiques peuvent être expliqués ou modélisés en faisant appel à certaines lois dites équations de Maxwell, appelées aussi équations générales de l'électromagnétisme. Ainsi, tout système électromagnétique peut être exprimé et modélisé par les quatre équations de Maxwell (2.14) [89-91]:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \overrightarrow{\text{rot}}(\vec{H}) = \vec{J} + \frac{\partial \vec{D}}{\partial t} & \text{Loi de Maxwell - Ampère} \\ \overrightarrow{\text{rot}}\vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} & \text{Loi de Maxwell - Faraday} \\ \text{div}\vec{B} = 0 & \text{Loi de conservation du flux magnétique} \\ \text{div}\vec{D} = \rho & \text{Loi de Maxwell - Gauss} \end{array} \right. \quad (2.14)$$

Où les grandeurs spatio-temporelles :

\vec{E} : champ électrique (V/m)

\vec{B} : densité de flux magnétique ou induction (Wb/m²) ou (T)

\vec{H} : champ magnétique (A/m)

\vec{J} : densité de courant (A/m²)

\vec{D} : induction électrique (C/m²)

ρ : densité volumique de charge électrique (C/m³)

Les équations de Maxwell ne sont pas suffisantes si les relations constitutives concernant le milieu ne sont pas connues. Pour un milieu parfait (linéaire, isotrope et homogène), on a :

$$\vec{D} = \varepsilon \vec{E} \quad (2.15)$$

$$\vec{B} = \mu \vec{H} \quad (2.16)$$

$$\vec{J} = \sigma \vec{E} \quad (2.17)$$

Où ε , μ et σ sont des constantes (dans ce cas particulier seulement) qui représentent successivement la permittivité électrique (F/m), la perméabilité magnétique (H/m) et la conductivité électrique (S/m).

Par contre, dans un milieu quelconque, on a les relations suivantes :

$$\vec{D} = \varepsilon_0 \vec{E} + \vec{P} \quad (2.18)$$

$$\vec{B} = \mu_0 \vec{H} + \mu_0 \vec{M} \quad (2.19)$$

Où : \vec{P} est la polarisation (qui se trouve généralement dans les diélectriques).

et \vec{M} est la magnétisation (qui se trouve généralement dans les milieux magnétiques).

b) Conditions de passage

Dans le cas général, la MRV est un dispositif qui comporte des milieux différents (le rotor, le stator, les bobines et l'entrefer). Ainsi et avant d'aborder la résolution du problème, il est nécessaire de connaître le comportement des champs électromagnétiques à travers l'interface entre les différents milieux. A la surface de séparation de deux milieux ayant des propriétés physiques différentes notés 1 et 2, on peut trouver des conditions de continuité du type [23] [91]:

- Conservation de la composante normale de l'induction magnétique :

$$(\vec{B}_2 - \vec{B}_1) \cdot \vec{n} = 0 \quad (2.20)$$

- Conservation de la composante tangentielle du champ électrique :

$$(\vec{E}_2 - \vec{E}_1) \wedge \vec{n} = \vec{0} \quad (2.21)$$

- Discontinuité de la composante normale de l'induction électrique due aux charges surfaciques si elles existent :

$$(\vec{D}_2 - \vec{D}_1) \cdot \vec{n} = \rho_s \quad (2.22)$$

- Discontinuité de la composante tangentielle du champ magnétique due aux courants surfaciques s'ils existent :

$$(\vec{H}_2 - \vec{H}_1) \wedge \vec{n} = \vec{k} \quad (2.23)$$

\vec{n} est le vecteur normal à l'interface dirigé du milieu 1 vers le milieu 2, \vec{k} est la densité surfacique de courant libre à l'interface et ρ_s est la densité surfacique de charge libre à l'interface.

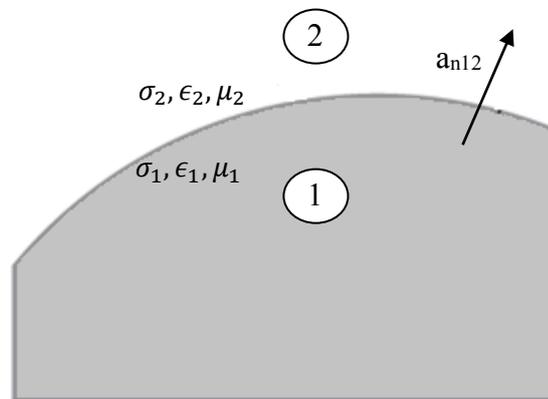


Fig. 2.5 Propriétés d'interface

Pour le cas de la MRV étudiée, le système à résoudre par la méthode des éléments finis est:

$$\left. \begin{array}{l} \text{rot} \vec{H} = J_s \\ \vec{H} = \nu \left| \vec{B} \right| \vec{B} \end{array} \right\} \text{pour le stator} \quad (2.24)$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{rot} \vec{H} = 0 \\ \vec{B} = \mu_0 \vec{H} \end{array} \right\} \text{pour l'entrefer} \quad (2.25)$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{rot} \vec{H} = 0 \\ \vec{H} = \nu \left| \vec{B} \right| \vec{B} \end{array} \right\} \text{pour le rotor} \quad (2.26)$$

Afin d'éviter les difficultés liées à la résolution directe des grandeurs électromagnétiques associées aux équations de Maxwell, il est parfois souhaitable d'utiliser une formulation type potentiel vecteur magnétique-potentiel scalaire électrique dite « **A-V** » bien adaptée à notre cas d'étude.

A partir de $\text{div} \vec{B} = 0$, on déduit que B dérive du potentiel vecteur magnétique A (sans signification physique réelle) tel que ;

$$\vec{B} = \text{rot} \vec{A} \quad (2.27)$$

qui est souvent parallèle à l'axe z de la machine (comme les courants) et dont l'unique composante vérifie :

$$\left. \begin{array}{l} B_x = \frac{\partial A_z}{\partial y}(x, y) \\ B_y = -\frac{\partial A_z}{\partial x}(x, y) \end{array} \right\} \quad (2.28)$$

La prise en compte de (2.27) dans la combinaison des équations du système (2.24), (2.25), (2.26) conduit au modèle magnétostatique du champ exprimé par l'équation de Poisson :

$$\text{rot} \left(\frac{1}{\mu} \text{rot}(\vec{A}) \right) = \vec{J}_s \quad (2.29)$$

Remarque : pour définir l'unicité de l'inconnue A , on utilise une jauge (Lorentz ou Coulomb).

En exploitant les particularités des MRV, les dimensions longitudinales sont généralement grandes devant les dimensions transversales, le système étant invariant par translation selon l'axe Oz, l'étude peut être effectuée en bidimensionnel 2D.

Pour l'étude en bidimensionnel dans le plan (xOy), on aura : $\vec{A}_{(0,0,A_z)}$ et $\vec{J}_{(0,0,J_z)}$. Sachant que :

$$\overrightarrow{rot}(\vec{A}) = \nabla \wedge \vec{A} = \begin{bmatrix} \vec{i} & \vec{j} & \vec{k} \\ \frac{\partial}{\partial x} & \frac{\partial}{\partial y} & \frac{\partial}{\partial z} \\ 0 & 0 & A_z \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

Où $\vec{i}, \vec{j}, \vec{k}$ ont les vecteurs unitaires dans le système cartésien selon les axes $\vec{ox}, \vec{oy}, \vec{oz}$

Après développement on obtient :

$$\overrightarrow{rot}(\vec{A}) = \frac{\partial A_z}{\partial y} \vec{i} - \frac{\partial A_z}{\partial x} \vec{j} \quad (2.31)$$

Ainsi :

$$\frac{1}{\mu} \overrightarrow{rot}(\vec{A}) = \frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial y} \vec{i} - \frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial x} \vec{j} \quad (2.32)$$

$$\overrightarrow{rot}\left(\frac{1}{\mu} \overrightarrow{rot}(\vec{A})\right) = \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial x} \right) \vec{i} - \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial y} \right) \vec{j} + \left[-\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial y} \right) \right] \vec{k} \quad (2.33)$$

Les termes selon \vec{ox} et \vec{oy} étant nuls, l'équation précédente devient :

$$\overrightarrow{rot}\left(\frac{1}{\mu} \overrightarrow{rot}(\vec{A})\right) = \left[-\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A_z}{\partial y} \right) \right] \vec{k} \quad (2.34)$$

Avec \vec{k} le vecteur unitaire selon \vec{oz}

Dans une configuration cartésienne où $\vec{J}_s = J_s \vec{u}_z$, le potentiel vecteur est $\vec{A} = A(x,y) \vec{u}_z$.

L'équation (2. 29) prend la forme suivante (équation de Poisson en cartésien 2D):

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial A_z}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial A_z}{\partial y} \right) = -\mu J_s \quad (2.35)$$

c) Conditions aux limites

Pour la résolution de l'équation (2. 35), il faut connaître les conditions aux limites sur les frontières qui sont dans la majorité des cas de type Dirichlet ou Newman [89], [92]. Ces conditions sont des équations qui expriment l'état magnétique aux frontières du domaine étudié. Elles peuvent s'exprimer sous la forme suivante:

- Dirichlet homogène : $A = 0$;
- Dirichlet non homogène : $A = Cte$;
- Newman homogène : $\frac{\partial A}{\partial n} = 0$;
- Newman non homogène : $\frac{\partial A}{\partial n} = Cte$.

2.2.2 Techniques de résolution [93-97]

Les méthodes analytiques, de transformations conformes, des images ou de séparation des variables sont souvent inopérantes dès que la complexité du problème augmente (géométrie, caractéristiques non linéaires des matériaux,...). On fait alors appel aux méthodes numériques, basées sur des procédés de discrétisation et d'approximation, qui transforment les Equations aux Dérivées Partielles écrites sous forme intégrale (EDP) et régissant le fonctionnement du dispositif électrotechnique à étudier en un système d'équations algébriques dont la résolution permettra de connaître la variable aux nœuds du maillage.

Les méthodes aux différences finies (bien adaptées aux géométries simples) utilisent une discrétisation des E.D.P. du champ tandis que les éléments finis (applicables pour des géométries + complexes) procèdent d'abord par une formulation variationnelle ou projective du problème physique associé.

a) Méthode des éléments finis

La méthode des éléments finis est une des méthodes utilisables pour la résolution des équations aux dérivées partielles linéaires ou non linéaires.

Cette méthode se base sur la recherche d'une fonction approchée globale qui vérifie les équations aux dérivées partielles, ainsi que les propriétés de continuité et les conditions aux limites associées au problème posé.

Le principe fondamental de la méthode des éléments finis exige que le domaine à étudier soit décomposé en élément géométriques appelés « éléments finis », habituellement des triangles ou des quadrilatères pour les problèmes 2D, et à exprimer l'inconnue sur chaque élément par des fonctions d'interpolation simples en fonction des valeurs de l'inconnue en

chacun des sommets de cet élément. L'inconnue (le vecteur potentiel magnétique) devra vérifier globalement les conditions de continuité à l'interface et au passage d'un milieu à un autre. Ce découpage, appelé aussi discrétisation ou maillage, doit réaliser la partition du domaine sans trou, ni recouvrement.

Sur chaque élément du découpage, la fonction d'interpolation est de la forme :

$$A(x, y) = \sum (1,2,3) \alpha_m A_m$$

Le polynôme d'approximation (du premier degré pour un triangle) est déterminé par ses 3 coefficients :

$$\alpha_m(x, y) = a_m + b_m x + c_m y$$

Les coefficients peuvent être déterminés par les valeurs de la fonction en des points particuliers appelés nœuds de l'élément (ici les sommets du triangle). Ainsi, le potentiel est défini à l'intérieur de chaque élément.

La méthode des éléments finis est basée sur une formulation intégrale qui remplace l'EDP qui modélise le dispositif et les conditions aux limites requises par le phénomène. Parmi les formulations intégrales utilisées, citons:

- * formulation *variationnelle* qui consiste à minimiser une fonctionnelle qui représente généralement l'énergie du système étudié ;

- * formulation *projective* ou des *résidus pondérés* (type Galerkin) qui consiste à minimiser le résidu induit par l'approximation de la fonction inconnue.

Quelque soit la méthode utilisée, le résultat est toujours une discrétisation de l'équation différentielle aux dérivées partielles modélisant initialement le dispositif étudié qui permet, après résolution, d'obtenir une approximation de la solution exacte dont la précision dépend du nombre d'éléments (et de nœuds) utilisés pour mailler le domaine de résolution.

b) Etude en Magnétostatique

Le dispositif étudié est un moteur à reluctance variable 6/4 à double saillance qui sera modélisé par la MEF en utilisant la formulation suivante:

$$\int_{\Omega} R \alpha_i d\Omega_e = \int_{\Omega} \left(\frac{1}{\mu} \Delta A + J \right) \alpha_i d\Omega_e = 0 \quad (2.36)$$

Le calcul des intégrants de l'équation (2.36) et leur assemblage nous donne le système d'équations algébrique mis sous la forme suivante :

$$[K]^e [A]^e = [F]^e \quad (2.37)$$

Où :

$[K]$: la matrice de rigidité.

$[A]$: le vecteur des inconnues.

$[F]$: le vecteur source.

$$K = \begin{bmatrix} K_{xx} & K_{xy} & K_{xz} \\ K_{yx} & K_{yy} & K_{yz} \\ K_{zx} & K_{zy} & K_{zz} \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \\ F_z \end{bmatrix}.$$

Une fois le système d'équations linéaires écrit sous forme matriciel de type $KA = F$, il ne reste plus qu'à faire une résolution numérique afin d'obtenir le vecteur inconnu A . Cette inversion de matrice est réalisée à l'aide du logiciel Matlab.

Une fois l'inversion du système matriciel linéaire effectuée, le vecteur des inconnues A est désormais déterminé et le potentiel vecteur magnétique à l'intérieur de la machine peut donc en être déduit. A partir de la connaissance des grandeurs magnétiques, on pourra en déduire :

- les forces électromagnétiques
- le couple électromagnétique

2.2.3 Forces et couple magnétiques à partir du tenseur de Maxwell [45,98]

a) Force déduite à partir du tenseur de Maxwell

Afin d'être en mesure d'obtenir une expression analytique de la force électromagnétique, nous devons commencer par traduire le théorème de Green-Ostrograski pour le tenseur de Maxwell. Soit un matériau magnétique de volume V , la force totale F (en N) peut s'écrire :

$$\vec{F} = \iiint_V \vec{f}_V \cdot dV = \iiint_V \vec{\nabla} \cdot \vec{T} \cdot dV \quad (2.38)$$

En utilisant le théorème de Green-Ostrograski, nous allons pouvoir introduire la force surfacique (f_S en N/m^2) :

$$\iiint_V \vec{\nabla} \cdot \vec{T} \cdot dV = \oint_S \vec{T} \cdot \vec{n} \cdot dS \quad (2.39)$$

Soit :

$$\vec{f}_S = \vec{T} \cdot \vec{n} \quad (2.40)$$

Avec S la surface extérieure du matériau et \vec{n} un vecteur normal dirigé vers l'extérieur.

Pour exprimer la force surfacique, nous allons utiliser un autre repère que le repère cartésien $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3)$. Soit \vec{n} un vecteur normal à la surface et \vec{t} un vecteur tangent à la surface et faisons coïncider le vecteur \vec{n} avec le vecteur \vec{x}_3 (voir figure 2.6).

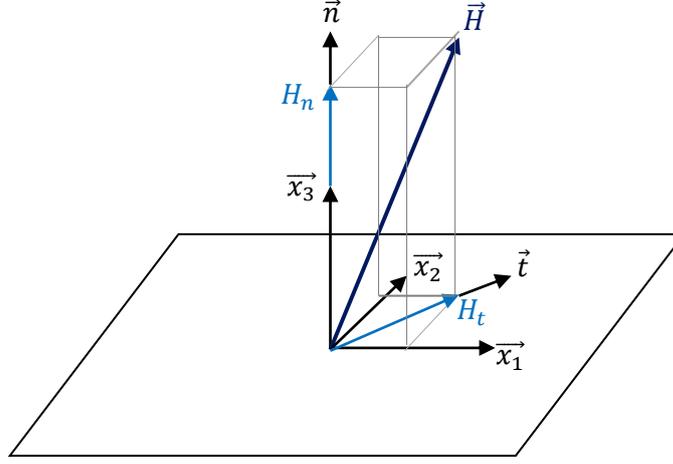


Fig. 2.6 Champ magnétique à la surface de séparation de deux matériaux magnétiques [45]

Le vecteur champ magnétique \vec{H} s'exprime dans les deux repères :

$$\vec{H} = H_1 \cdot \vec{x}_1 + H_2 \cdot \vec{x}_2 + H_3 \cdot \vec{x}_3 = H_n \cdot \vec{n} + H_t \cdot \vec{t} \quad (2.41)$$

$$\begin{cases} \vec{n} = \vec{x}_3 \\ \vec{t} = \vec{x}_1 + \vec{x}_2 \\ H_n = H_3 \\ H_t \cdot \vec{t} = H_1 \cdot \vec{x}_1 + H_2 \cdot \vec{x}_2 \end{cases} \quad (2.42)$$

On peut donc exprimer la force surfacique \vec{f}_S dans les deux systèmes de coordonnées :

$$\begin{cases} \vec{f}_S = \mu \cdot \left[H_3 \cdot (H_1 \cdot \vec{x}_1 + H_2 \cdot \vec{x}_2) + \frac{1}{2} \cdot (H_3^2 - H_1^2 - H_2^2) \cdot \vec{x}_3 \right] \\ \vec{f}_S = \mu \cdot \left[H_n \cdot H_t \cdot \vec{t} + \frac{1}{2} \cdot (H_n^2 - H_t^2) \cdot \vec{n} \right] \end{cases} \quad (2.43)$$

Pour un matériau magnétique linéaire ($\vec{B} = \mu \cdot \vec{H}$), nous obtenons finalement :

$$\vec{f}_S = \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{B_n^2}{\mu} - \mu \cdot H_t^2 \right) \cdot \vec{n} + B_n \cdot H_t \cdot \vec{t} \quad (2.44)$$

B_n est la composante normale de l'induction magnétique et H_t la composante tangentielle du champ magnétique.

b) Couple déduit à partir du tenseur de Maxwell

Théoriquement, le couple peut être calculé une fois une solution par éléments finis de précision satisfaisante obtenue. La valeur du couple pour une seule phase alimentée et à une position fixe de rotor peut être calculée en intégrant le tenseur de Maxwell dans la région de l'entrefer. Le choix de la surface d'intégration joue un rôle important dans la précision du calcul. Par conséquent, le couple électromagnétique sera exprimé ainsi [81, 99] :

$$T = r^2 l \int_0^{2\pi} \frac{B_n B_t}{\mu_0} d\alpha \quad (2.45)$$

Où μ_0 est la perméabilité de l'air, l est la longueur axiale, B_n et B_t sont les composantes normale et tangentielle de la densité de flux magnétique, respectivement, et r est le rayon de la surface cylindrique de l'intégration.

De l'Eq. (2.45), on peut noter que seules les densités de flux sur le contour d'intégration sont utilisées, permettant un calcul rapide et facile. Lors de l'utilisation d'un modèle EF en 2D, un choix convenable du contour d'intégration est une surface cylindrique à l'intérieur de l'anneau d'entrefer entourant le rotor [74]. Le rayon moyen est calculé dans le milieu de l'entrefer selon :

$$r = \frac{1}{2}(r_r + r_s) \quad (2.46)$$

Où r_s et r_r sont le rayon extérieur et intérieur de l'entrefer, respectivement.

2.2.4 Mise en œuvre de la méthode des éléments finis sous MATLAB

Un code de calcul à base des éléments finis 2D a été développé sous environnement MATLAB pour simuler le comportement du moteur à réluctance variable étudié. Ce code de calcul permet la modélisation de toute structure électromagnétique à deux dimensions. Pour la résolution de ce problème, on doit passer par deux étapes: (i) l'introduction des données nécessaires pour la résolution de l'équation électromagnétique telles que la géométrie de la machine, les propriétés physiques (la perméabilité magnétique, la densité de courant d'excitation, ...) et les conditions aux limites ; (ii) la visualisation des résultats qui consiste à déterminer toutes les grandeurs électromagnétiques telles le potentiel vecteur magnétique A , l'induction magnétique B , le champ magnétique H , la force électromagnétique F ainsi que le couple électromagnétique T . La figure (2.7) donne l'organigramme de la mise en œuvre de la méthode des éléments finis.

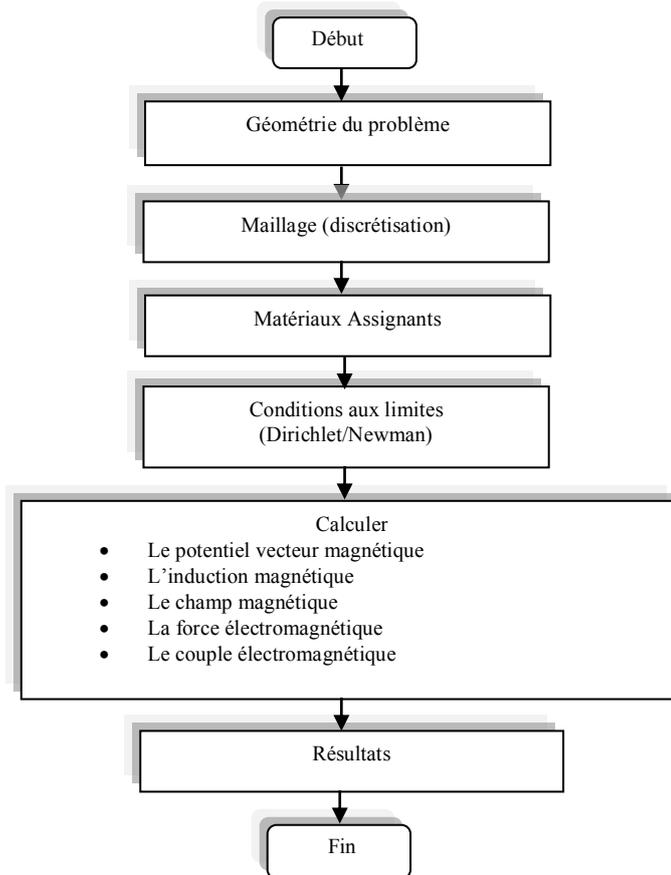


Fig. 2.7 Algorithme du modèle électromagnétique par la méthode des éléments finis

La structure schématique de la MRV étudiée est représentée figure (2.8). Sur les frontières du domaine extérieur, il est imposé une valeur nulle du potentiel vecteur magnétique, $A = 0$ (condition de Dirichlet). La figure (2.9) représente le maillage réalisé pour notre structure. Ce maillage comporte au total 8155 éléments et 4100 nœuds. L'étude électromagnétique est consacrée à des simulations qui nous permettent de donner une appréciation sur les grandeurs électromagnétiques précédemment décrites à partir du modèle en potentiel vecteur magnétique développé au cours de ce chapitre. La figure (2.10) représente les lignes iso-potentielles vecteur magnétique (cartographie des lignes de champ) dans la MRV où on voit clairement que les valeurs maximales se trouvent aux voisinages des deux bobines (sources d'excitations). Les figures (2.11) et (2.12) représentent respectivement la distribution de l'induction magnétique et de champ magnétique dans la MRV et indiquent qu'ils sont maximaux dans les pôles alimentés (saturation des cornes polaires). La figure (2.13) montre la distribution de la force électromagnétique dans la MRV lorsque le rotor est bloqué dans la position alignée et les enroulements du moteur excités avec un courant continu de 39 A.

Dans le but de faire une comparaison entre les résultats obtenus, nous allons uniquement faire l'étude en régime linéaire car notre approche numérique néglige la saturation du circuit magnétique. La machine est excitée par une FMM de 900At. La perméabilité des circuits magnétiques est considérée à ce niveau constante avec $\mu_r = 5000$.

Le tableau 2.1 résume une étude comparative des valeurs de couple obtenu par Flux 2D, et à notre propre code 2D-FEM. L'accord est très satisfaisant.

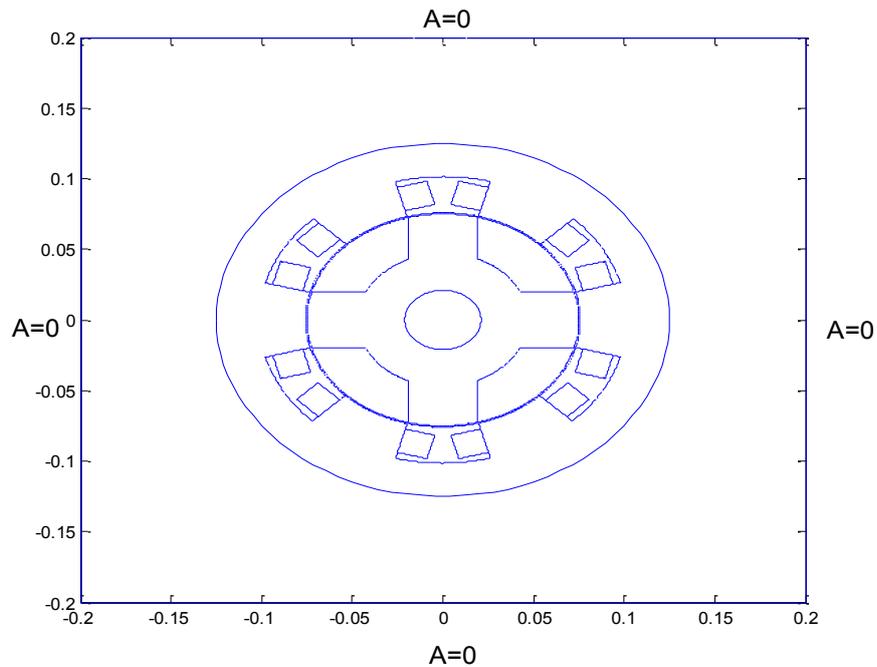


Fig. 2.8 Géométrie de la structure et conditions aux limites

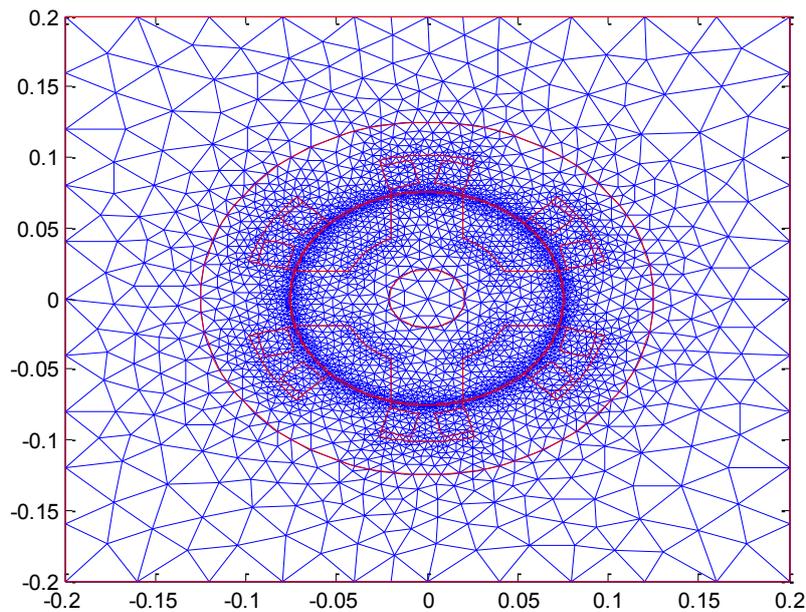


Fig. 2.9 Maillage de la structure

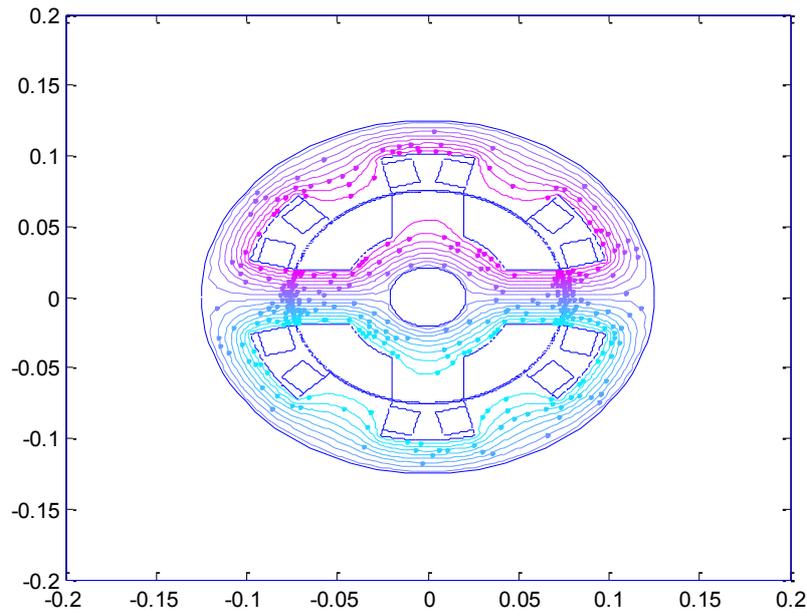


Fig. 2.10 Distribution des lignes du champ magnétique

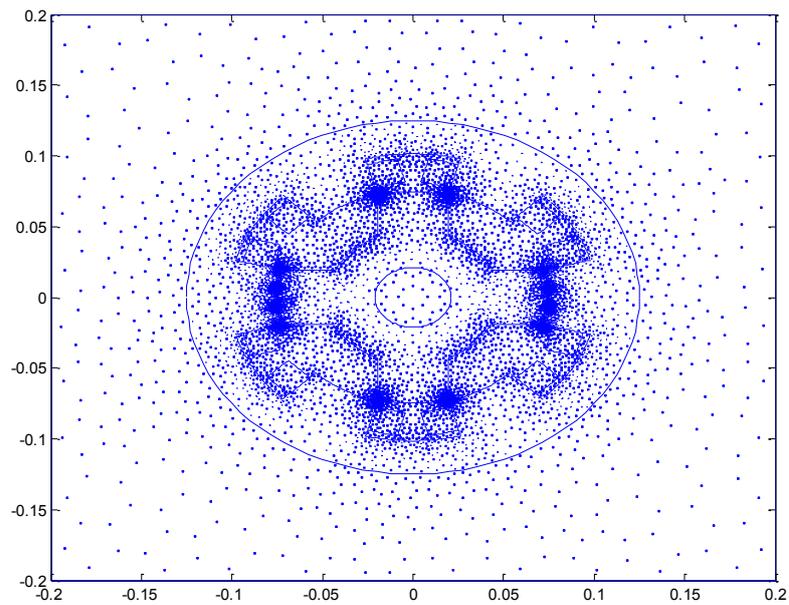


Fig. 2.11 Distribution de l'induction magnétique

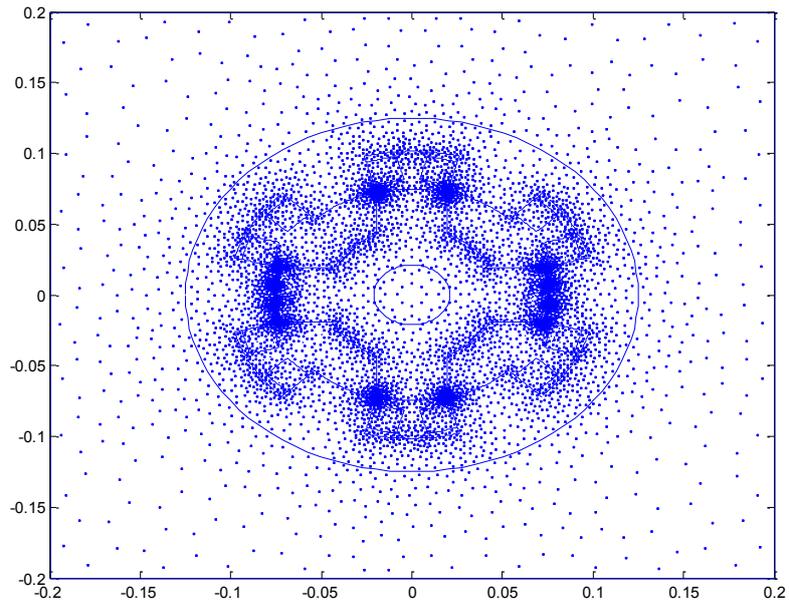


Fig. 2.12 Distribution du champ magnétique

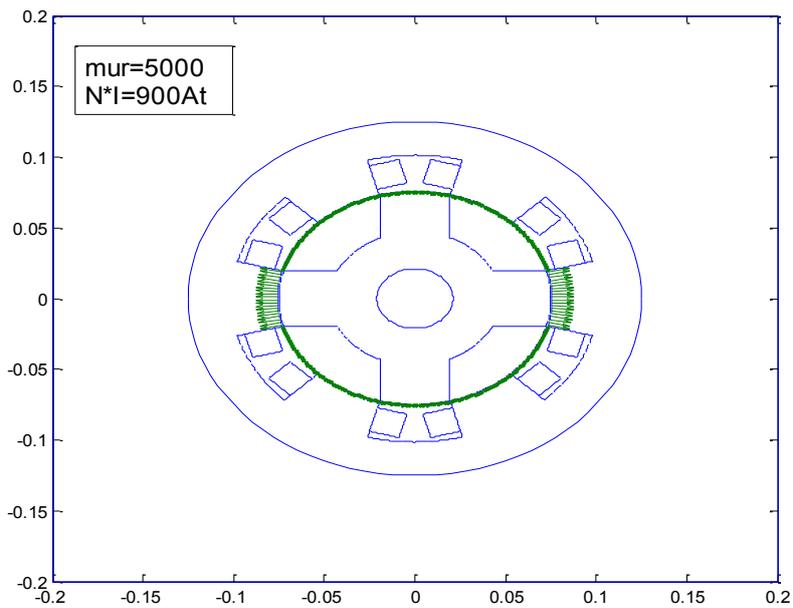


Fig. 2.13 Distribution de la force

Couple maximal (Nm)	
Tenseur de Maxwell	Flux-2D
3.4636	3.3916

Tab. 2.1 Etude comparative du couple maximal à 900At

2.3 Modélisation Hybride Analytico-Numérique

Dans la troisième partie de ce chapitre, nous allons présenter une modélisation semi-numérique du moteur à réluctance variable à double saillance en vue d'effectuer un processus d'optimisation. Il existe une multitude de méthodes semi-numériques : les méthodes à base de circuit magnétique équivalent, les modèles thermiques nodaux, ... [1, 100,101]. L'objectif premier est d'aboutir à des systèmes d'équations de dimensions réduites et par conséquent de minimiser les temps de calcul. Pour cela, nous avons accordé une attention particulière au choix d'une méthode de modélisation qui soit rapide et qui garde la précision de calcul lors des changements des paramètres de construction. De ce fait, nous avons construit un modèle intermédiaire entre les méthodes analytiques et numériques, type méthode des éléments finis (MEF), afin de les intégrer facilement dans des processus d'optimisation. La méthode d'étude que nous proposons, basée sur l'analyse par réseaux de perméances (ou de réluctances) qui est une des méthodes des circuits magnétiques équivalents (CME) [1], semble être une technique intéressante car offrant une grande vitesse et une précision acceptable par rapport à la MEF. De plus, elle prend en compte correctement la saturation de toutes les parties ferromagnétiques de la machine. En effet, la méthode proposée a fait ses preuves en termes d'efficacité et de rapidité dans de nombreux travaux portant sur le pré-dimensionnement et l'optimisation des machines électriques [1,46,100-109].

Nous terminerons par la validation du modèle d'optimisation semi-numérique à base de réseaux de réluctances (ou de perméances), par comparaison avec des simulations numériques par éléments finis réalisées à l'aide du logiciel Flux-2D.

Remarque: la méthode des réseaux de réluctances est souvent désignée comme étant une méthode de modélisation semi-numérique [100, 108].

2.3.1. Présentation de la méthode de modélisation

La méthode des *tubes de flux* proposé par V.Ostovic est l'une des implémentations les plus populaires de la méthode de réseaux de perméances [109]. Le principe de cette méthode consiste à estimer par un code éléments finis les trajets des tubes de flux, ce qui assure une précision correcte des points calculés, notamment dans l'air, et influence donc la précision de l'ensemble du modèle. Nous allons donc, avant de commencer à construire le réseau de réluctances appliqué à notre moteur, établir les mailles principales correspondantes au trajet du flux magnétique principal.

Nous remarquons, dans la partie "*principe de fonctionnement*" du chapitre 1 (§1.3), que le couple du moteur à réluctance variable est produit par la tendance de son rotor à se

déplacer d'une position dite d'opposition (*unaligned position*) correspondant à la valeur maximale de réluctance jusqu'à une position dite de conjonction où la réluctance du stator est minimale, (*aligned position*). Ces deux positions extrêmes (positions angulaires particulières dépendant de la géométrie) sont identifiées de telle sorte que chacune d'elles puisse être modélisée avec précision en utilisant un nombre prédéterminé de tubes de flux. Ceci est réalisé après avoir analysé les tracés de flux du moteur étudié à partir de la résolution de l'ensemble du système avec un logiciel éléments finis (ici Flux-2D). Ces simulations vont nous permettre de connaître la manière dont le flux magnétique circule dans ce moteur d'où une bonne prise en compte de la saturation et de la géométrie exacte du moteur. L'inductance L de la phase alimentée du stator varie avec la variation de la réluctance de l'entrefer atteignant l'inductance maximale L_a à la position alignée (dentures face-à-face) et l'inductance minimale L_u à la position non-alignée (dentures face à encoches). La connaissance de ces deux paramètres (L_a et L_u) permet en général de prédéterminer les performances du moteur. Nous allons voir, notamment, comment calculer les deux inductances extrêmes et les énergies W_a et W_u relatives à ces deux positions extrêmes d'où sera déduit le couple moyen développé par le moteur.

2.3.2. Modélisation de l'inductance

Le calcul de l'inductance en fonction de la position relative des dentures et du courant d'excitation (donc de l'état de saturation) est le point central de notre modélisation car elle influe la valeur du couple moyen développé. Le moteur à réluctance variable sera modélisé dans des positions clés judicieusement choisies. Dans ces positions et selon que le moteur soit en position non-alignée ou alignée, nous pouvons successivement calculer l'inductance minimale L_u et l'inductance maximale L_a , sachant que ce calcul est plus difficile à la position non-alignée en raison de la complexité des trajets de flux magnétiques (fuites).

2.3.2.1. Inductance non-alignée

Les tubes de flux pris en compte doivent être soigneusement choisis afin d'atteindre une bonne précision des résultats tout en gardant un temps de calcul très court avec moins de complexité du système. Selon la procédure décrite dans [31], la réalisation d'un réseau de réluctances pour une MRV-DS 6/4 permettant de déterminer analytiquement les relations flux-At, repose seulement sur sept lignes équiflux caractéristiques préalablement définies par des simulations numériques par éléments finis sous Flux-2D et correspondant à sept circuits magnétiques équivalents différent d'un tube à l'autre. A partir des trajets des lignes de champs (Fig.2.14.a), on peut établir le schéma du circuit magnétique équivalent du moteur

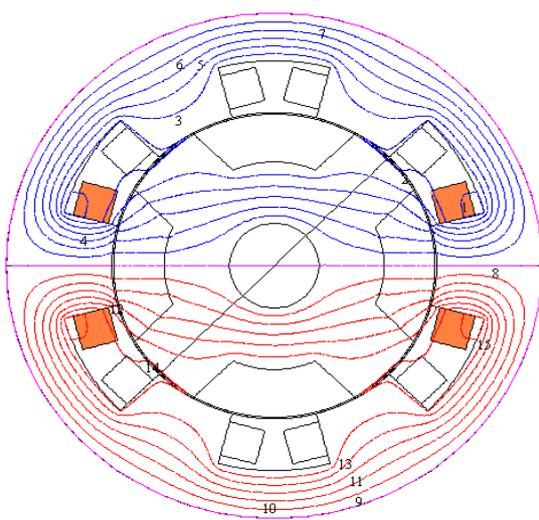
(Fig.2.14.b). Chaque maille du réseau de ré reluctances est une approximation d'un chemin possible pour les lignes du champ magnétique qui sont spécifiques à la machine étudiée, avec une précision raisonnable moyennant des hypothèses simplificatrices [31].

Chaque tube ainsi obtenu est caractérisé par sa ré reluctance (ou sa perméance) suivant qu'il se trouve dans les parties ferromagnétiques ou dans les parties d'air. Les ré reluctances d'un tube de flux correspondantes aux différentes parties du moteur sont données par la relation (2.47) fonction de la longueur du tube de flux l_i , de la section ou la surface embrassée par ce même tube de flux A et de la perméabilité μ dont la valeur dépend du matériau et de son état de saturation. A l'aide de la courbe de magnétisation $B(H)$ approchée par la fonction *SPLINE* de *Matlab*, la perméabilité des parties ferromagnétiques nous permet de modéliser l'effet de la saturation dans le moteur selon un processus itératif.

Le tableau (2.2) présente les expressions pour les différents longueurs moyennes l_i et les surfaces moyennes A_i correspondantes aux différentes parties (i) du moteur pour les 7 tubes de flux considérés séparément, sachant que les expressions de l'inductance sont données par

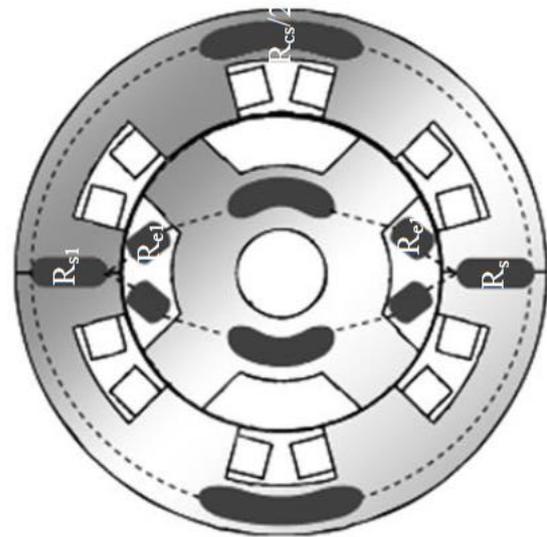
$$R_i = \frac{l_i}{\mu_i \cdot A_i} \quad (2.47)$$

Bien entendu, le passage du flux est décomposé en éléments permettant de prendre en compte les valeurs des paramètres géométriques de la machine dans la résolution du circuit magnétique afin de faciliter leur calcul analytique. Généralement, la complexité de la résolution du circuit magnétique peut se situer au niveau du calcul précis des ré reluctances d'entrefer.



(a)

Fig. 2.14.a Visualisation des lignes de flux par la MEF (position non-alignée)



(b)

Fig. 2.14.b Exemple de tube de flux correspondant

Un programme sous MATLAB est réalisé pour la résolution des circuits magnétiques, permettant le calcul itératif en régime saturé des inductances maximale L_a et minimale L_u . L'inductance pour les 7 tubes de flux est obtenue dès la convergence de l'algorithme représenté ci-dessous (Fig.2.15).

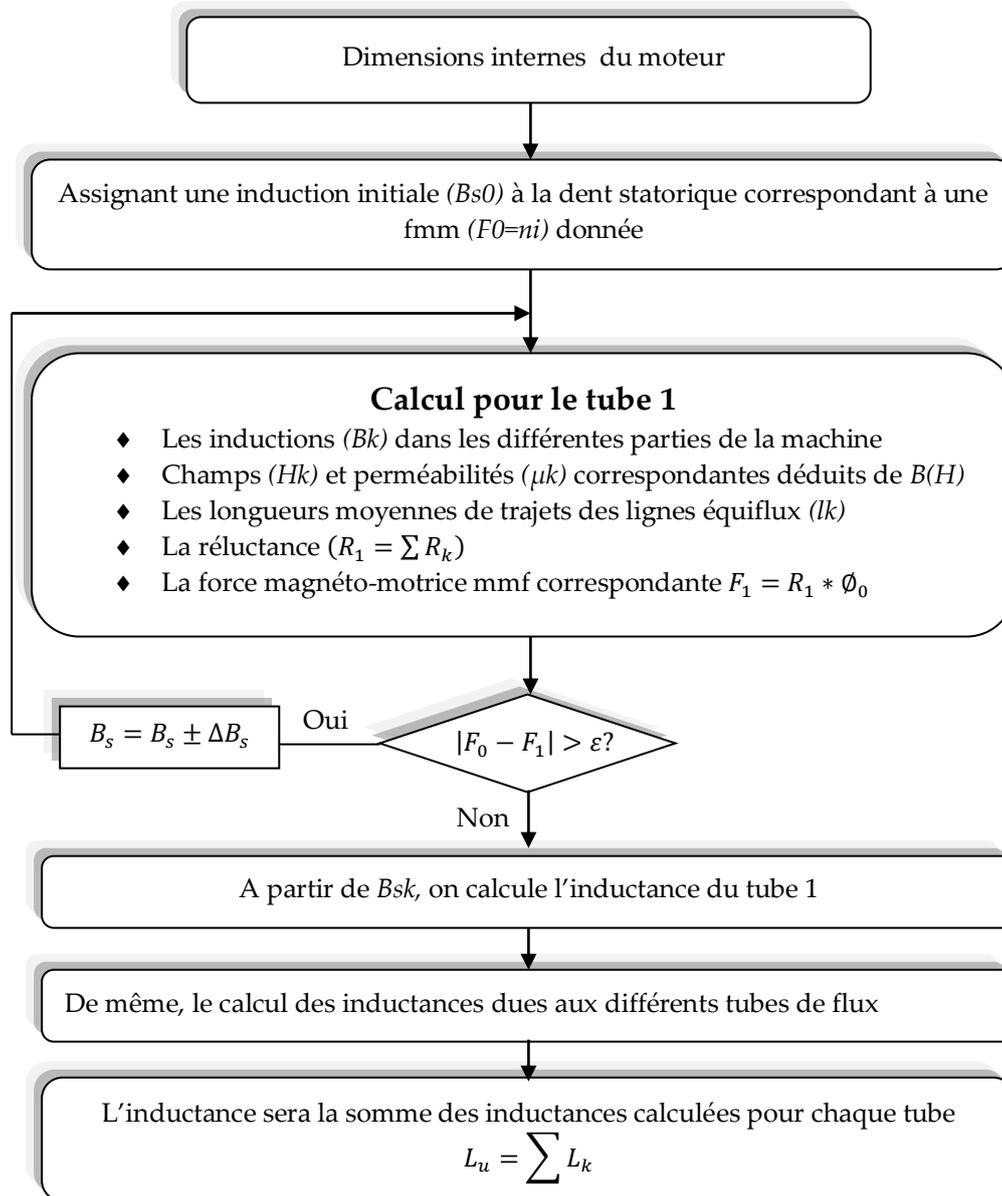
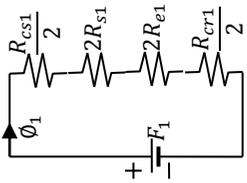
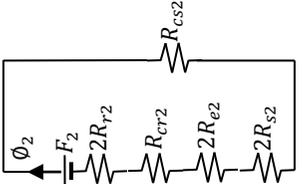
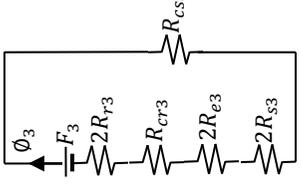
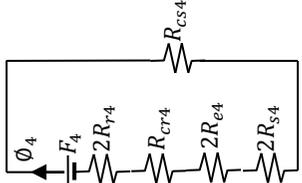
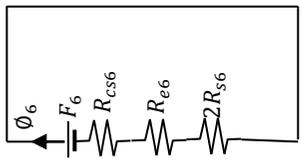
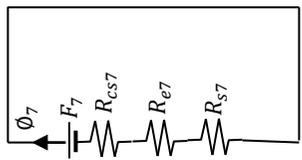


Fig. 2.15 Organigramme de la simulation de l'inductance L_u du MRV6/4 sous MATLAB

		culasse stator	pole stator	culasse rotor	pole rotor	entrefer
 <p>Tube 1</p>	surfaces moyennes traversées par ϕ_1	$C.L$	$\frac{B_s RL}{4}$	$(R - e - h_r - R_a).L$	-----	$\frac{\beta_s RL}{8} + \theta_3(R - e - h_r)L$
	longueurs moyennes parcourues par ϕ_1	$\pi \cdot \left(R_s - \frac{C}{2}\right)$	$h_s + \frac{C}{2}$	$\frac{\pi}{2} \cdot (R_a + R - e - h_r)$	-----	$R - e - h_r$
	$L_{u1} = \frac{N_t^2}{\left(2R_{s1} + 2R_{e1} + \frac{1}{2}R_{cr1} + \frac{1}{2}R_{cs1}\right)}$					
 <p>Tube 2</p>	surfaces moyennes traversée par ϕ_2	$C.L$	$\frac{B_s RL}{4}$	$(R - e - h_r - R_a).L$	$\left(\frac{h_r}{2}\right).L$	$\frac{L}{2} \left(\frac{B_s R}{2} + h_r\right)$
	longueurs moyennes parcourues par ϕ_2	$\pi \cdot \left(R_s - \frac{C}{2}\right)$	h_s	$\frac{\pi}{2} \cdot (R_a + R - e - h_r)$	$\frac{h_r}{4}$	$\frac{\pi}{3} \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$
	$L_{u2} = \frac{N_t^2}{2(R_{s2} + R_{e2} + R_{r2}) + R_{cr2} + R_{cs2}}$					
 <p>Tube 3</p>	surfaces moyennes traversée par ϕ_3	$C.L$	$\frac{3}{32} B_s RL$	$(R - e - h_r - R_a).L$	$\frac{h_r L}{4}$	$\frac{\frac{3}{32} B_s RL + \frac{h_r L}{4}}{2}$
	longueurs moyennes parcourues par ϕ_3	$\pi \cdot \left(R_s - \frac{C}{2}\right)$	h_s	$\frac{\pi}{2} \cdot (R_a + R - e - h_r)$	$\frac{5}{8} h_r$	$\frac{\pi}{3} \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$
	$L_{u3} = \frac{N_t^2}{2(R_{s3} + R_{e3} + R_{r3}) + R_{cr3} + R_{cs3}}$					
 <p>Tube 4</p>	surfaces moyennes traversées par ϕ_4	$C.L$	$\frac{B_s RL}{32} + \frac{1}{4} \frac{h_s}{4} L$	$(R - e - h_r - R_a).L$	$\frac{h_r L}{4}$	$\frac{L}{2} \cdot \left(\frac{B_s R}{32} + \frac{1}{4} \frac{h_s}{4} + \frac{h_r}{4}\right)$
	longueurs moyennes parcourues par ϕ_4	$\pi \cdot \left(R_s - \frac{C}{2}\right)$	h_s	$\frac{\pi}{2} \cdot (R_a + R - e - h_r)$	$\frac{7}{8} h_r$	$\sqrt{(x_3 - x_4)^2 + (y_3 - y_4)^2}$
	$L_{u4} = \frac{N_t^2}{2(R_{s4} + R_{e4} + R_{r4}) + R_{cr4} + R_{cs4}}$					

 <p>Tube 5</p>	surfaces moyennes traversées par \varnothing_5	$C.L$	$\frac{3 h_s}{4} . L$	$(R - e - h_r - R_a) . L$	$(R - e) \frac{B_r}{8} L$	$\frac{\frac{3 h_s}{4} . L + (R - e) \frac{B_r}{8} L}{2}$
	longueurs moyennes parcourues par \varnothing_5	$\pi . \left(R_s - \frac{C}{2} \right)$	$h_s + \frac{C}{2} - \frac{3}{8} \left(\frac{h_s}{4} \right)$	$\frac{\pi}{2} . (R_a + R - e - h_r)$	h_r	$\frac{1}{2} (DB + DC) \theta_4$
	$L_{u5} = \frac{N_t^2}{2(R_{s5} + R_{e5} + R_{r5}) + R_{cr5} + R_{cs5}}$					
 <p>Tube 6</p>	surfaces moyennes traversées par \varnothing_6	$C.L$	$\frac{h_s}{4} . L$	-----	-----	$\frac{h_s}{4} . L$
	longueurs moyennes parcourues par \varnothing_6	$\left(R + h_s + \frac{C}{4} \right) . \left(\frac{2\pi}{N_s} - 2\theta_1 \right)$	$\frac{5}{8} h_s + \frac{C}{2}$	-----	-----	$\left[\sqrt{x_1^2 + y_1^2} \right] . \theta_2$
	$L_{u6} = \frac{12}{8} . \frac{N_t^2}{(2R_{s6} + R_{e6} + R_{cs6})}$					
 <p>Tube 7</p>	surfaces moyennes traversée par \varnothing_7	$C.L$	$\frac{h_s}{2} . L$	-----	-----	$\frac{h_s}{2} . L$
	longueurs moyennes parcourues par \varnothing_7	$\frac{h_s}{4}$	$\frac{1}{2} \frac{h_s}{2} + \frac{C}{4}$	-----	-----	$\left(\frac{1}{4} h_s \right) . \frac{\pi}{2}$
	$L_{u7} = \frac{2N_t^2}{R_{s7} + R_{e7} + R_{cs7}}$					

Tab. 2.2 Principales expressions analytiques pour les 7 tubes de flux

3.2.2. Inductance alignée

Dans la position alignée, les simulations par éléments finis montrent que les lignes de champ suivent le même chemin (Fig.2.16.a). Notons qu'on peut considérer qu'une grande partie du flux traversant l'entrefer passe directement de la dent statorique à la dent rotorique (fuites quasi-nulles), nous n'aurons à modéliser qu'un seul chemin relatif à un flux Φ_s . La topologie du réseau de réluctances est représentée par le schéma de la figure Fig.2.16.b.

Pour le calcul de l'inductance alignée L_a , la démarche suivie lors de la simulation est identique à celle effectuée précédemment. Nous gardons le même algorithme (Fig.2.15) pour calculer l'inductance du MRV6/4 en saturé, sauf que nous faisons le calcul pour un seul tube de flux.

L'équation de l'inductance est simple à déduire, à partir des surfaces et longueurs moyennes équivalentes du tube de flux associé (Tab.2.3). Par l'introduction de la courbe $B(H)$, nous pouvons calculer les perméabilités correspondantes ainsi que les reluctances des dents, des culasses et de l'entrefer, à partir des données géométriques en utilisant la formule (2.47).

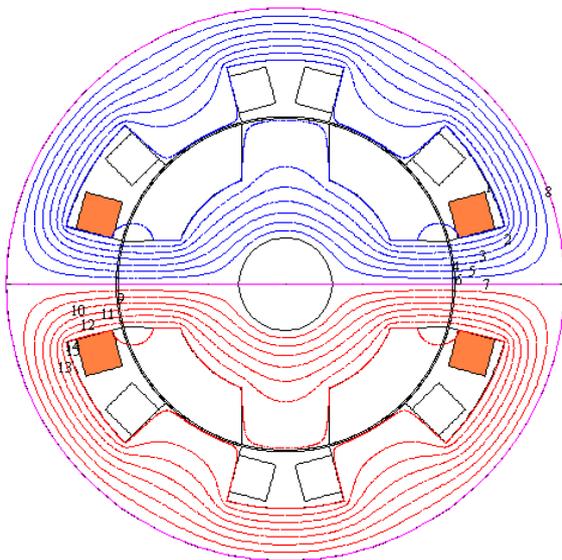


Fig. 2.16.a Visualisation des lignes de flux par la MEF (position alignée)

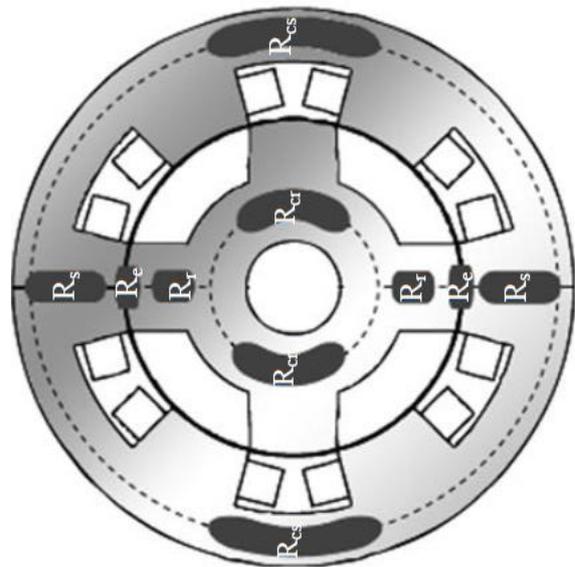


Fig. 2.16.b Circuit magnétique équivalent

	culasse stator	pole stator	culasse rotor	pole rotor	entrefer	
	surfaces moyennes	CL	$B_s RL$	$(R - e - h_r + R_a)L$	$B_r(R - e)L$	$\frac{B_s RL + B_r(R - e)L}{2}$
	longueurs moyennes	$\pi \left(R_s - \frac{C}{2} \right)$	$h_s + \frac{C}{2}$	$\frac{\pi}{2}(R - e - h_r + R_a)$	$\frac{1}{2}(R - e + h_r + R_a)$	e
		$L_a = \frac{N_t^2}{2(R_s + R_e + R_r) + \frac{R_{cr}}{2} + \frac{R_{cs}}{2}}$				

Tab. 2.3 Principales expressions analytiques pour le calcul de l'inductance alignée

2.3.3. Modélisation du couple moyen

- ❖ Tout d'abord, diviser le courant max I_p en n portions équidistantes avec un pas d'intégration $\delta_i = \frac{I_p}{n}$.
- ❖ Le processus de calcul commence de la première itération telle que : $i_1 = \delta_i$ jusqu'à $i_n = i_{n-1} + \delta_i$ qui est la dernière itération (plus le nombre d'itérations est grand plus la valeur du couple est exacte !).
- ❖ Déduire les valeurs $B_{sn} = \frac{J_n}{K}$ avec J_n étant les Ampères-tours dus à i_n , $K = \frac{2}{\mu_r}(l_s + l_r) + \frac{2A_s l_e}{\mu_0 A_e} + \frac{K_c}{\mu_r}(l_{cs} + l_{cr})$ est constante et $K_c = 0.8$ coefficient de réduction d'induction.
- ❖ De $B_{s1}, B_{s2}, \dots, B_{sn}$, les flux $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n$ sont trouvés avec $\Phi_n = B_{sn} \cdot A_s$.
- ❖ Inductance alignée de la première itération $L_{a1} = \frac{N_t \cdot \Phi_1}{i_1}$, de même on calculera L_{a2}, \dots, L_{an} .
- ❖ En outre, on obtient le linkage flux (couplé ou totalisé) $\lambda_{a1} = L_{a1} \cdot i_1$, de même on calculera $\lambda_{a2}, \dots, \lambda_{an}$. λ_a peut alors être tracée avec divers courants.
- ❖ L'inductance non-alignée ne change pas avec le changement des courants et donc le flux linkage peuvent être obtenu pour divers courants comme : $\lambda_{u1} = L_u \cdot i_1$ et ainsi de suite jusqu'à atteindre le courant max I_p .
- ❖ Dans le plan flux (λ)-courant(i), l'aire comprise entre ces deux positions extrêmes, $W = (W_a - W_u)$, représente l'énergie électrique convertie en énergie mécanique par cycle delon Fig.2.17(a).
- ❖ Le couple moyen obtenu $T_{av} = \frac{qN_r(W_a - W_u)}{2\pi}$ est proportionnel à l'énergie convertie par cycle W , celle-ci étant proportionnelle à la surface du cycle décrit dans le plan $\Phi(ni)$ selon la Fig.2.17(a).

2.3.4. Comparaison des résultats et validation

La validation de résultats issus de la résolution du modèle basé sur la méthode des tubes de flux s'est faite par comparaison avec des résultats analogues donnés par le code de calcul Flux-2D et des mesures expérimentales [44].

D'une manière générale, on remarque que les variations du flux en fonction des Ampère-tours dans les positions alignée et non-alignée pour le modèle développé fournit des résultats assez proches du modèle obtenu par le code de calcul Flux-2D. Les écarts observés, ne nous apparaissent pas comme des défauts majeurs et peuvent être expliqués par le fait qu'on ne calcule que des inductions moyennes dans les tubes équi-flux du schéma de réluctances équivalent.

Les valeurs des inductances extrêmes trouvées par la résolution des schémas équivalents et comparées avec celles d'une machine similaire [44] sont consignées dans le tableau 2.4.

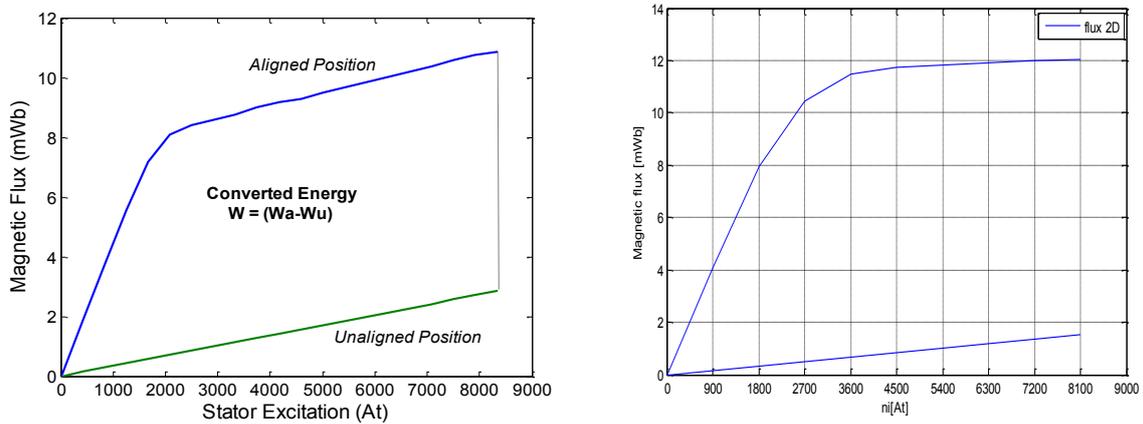


Fig. 2.17 Courbes flux-courants extrêmes : (a) tube de flux ; (b) sous Flux-2D

	Simulés	Testés
Inductance minimale L_u	0.19 mH	0.21 mH
Inductance maximale L_a	2.4 mH	2.2 mH

Tab. 2.4 Résultats comparés des inductances extrêmes

Conclusion

Dans la première section, nous nous sommes intéressés au calcul du couple électromagnétique. Pour cela, nous avons représenté le moteur à réluctance variable par un modèle analytique non-linéaire basé sur la caractéristique de magnétisation. Ce modèle analytique simplifié est intéressant pour avoir une prédétermination rapide des performances de la MRV-DS. Cependant, dans ces machines, l'approche numérique peut apporter plus de précision dans l'évolution des différentes grandeurs électromagnétiques.

Pour améliorer la modélisation, la deuxième section a été consacrée au développement d'un modèle numérique magnétostatique en deux dimensions adapté pour l'étude de l'état magnétique des MRV et plus particulièrement pour l'étude des forces, couple, inductions, champs, potentiel vecteur. La méthode employée a été la résolution formelle des équations de Maxwell de la magnétostatique. Pour mener à bien le développement des différents calculs, nous avons considéré des matériaux magnétiques linéaires et non saturables. La machine a été découpée en différentes zones, chaque zone représentant un matériau magnétique différent (air, bobine, rotor, stator). Une fois connu le potentiel vecteur magnétique A dans toute la machine, les différentes grandeurs ont pu être déduites. Ce modèle a ensuite été validé en comparant ces grandeurs à celles obtenues à l'aide de simulations éléments finis par l'intermédiaire du logiciel commercial Flux-2D pour une géométrie et des caractéristiques de matériaux identiques. Nous avons obtenu une très bonne concordance des résultats.

Compte tenu de notre objectif qui est l'optimisation de la géométrie du moteur à réluctance variable à l'aide de méthodes permettant de combiner à la fois temps de calcul et précision, nous pensons que la modélisation à base de réseaux de réluctances est intéressante dans notre cas et mieux adaptée pour modéliser notre structure. En effet, cette méthode permet de relier explicitement les paramètres géométriques aux flux magnétiques et donc aux performances du moteur. Elle apporte donc un plus en ce qui concerne la sensibilité du modèle à la géométrie. Par ailleurs, cette méthode permet d'obtenir une bonne précision de calcul à condition de bien estimer les réluctances. Enfin, la résolution complète implique des itérations, mais le temps de calcul reste faible car le nombre d'éléments à traiter est fortement réduit (la réduction du nombre d'éléments augmente la vitesse de simulation). Cette approche présente donc l'avantage d'être beaucoup plus rapide qu'une méthode par éléments finis. En effet, le couplage d'un modèle semi-numérique rapide avec un algorithme d'optimisation sous contraintes permet d'explorer un vaste espace de solutions pour converger vers une configuration, à priori, optimale.

Etat de l'art des méthodes d'optimisation

Sommaire

3.1	Méthodes d'optimisation.....	60
3.1.1	Introduction sur l'optimisation.....	60
a)	Minimisation et maximisation.....	61
b)	Optimum local et global.....	62
3.1.2	État de l'art des méthodes d'optimisation.....	62
a)	Problèmes d'optimisation sans contraintes.....	62
b)	Problèmes d'optimisation avec contraintes.....	63
c)	Méthodes d'optimisation.....	64
3.1.3	Choix de la méthode d'optimisation adoptée.....	67
3.2	Optimisation par Algorithmes Génétiques.....	68
3.2.1	Introduction.....	68
3.2.2	Principe de l'algorithme génétique.....	69
3.2.3	Mécanismes de l'algorithme génétique.....	70
3.3	Optimisation par Essaim Particulaire (PSO).....	76
3.3.1.	Concepts de base de la PSO.....	76
3.3.2.	Formulation mathématique.....	77
3.3.3.	Algorithme de l'OEP (PSO).....	79
	Conclusion.....	80

3.1 Méthodes d'optimisation

3.1.1 Introduction sur l'optimisation

Durant les dernières années, la recherche sur l'optimisation s'est considérablement enrichie dans tous les domaines de la Science. De nombreux travaux de recherche traduisant la richesse des approches ont été menés dans ce domaine dont nous citerons à titre indicatif les références [1,2, 110-121].

Une étude bibliographique très riche présentée par Berthiau [110] donne une vue d'ensemble des méthodes d'optimisation globale. Une autre étude regroupant des travaux de recherche dans le domaine de l'optimisation topologique de structures est présentée par Sid [111]. Dans [112], Cooren présente un état de l'art des méta-heuristiques aussi bien pour les problèmes mono-objectifs que pour les problèmes multi-objectifs. Dans ce travail, nous accorderons un intérêt particulier à la méthode d'Optimisation par Essaim Particulaire (OEP ou PSO). Des exemples de méta-heuristiques sous formes standards et hybrides qui consistent à combiner différentes méta-heuristiques afin d'en tirer les avantages respectifs sont cités dans [113]. Dans [114], Hachimi dresse un état de l'art des méthodes d'optimisation mono-objectifs et multi-objectifs en accordant une importance particulière aux méthodes méta-heuristiques hybrides.

La figure 3.1 représente le principe de base d'une méthodologie d'optimisation [115].

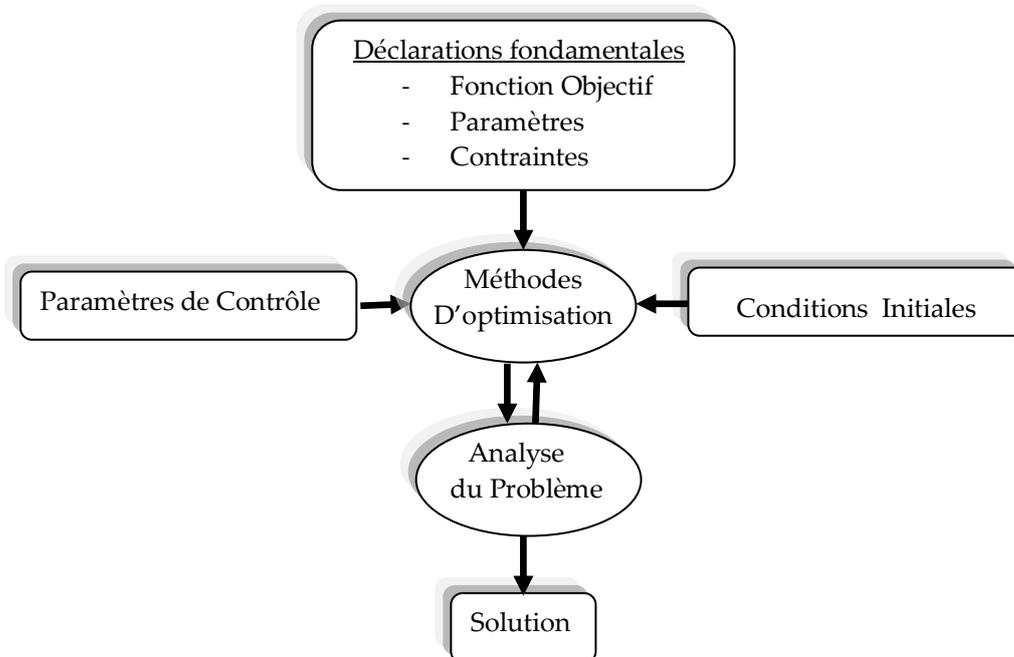


Fig. 3.1 Principe de base d'une méthodologie d'optimisation

En effet, un problème d'optimisation se définit par une *fonction objectif* qui représente ce qu'on désire améliorer dans un dispositif, un ensemble des *paramètres* ou *variables*

d'optimisation correspondant aux variables de la fonction objectif ajustés pour obtenir les solutions optimales et un ensemble de *contraintes* permettant en général de limiter l'espace de recherche (ensemble des solutions possibles du problème) [120, 122]. La résolution d'un problème d'optimisation est réalisée à l'aide de méthodes d'optimisation et consiste à trouver l'optimum du problème posé (meilleures solutions) en minimisant ou maximisant la ou les fonctions objectifs, tout en satisfaisant un ensemble de contraintes conditionnés par des *paramètres de contrôle*: (i) direction de recherche (point de départ ou solution initiale donnée proche de l'optimum recherché qui influe sur la qualité de la solution: cas des méthodes déterministes); (ii) vérification de convergence; (iii) nombre d'itérations; et par des *conditions initiales* tel que : limites des domaines; valeurs initiales des paramètres; etc.

Il ressort de ce qui est déjà évoqué que la définition de problèmes d'optimisation ne contient aucune complexification, mais la résolution exacte de ce type de problème pose un certain nombre de difficultés notamment en termes de temps de calcul. La principale difficulté qui se pose, en présence d'un problème d'optimisation, réside non seulement dans la manière de poser le problème, mais aussi dans le choix judicieux capable de gérer et de résoudre les problèmes d'optimisation en un temps de calcul raisonnable. Ce choix est lié de manière très forte au type de problème que nous traitons. Les problèmes d'optimisation peuvent être de type mono-objectif ou multi-objectif, linéaire ou non-linéaire, contraint ou non-contraint, continu, discret ou combinatoire [1]. La figure 3.2 résume les différents critères qui entrent dans la classification des problèmes d'optimisation.

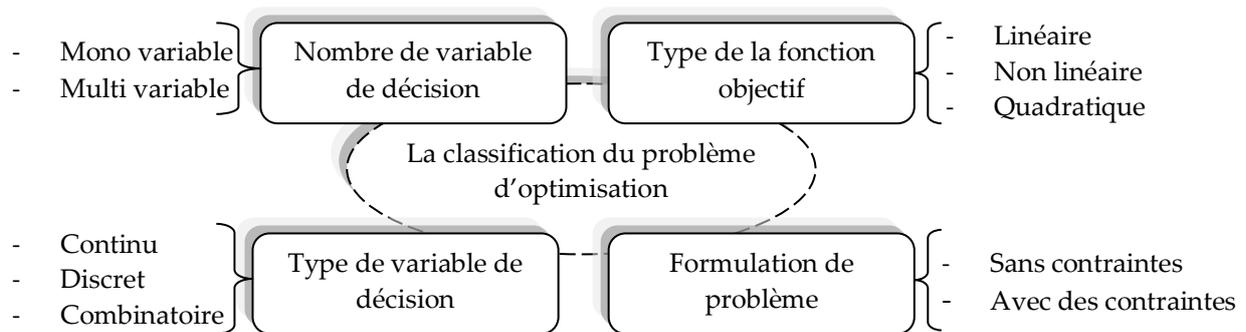


Fig. 3.2 Différents critères de classification d'un problème d'optimisation

a- Minimisation et maximisation

Dans la plupart des cas, un problème d'optimisation est formulé sous forme de minimisation. Dans le cas contraire où un objectif doit être maximisé, nous rajoutons un signe moins devant la fonction objectif [112], [121]:

$$f(x) \rightarrow -f(x) \tag{3.1}$$

b- Optimum local, optimum global

Soit (x^*) la solution d'un problème sur un domaine de définition donné \mathcal{X}^n [114] [116] :

- ✓ x^* représente un optimum (minimum) local s'il existe un voisinage de x^* noté $V(x^*)$ tel que la fonction objectif $f(x)$ soit supérieure à $f(x^*)$ dans ce voisinage :

$$\forall x \in V(x^*) \quad f(x) \geq f(x^*) \quad (3.2)$$

Pour un problème de maximisation, l'inégalité est inversée, c-à-d. la condition (3.2) sera remplacée par la condition:

$$f(x) \leq f(x^*) \quad (3.3)$$

- ✓ l'optimum global est le meilleur optimum local ; ainsi, une solution est dite optimum global si:

- ✚ x^* représente un optimum (minimum) global si, dans tout l'espace de définition \mathcal{X}^n , il ne se trouve pas un point x où $f(x)$ est inférieure à $f(x^*)$:

$$\forall x \in \mathcal{X}^n \quad f(x) \geq f(x^*) \quad (3.4)$$

- ✚ $f(x) \leq f(x^*)$ en cas de problème de maximisation

La figure 3.3 schématise la représentation des optimums locaux et globaux.

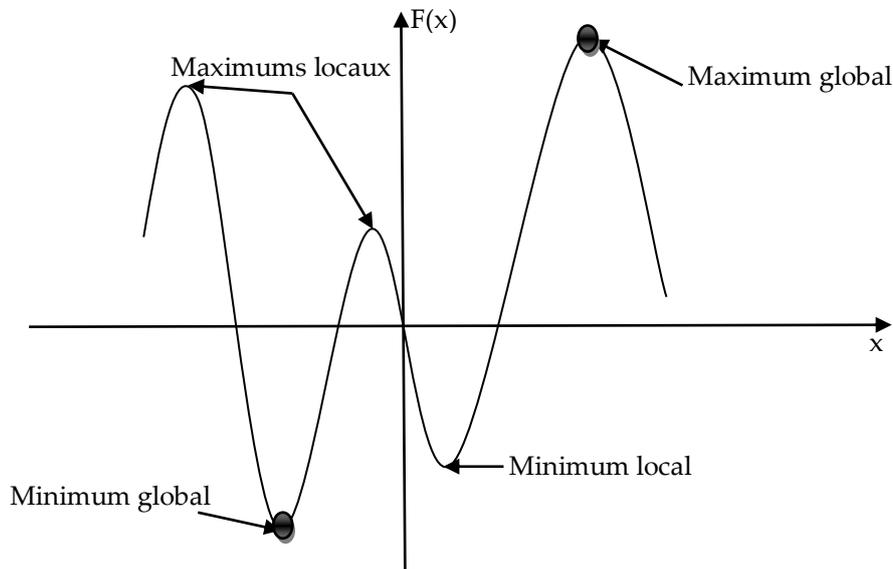


Fig. 3.3 Courbe représentant les optimums locaux et globaux

3.1.2 État de l'art des méthodes d'optimisation

a. Problèmes d'optimisation sans contraintes

Un problème d'optimisation sans contraintes peut se formuler par [119], [123]:

$$\begin{cases} \min \text{ ou } \max \text{ de } F(X) \\ X = \{x_1, \dots, x_n\} \\ x_{im} \leq x_i \leq x_{iM} \quad i = 1, \dots, n \iff X \in S \subset R^n \end{cases} \quad (3.5)$$

Les composantes, $(x_i, i = 1, \dots, n)$ du vecteur X sont connues sous le nom de variables ou paramètres de conception. En électrotechnique, elles peuvent représenter les dimensions géométriques ou les propriétés physiques d'un dispositif (densité de courant, induction magnétique, pertes spécifiques, perméabilité...). L'optimisation d'un problème consiste donc à parcourir l'espace de recherche afin de trouver le point (x^*) qui vérifie l'ensemble des contraintes et minimise ou maximise la fonction objectif.

La fonction $F(X)$ est le critère à optimiser (minimiser ou maximiser), appelée aussi fonction objectif. Elle peut représenter un critère physique (force électromotrice, puissance, couple...), un coût de fabrication,

b. Problèmes d'optimisation avec contraintes

Un problème d'optimisation est dit problème contraint s'il contient au moins une fonction contrainte $g_i(X)$ ou $h_i(X)$ dans sa description. Mathématiquement parlant, un problème d'optimisation avec contraintes s'écrit en général sous la forme suivante [121]:

$$(P) \rightarrow \begin{cases} \min \text{ ou } \max \text{ de } F(X) \\ g_i(X) \leq 0 \quad i = 1, m \\ h_i(X) = 0 \quad i = 1, p \end{cases} \quad (3.6)$$

Ce type de problèmes (P) consiste à trouver l'extremum ou l'optimum global (le minimum ou le maximum) d'une ou plusieurs fonctions objectifs $F(X)$ à n variables d'optimisation $\mathbf{X} = (x_1, x_2; \dots; x_n)'$ soumises à un ensemble de m contraintes d'inégalités $(g_i(X), i = 1, m)$ et/ou p contraintes d'égalités $(h_i(X), i = 1, p)$.

L'ensemble des régions de l'espace de recherche dans lesquelles les contraintes sont respectées est dénommé **domaine réalisable** ou **admissible**. Inversement, l'espace **non-réalisable** où les contraintes sont violées désigne l'ensemble des régions de l'espace où au moins une des contraintes n'est pas respectée.

Un problème contraint peut être résolu par deux approches classées en deux grands groupes : **les méthodes de transformation** et **les méthodes directes** [117], [118] et [121].

- **Les méthodes de transformation** (ou indirectes) : représentent une famille de méthodes qui traite les contraintes indirectement par modification du problème en ajoutant des pénalités à la fonction objectif que nous cherchons à optimiser, transformant de ce fait le problème contraint en une suite de problèmes équivalents sans contraintes partageant les mêmes solutions.

- **Les méthodes directes** : représentent une famille de méthodes qui résolvent directement le problème avec ses contraintes, ce qui implique que leur violation n'est pas reflétée dans la valeur de la fonction objectif et la solution obtenue est soit trouvée en remplaçant le problème original par une suite de sous-problèmes soit approchée à partir d'une optimisation unidirectionnelle.

Ces deux groupes englobent plusieurs méthodes : on peut citer la méthode du Lagrangien augmenté, la méthode des variables mixtes, la méthode des asymptotes mobiles, la méthode de la barrière, la méthode de programmation linéaire (appelée Linear Programming LP), les méthodes de programmation quadratique ou quadratique séquentielle (appelées Quadratic Programming QP et Sequential Quadratic Programming SQP respectivement) et la méthode de pénalité.

Parmi les méthodes proposées dans la littérature, les plus utilisées sont basées sur le principe de pénalité [111], [118]. La méthode de pénalisation est une technique largement répandue. Associer une fonction de pénalité à la fonction objectif est souvent utilisée si au moins une contrainte est violée pendant le processus d'optimisation (l'algorithme ne converge pas et nous nous retrouvons avec des solutions irréalisables). Pour avoir violé les contraintes, les solutions qui ne sont pas admissibles reçoivent une pénalité appliquée à la fonction objectif

Plusieurs formulations ont été proposées introduisant l'ensemble de contraintes dans la fonction objectif sous forme d'une pénalisation. Selon la nature de la fonction de pénalité utilisée, les méthodes de pénalités peuvent être divisées en deux classes : les méthodes de pénalités intérieures et les méthodes de pénalités extérieures [114].

c- Méthodes d'optimisation

La résolution du problème d'optimisation est un problème complexe car il présente plusieurs difficultés liées :

- aux besoins de l'utilisateur et à la diversité des problèmes traités : cherche-t-on une solution globale ou locale ? Souhaite-t-on obtenir un ensemble de solutions optimales ou une solution de cet ensemble ? Le temps de calcul ? ... etc
- aux caractéristiques du problème à résoudre : type de la fonction objectif, type de variable de décision, formulation de problème ? ... etc.

L'optimisation appliquée au domaine de l'électrotechnique permet de résoudre des problèmes qui étaient insolubles auparavant et d'aboutit souvent à des solutions originales grâce,

notamment, au développement d'outils de modélisation, d'algorithmes et à l'accroissement de la puissance de calcul des ordinateurs.

Dans ce contexte, il est devenu nécessaire de construire des dispositifs électrotechniques possédant des performances élevées. Plusieurs techniques ont été développées pour résoudre les problèmes d'optimisation et peuvent être groupées en deux grandes familles : les algorithmes **déterministes** et les algorithmes **stochastiques** [2], [111], [117] et [118] :

- **Les méthodes déterministes (ou exactes) :** sont des méthodes qui nécessitent la connaissance d'une solution de référence pour débiter l'optimisation, ce qui ne laisse aucune place au hasard et conduit à une solution optimale assez proche de la solution de référence. En général, ces méthodes sont qualifiées de méthodes locales, c'est-à-dire qu'elles garantissent une convergence robuste, mais souvent vers l'optimum local le plus proche du point de départ. Dans [118] et [119] ces méthodes de résolution sont classées à partir de leur ordre selon qu'elles nécessitent ou non le calcul des dérivées de la fonction objectif et des fonctions contraintes par rapport aux paramètres. La première regroupe toutes les méthodes d'ordre 0, c'est-à-dire qui ne nécessite pas la connaissance du gradient de la fonction objectif ou de celui des contraintes. La seconde catégorie nécessite que les fonctions F , g_i et h_j soient continûment dérivables ; on les appelle les méthodes d'ordre 1. Cette classification est illustrée figure 3.4.

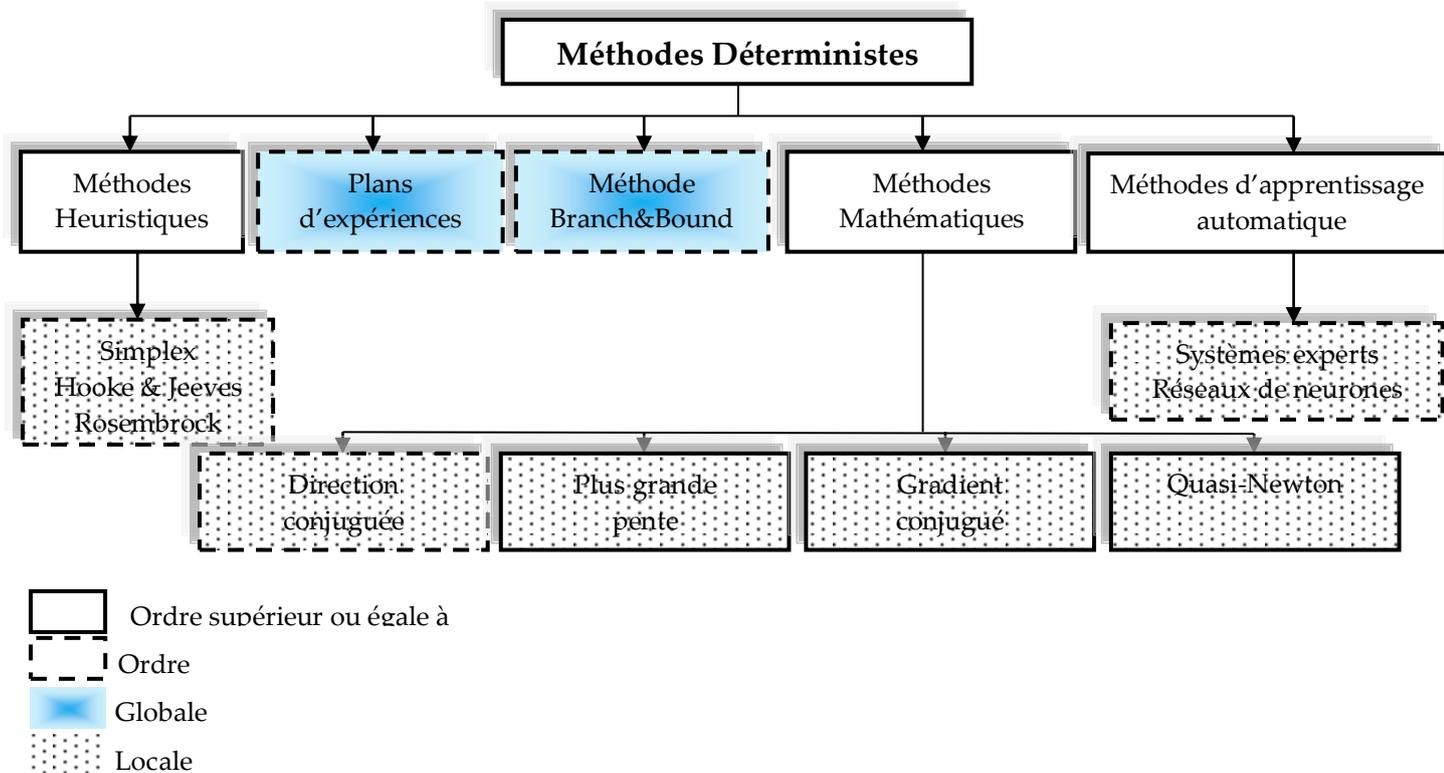


Fig. 3.4 Méthodes d'optimisation déterministes [119]

➤ **Les techniques stochastiques** : sont des méthodes qui s'appuient sur des mécanismes de transitions aléatoires et probabilistes. Contrairement aux méthodes déterministes, ces méthodes sont basées sur des exécutions successives qui peuvent parfois conduire à une même solution pour différentes configurations initiales [121]. Elles sont reconnues comme des méthodes globales qui ne nécessitent ni continuité, ni différentiabilité et qui permettent de localiser l'optimum d'une fonction dans l'espace des paramètres sans avoir recours aux dérivées de la fonction par rapport à ces paramètres ni la connaissance a priori d'un point de départ adapté. Elles permettent un bon compromis entre l'exploration et l'exploitation. De plus, elles ne se laissent pas piéger par un optimum local et réussissent le plus souvent à déterminer l'optimum global de la fonction considérée [124], [125].

Dans les méthodes stochastiques, nous distinguons différentes sous-méthodes comme illustré dans la figure 3.5 [116], [120]. Ces modèles s'appuient sur une recherche intelligente dans un espace grand mais fini en utilisant des méthodes statistiques.

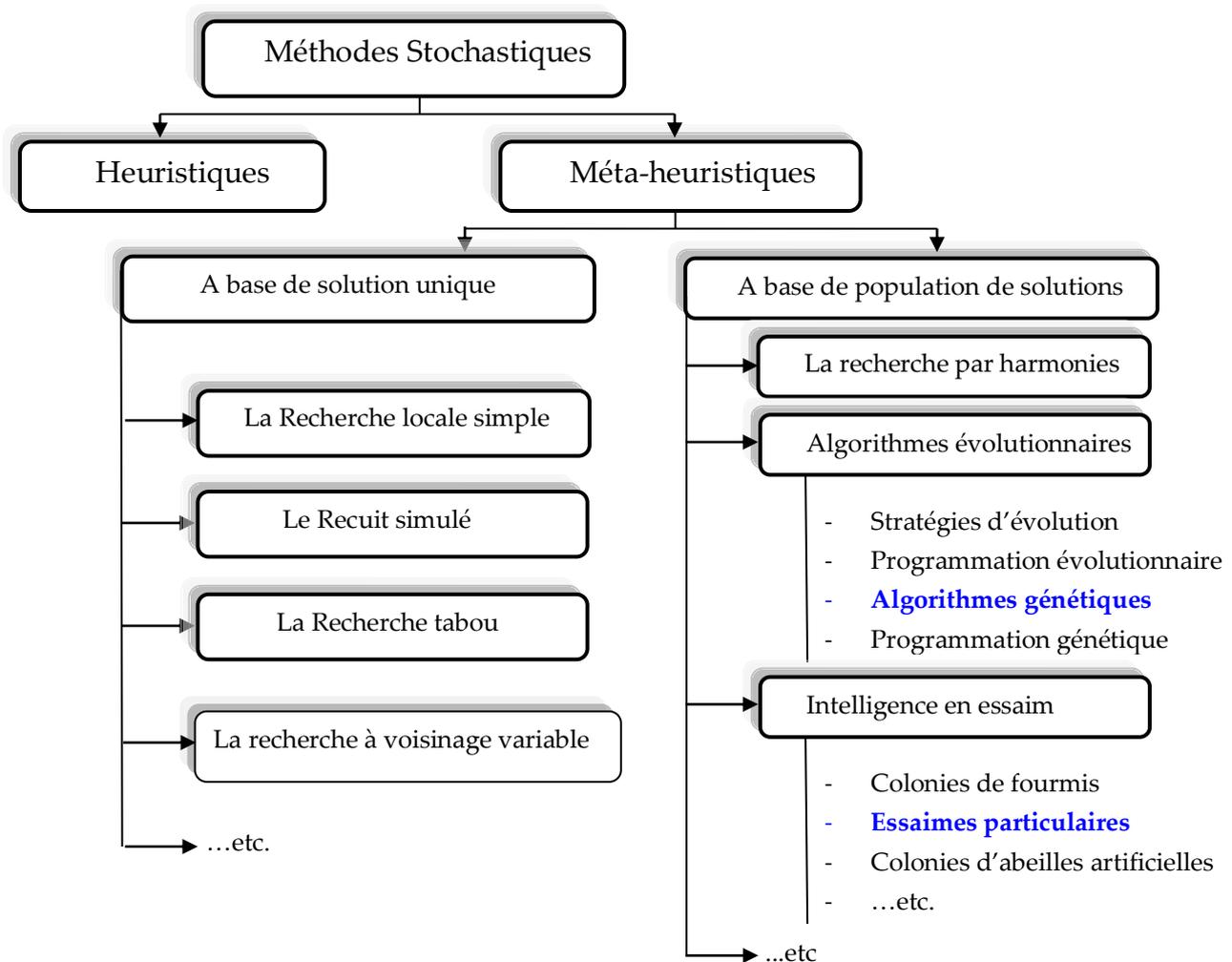


Fig. 3.5 Classification de méthodes stochastiques

3.1.3 Le choix de la méthode d'optimisation

L'idée de s'orienter au départ vers des méthodes déterministes ou de s'orienter vers des méthodes stochastiques présente un intérêt certain. Le choix d'un algorithme particulier est généralement guidé par le problème à résoudre, certains algorithmes étant plus efficaces que d'autres pour des fonctions objectif particulières. Il s'agit de choisir des méthodes capables de travailler sur n'importe quel domaine physique et permettant d'optimiser des fonctions non différentiables, voir discontinues. Selon [114], pour choisir la méthode la mieux adaptée à un problème bien précis, les caractéristiques principales prises en compte sont: la capacité à éviter les minima locaux, la robustesse d'un optimum, la capacité à traiter des problèmes mono- ou multi- objectifs et la rapidité de convergence. Les méta-heuristiques sont une catégorie d'algorithmes probabilistes à part, ayant la particularité de pouvoir traiter des fonctions objectif très complexes sur un grand espace de recherche. Ces méthodes font appel à des mécanismes d'optimisation indépendants de la dérivée de la fonction objectif et peuvent donc être appliquées à une large variété de problèmes.

En nous basant sur les avantages et les inconvénients des deux méthodes selon [117] et [119], nous avons choisi d'utiliser des méthodes méta-heuristiques [110]. Plus exactement, nous allons nous concentrer plutôt sur les méta-heuristiques *distribuées* (basés sur des populations) que sur les méta-heuristiques de *voisinage* (où une seule solution est avancée à la fois, par exemple le *recuit simulé* ou la *recherche tabou*). Les méta-heuristiques distribuées assurent le contrôle d'un certain nombre d'individus groupés au sein d'une population qui ont chacun une évolution plus ou moins indépendante. Nous avons surtout focalisé notre attention sur les algorithmes génétiques (AG) et la méthode d'optimisation par essaim particulaire (OEP ou PSO).

Des études ont montrés que l'optimisation à l'aide d'un algorithme génétique est mieux adaptée qu'un algorithme déterministe notamment dans le cas d'une machine en régime saturé [126]. Les algorithmes génétiques peuvent traiter des variables discrètes ou continues. Du point de vue calcul numérique, ils sont aisément parallélisables, faciles à programmer et à mettre en œuvre. Ils peuvent gérer les discontinuités et ne nécessitent pas la différentiabilité des fonctions coût. Les AG utilisent les seules valeurs de la fonction objectif et non de sa dérivée ou une autre connaissance auxiliaire. Pour un AG, l'optimisation s'applique à une population de points, au lieu d'un point unique, ce qui permet d'explorer un large espace de solutions, d'augmenter la probabilité de retrouver l'optimum global et de gérer plusieurs variables d'optimisation [119], [121] et [127]. Ces raisons nous ont poussés à choisir les

algorithmes génétiques même si elles ne disqualifient en rien les autres méthodes stochastiques et, en particulier, les algorithmes évolutionnistes coopératifs, tels que l'optimisation par essaims de particules ou par colonies de fourmis... C'est pourquoi, dans notre démarche, nous nous orientons aussi vers un autre algorithme stochastique. De la même manière que les algorithmes génétiques s'appuient sur la compétition entre individus, la méthode des essaims particulaires, qui est notre deuxième choix, préfère encourager la collaboration. Chaque individu a accès à des informations venant de ses proches voisins mais aussi à une mémoire primaire de ses expériences passées. Il peut ainsi modifier son comportement et progresser dans son environnement. Cette méta-heuristique est l'un des algorithmes évolutionnaires modernes [116] qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème, proposée en 1995 par Kennedy et Eberhart [128]. Dans ce qui suivra, les algorithmes génétiques et la méthode par essaim de particules seront détaillés.

3.2 Algorithmes génétiques

3.2.1 Introduction

Inspirés de la théorie de l'évolution de Darwin, les algorithmes génétiques (AG) font partie de la grande famille des algorithmes dits évolutionnaires (un sous-ensemble des méta-heuristiques) [116, 130]. C'est au début des années 60 qu'ont été menés les premiers travaux sur les AG par une équipe de chercheurs dirigée par Holland [131]. Des améliorations ont par la suite été introduites, notamment au niveau de l'implémentation informatique, par Goldberg (1994), Lutton (1999), Michalewicz et Fogel (2000), Deb et al. (2006) [111], [117], [119], [129]. Les AG sont actuellement une des méthodes les plus diffusées et les plus utilisées dans la résolution de problèmes d'optimisation dans de nombreux domaines de recherche. Il s'agit d'une technique de recherche globale capable de travailler sur des espaces discrets ou continus, particulièrement efficace lorsque la fonction *objectif* possède de nombreux optima locaux. Les AG sont basés sur la traduction mathématique de phénomènes naturels qui sont la sélection naturelle (qui détermine quels membres d'une population survivent et se reproduisent) et de la reproduction (qui assure le brassage et la recombinaison des gènes parentaux, pour former des descendantes aux potentialités nouvelles) [2], [110].

Dans cette section, nous allons commencer par donner le principe des algorithmes génétiques en détaillant les différents paramètres utiles pour l'implémentation de la technique.

3.2.2 Principe des algorithmes génétiques

Le principe de base des algorithmes génétiques est relativement simple. Cette théorie s'appuie sur l'idée que les individus d'une population bien adaptés à leur environnement ont une grande probabilité de survivre et de se reproduire en donnant des descendants encore mieux adaptés. C'est le processus de sélection naturelle qui cause l'évolution des espèces. Par analogie avec l'évolution naturelle, les algorithmes génétiques font évoluer un ensemble initial de solutions candidates, appelé "population initiale d'individus". Un "individu" n'est autre qu'une solution possible du problème à résoudre. A chaque individu de cette population est attribuée une grandeur calculée par la fonction coût (fonction objectif). Ce coût permet de mesurer la qualité ou le poids de cette solution. Grâce à cela, les meilleurs individus de cette population sont sélectionnés. Ensuite, ils subissent des opérations génétiques (des croisements et des mutations) pour qu'une nouvelle population de solutions soit produite pour la génération suivante. Ce processus se poursuit, génération après génération, jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. La figure 3.6 présente le schéma de principe d'un AG.

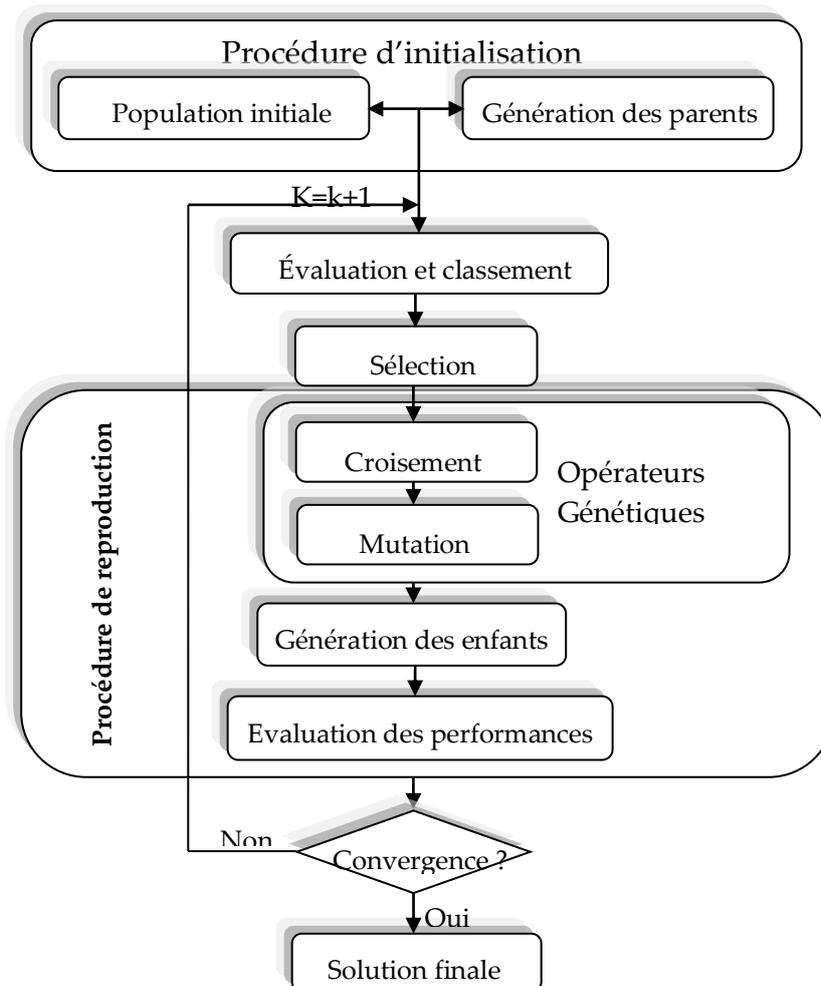


Fig. 3.6 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique

3.2.3 Mécanismes des algorithmes génétiques

1. Génération de la population initiale

La première étape consiste à construire une population initiale constituée de N_{ind} individus. Dans notre cas, chaque individu représente une architecture particulière d'une machine à reluctance variable (une solution particulière du problème à optimiser) ; à l'image du monde de la génétique, ces caractéristiques sont codées sous la forme de chromosomes. Une constitution spécifique, nommée phénotype, correspond à un arrangement de gènes (Fig.3.7). Chaque individu possède un nombre de gènes x_i égale à l'ensemble de vecteurs phases de n éléments, les gènes représentent les variables d'entrée qu'il faut optimiser. Ces gènes sont encodés grâce à une suite de nombres binaires. Par conséquent, l'alphabet des gènes comprend deux valeurs : soit 0, soit 1. Le domaine associé à une variable est donc fractionné en N_{bit} où N_{bit} représente le nombre de bits associé à un gène. Dans cette thèse, les paramètres géométriques sont considérés comme des variables discrètes codées sur 30 bits. Les premiers individus sont générés seulement d'après la longueur totale des chromosomes (*string length*) sans égard au sens physique que peut représenter la suite binaire. Les gènes de départ sont donc sélectionnés aléatoirement. Une fois que l'ensemble des variables est défini, l'étape suivante consiste à décoder les chromosomes afin de connaître l'architecture des différents individus. Donc la première étape de l'algorithme génétique est de générer une population initiale, représentant un ensemble de solutions du problème à optimiser, sous forme d'une matrice de taille $popsize \times (stringlength + n + 1)$:

$$pop = \begin{pmatrix} \text{binary string1} & x_1 & f(x_1) \\ \text{binary string2} & x_2 & f(x_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \text{binary string popsize} & x_{popsize} & f(x_{popsize}) \end{pmatrix}$$

0110.....10		
Binary representation	Real value of x	Fitness of x(f(x))

Fig. 3.8 Représentation binaire pour l'optimisation d'une fonction à un seul variable

Il n'y a pas de standardisation quant au choix de la taille des populations. Une population trop petite évoluera probablement vers un optimum local peu intéressant [129]. Une population

trop grande ralentira le processus d'optimisation (temps de convergence excessif). Finalement, la taille de la population doit être choisie de façon à réaliser un bon compromis entre temps de calcul et qualité du résultat. On pourrait utiliser une taille de population de cinq à dix fois le nombre de variables à optimiser [117]. Selon les travaux expérimentaux de Hajji [119], la taille de la population est choisie entre 30 et 240 pour une fonction analytique à 2 variables.

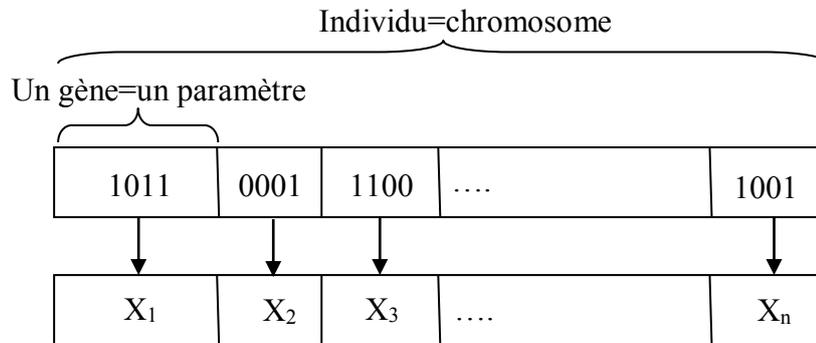


Fig. 3.7 Représentation d'un individu, codage binaire et codage réel

2. Codage et décodage des chromosomes

Dans l'algorithme génétique de base, tel qu'il a été élaboré par Holland, la première chose à se demander est: « comment les paramètres peuvent se coder ? »

Dans un AG, nous ne travaillons pas directement avec les données du problème mais avec une représentation de celles-ci appelées codage. La forme codée d'une solution de la fonction objectif est un chromosome constitué par un ensemble de gènes qui décrit complètement un individu. Un gène correspond à un paramètre et un seul x_i formé de 0 et 1 (chaque valeur réelle est codée par son équivalent en binaire). L'ensemble des individus est appelé population.

Le choix du codage doit être compatible avec l'algorithme génétique pour permettre la convergence de celui-ci vers l'optimum global mais doit aussi être compatible avec le problème traité pour être représentatif de ce dernier [111]. Il conditionne fortement l'efficacité de l'AG [129].

Il y a plusieurs types de codage : binaire, réel, codage de Gray et codage dynamique des paramètres, chacun ayant ses propres avantages et inconvénients [119]. Le codage le plus fréquemment utilisé est basé sur une représentation en tableau binaire [119], [111]. Ce choix est particulièrement approprié aux algorithmes génétiques puisque ce type de codage permet de faciliter l'implémentation des opérateurs de mutation et de croisement. Cependant, sa performance est conditionnée par la longueur de la chaîne.

Le décodage est la procédure inverse. Soit à décode le chromosome correspondant à chaque individu x_i évoluant dans l'intervalle réel $[a, b]$. Cette étape associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. On utilisera la formule de décodage suivante [119] :

$$x_i = a + \frac{(b-a)}{2^L - 1} \sum_{j=1}^L b_j^i 2^{L-j} \quad (3.7)$$

Où a et b sont respectivement les bornes supérieure et inférieure de l'intervalle de variation des phases. Le vecteur obtenu servira ensuite à calculer la fonction fitness de cet individu. Ce mécanisme doit être capable de produire une population d'individus non homogène qui servira de base pour les générations futures.

3. Evaluation et classement des individus

A chaque chromosome (à chaque solution), nous associons une fonction d'évaluation appelée fonction *fitness* reliée à la valeur de la fonction objectif. Celui qui aura une mauvaise valeur de la fonction *fitness* aura une probabilité forte d'être éliminé par le processus de sélection [114].

Après avoir évalué la *fitness* des individus, on classe ces derniers selon leur qualité. Cette étape a pour but de classer les individus selon leur performance par rapport aux autres membres du groupe. Ce classement sera ensuite employé lors de la sélection qui est décrite à la section suivante. Une fois le classement achevé, c.à.d. après que la population ait été triée en ordre décroissant de valeur de fonction objectif $f(x)$, l'étape suivante consiste à sélectionner les phénotypes aux fins de la reproduction à partir de la liste qui vient d'être construite [111, 132].

4. Sélection

Face à des changements de leur environnement, certains individus d'une population possèdent des attributs génétiques qui favorisent leur survie, et du même coup, leur chance de se reproduire. Ces derniers transmettent alors leur bagage génétique à leurs enfants qui forment la nouvelle génération. En répétant ce processus de sélection sur plusieurs générations, la population tend à s'améliorer. C'est sur ce principe fondamental de la nature que se base la recherche de l'algorithme génétique [119, 129].

Avec l'AG, la sélection consiste à déterminer le nombre de fois qu'un individu est choisi pour se reproduire, et par là même, le nombre d'enfants que cet individu produira. L'opérateur de sélection est généralement basé sur la théorie de Darwin. Ainsi les meilleurs individus ont plus de chance de survivre et de se reproduire. Cet opérateur ne crée pas de

nouveaux individus (toujours constituée de N_{ind} individus) mais identifie les individus sur la base de leur *fitness*. Les individus les mieux adaptés sont sélectionnés alors que les moins bien adaptés sont exclus sans avoir la possibilité d'avoir des descendants [114]. Cette opération est complémentaire au classement des individus impliqués à la section précédente.

Plusieurs algorithmes de sélection ont été développés dans la littérature dont nous citerons à titre indicatif non exhaustif : la sélection proportionnelle et la sélection par rang [118] ; hybride entre l'élitisme et la roue de la fortune : le meilleur individu est sélectionné puis la roue de la loterie est lancée sur les $(N - 1)$ individus restants [32]; sélection par roulette, par rang ou par tournoi [111], [114] et [119].

5. Reproduction avec croisement et mutation

5. 1 Croisement (cross-over)

L'opérateur à la base de la production de nouveaux chromosomes dans l'algorithme génétique est le croisement. À l'instar du monde vivant, la reproduction génère de nouveaux individus qui possèdent une partie du bagage génétique des deux parents. Comme pour la plupart des éléments de l'AG, la mécanique du croisement contient une grande part d'aléatoire. Classiquement, les croisements s'effectuent en choisissant deux individus au hasard (parents) qui seront "croisés" avec une certaine probabilité de croisement p_c signifie que, quand deux parents sont candidats à la reproduction, nous tirons un réel X aléatoirement selon une loi uniforme sur l'intervalle $[0,1]$, si X est inférieur à p_c , nous croisons alors les parents de façon à générer deux nouveaux individus (enfants). Les enfants remplaceront leurs parents et formeront la nouvelle population intermédiaire. La valeur typique de la probabilité de croisement s'étend de 0.6 à 0.95 [117]. De plus, il existe une vaste gamme d'opérateurs de croisements : le croisement type 1-point, type 2-points, le croisement uniforme, le croisement non uniforme, le croisement arithmétique entier, le croisement arithmétique simple, le croisement barycentrique [2], [111], [119], [129]. Pour des variables discrètes codées sous une forme binaire, dans notre algorithme, nous avons opté pour le croisement à un point. Pour ce type de croisement, on choisit au hasard "un site de coupe" entre les deux parents, choisi aléatoirement entre 1 et $(stringlength - 1)$ qui permet de définir les gènes à croiser. Cette technique de reproduction, illustrée à la figure 3.9, est adoptée dans cette étude.

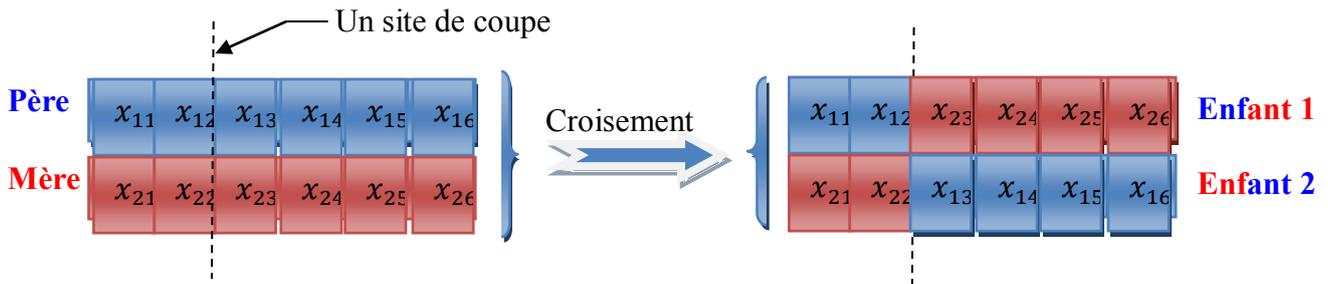


Fig. 3.9 Représentation d'un croisement de deux chaînes en un point

5.2. Mutation

Dans la nature, la mutation est considérée comme une des forces dominantes de l'évolution. Ce processus modifie aléatoirement le matériel génétique d'un organisme, ce qui a pour effet de créer une nouvelle structure génétique. Certaines mutations peuvent engendrer des modifications qui altèrent la performance d'un individu. Par exemple, une mutation très utilisée est de tirer aléatoirement un seul gène dans le chromosome et à le remplacer par une valeur aléatoire avec une probabilité de mutation p_m (élargir ainsi l'espace des solutions explorées) [129]. Grâce à la sélection naturelle, les mutations défavorables sont graduellement éliminées [111]. En revanche, ces substitutions aléatoires peuvent parfois être fort bénéfiques. Si tel est le cas, les modifications tendent à se propager au sein de la population au fil des générations.

Dans l'algorithme génétique, la mutation est nécessaire afin de bien diversifier la recherche. Ce mécanisme peut produire des transformations de la structure qui ne peuvent pas être obtenues par croisement. La mutation garantit que la probabilité de générer une séquence spécifique n'est jamais nulle. Il arrive parfois que les informations importantes contenues dans les gènes disparaissent au cours des opérations de croisement. Le rôle essentiel de la mutation est de remédier à ce type de dégénérescence [119]. D'autre part, l'opérateur de mutation a pour rôle d'empêcher l'algorithme de stagner, si la population converge vers un optimum local [111]. Le choix de la valeur de p_m est critique car il introduit des effets importants sur les performances de l'algorithme génétique. Dans la littérature spécialisée, on suggère une probabilité de mutation très basse pour assurer la convergence asymptotique de la méthode dans l'espace d'exploration [117]. Une probabilité de mutation plus grande que 0.5 transforme l'algorithme génétique en un algorithme de recherche purement aléatoire (diminue l'efficacité de cette méthode d'optimisation). Avec une petite probabilité de mutation, la diversité des résultats augmente fortement. En effet, les meilleurs et les plus mauvais résultats ont été obtenus pour une très faible probabilité de mutation variant entre 0,01 et 0,1. Un

individu, choisi aléatoirement dans la population, mute si sa probabilité de mutation p_m vérifie la condition [111] : $rand < p_m$

Pour mettre en œuvre ce principe de manière pratique, plusieurs variantes sont possibles : locale, uniforme ou classique.

Pour un chromosome donné, la mutation n'agit que sur un seul bit si nous utilisons le codage binaire ou un seul gène si nous utilisons le codage réel. La figure 3.10 illustre le principe général de mutation dans une chaîne.

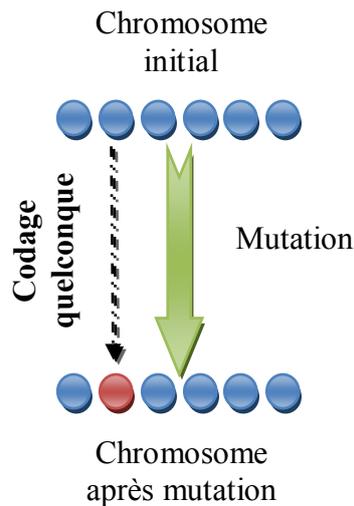


Fig. 3.10 Représentation du principe de mutation dans une chaîne [121].

6. Nouvelle génération

Après avoir été soumis à la mutation, les enfants sont alors prêts à être réinsérés dans la prochaine génération. Au cours de cette étude, la technique employée pour construire la nouvelle population se fonde sur une stratégie multi-élite. En effet, un groupe constitué des N_m meilleurs individus issus de la génération précédente forme la base de la génération en cours de construction. Ensuite, on complète la population, contenant N_{ind} individus, par les enfants issus du croisement. Le nombre d'individus constituant la progéniture est alors égal à $N_e = N_{ind} - N_m$ où N_e désigne le nombre d'enfants. Lors de l'étape de la reproduction, N_e nouveaux phénotypes sont produits et la totalité de ces individus est implantée dans la nouvelle génération, et ce, sans tenir compte de la performance de ces derniers [133].

7. Critère d'arrêt et convergence

La recherche se termine lorsqu'un critère de convergence est atteint. Ce dernier peut prendre différentes formes [119] : (i) un premier critère consisterait à fixer un nombre de générations maximales, après quoi on interrompt le calcul ; (ii) un deuxième critère porterait sur le nombre de générations maximales sans changement dans la fonction objectif, ce qui

constituerait un critère de convergence. Cette dernière approche est employée au cours de cette étude. Si la valeur optimale de la fonction objectif $f(x)$ est connue, il est également possible d'arrêter l'optimisation lorsqu'on atteint un résultat suffisamment près de l'optimum désiré (cas des fonctions de test). Le nombre minimal de générations sans changement choisi est 100.

3.3 Optimisation par Essaim Particulaire

3.3.1. Concepts de base de l'OEP

L'optimisation par essaim particulaire (OEP) ou Particle Swarm Optimization (PSO) est une nouvelle classe des méta-heuristiques, faisant partie des méthodes d'optimisation stochastiques de type évolutif, de plus en plus utilisée dans le domaine de la conception [134-136]. En se basant sur les études de Reeves, Reynolds et surtout des résultats de Heppner et Grenander [137-139], Eberhart et Kennedy ont proposé un algorithme basé sur l'intelligence des essaims pour la première fois au début des années 90 [128] et fondé sur une population stochastique de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème présenté. Cette méthode est particulièrement adaptée pour les systèmes non-linéaires car ne nécessitant pas le calcul des dérivées première et seconde, contrairement aux méthodes de type gradient. Son idée de base est inspirée des actions des groupes d'animaux (essaims) tels que les bancs de poissons, les volées d'oiseaux ou les essaims d'insectes dans leur recherche des meilleures régions de subsistance. Ainsi, pour réaliser son prochain mouvement, chaque individu de la population a la mémoire de son expérience personnelle et l'information fournie par l'ensemble du groupe sur les régions les plus prometteuses afin que l'individu se déplace au mieux dans le domaine de solutions à la recherche des régions optimales. Cette contribution de l'expérience globale, en plus de l'expérience personnelle, est une des particularités de la méthode OEP ce qui lui assure le succès dans les recherches globales.

Le déplacement d'une particule de l'essaim à la recherche de l'optimum global est influencé par les trois composantes suivantes [120, 140] :

1. une composante *d'inertie* : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement ;
2. une composante *cognitive* : la particule tend à se fier à sa propre expérience et à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée ;
3. une composante *sociale* : la particule tend à se fier à l'expérience de ses congénères et à se diriger vers le meilleur site déjà atteint collectivement par l'essaim.

Ainsi, l'évolution d'une particule peut être résumée comme étant une combinaison de trois types de comportements : aventureuse ou égoïste (suivre sa voie en fonction de sa vitesse actuelle), conservatrice (revenir en arrière en prenant en compte sa meilleure performance) et panurgienne (suivre aveuglement la meilleure particule en considérant sa performance) [136]. La figure 3.11 schématise le principe de mouvement d'une particule d'essaim illustrant les tendances employées durant le mécanisme de collaboration [112,116].

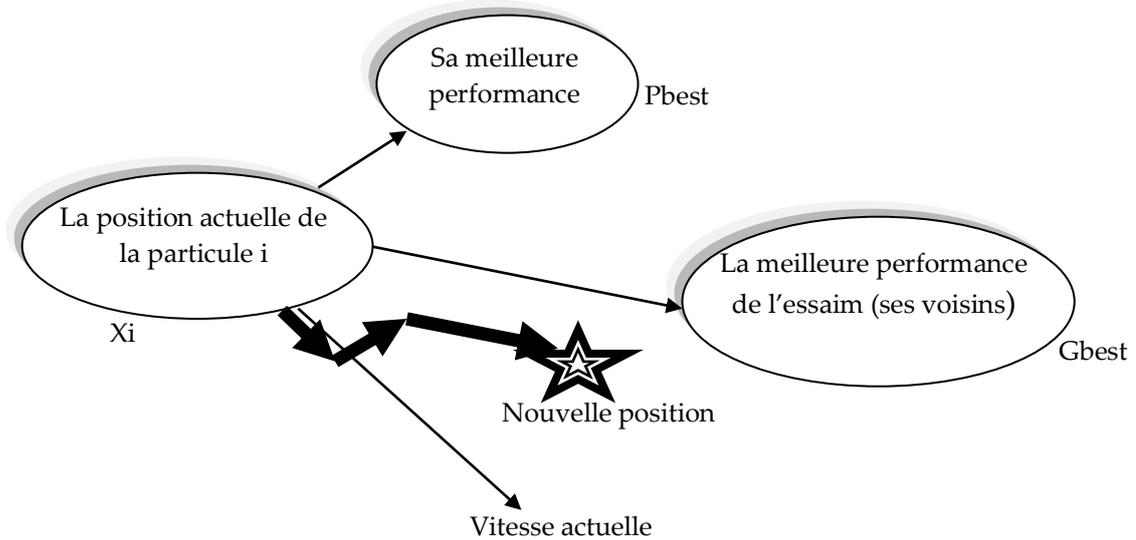


Fig. 3.11 Principe de déplacement d'une particule

3.3.2. Formulation mathématique

Comme les algorithmes génétiques, l'algorithme de l'OEP démarre le processus d'optimisation par une initialisation aléatoire des particules de l'essaim (population) qui se déplacent dans un espace de recherche de dimension D . Chacune des positions peut être considérée comme une solution. La particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ et par son vecteur vitesse $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. La qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée que l'on note $\vec{P}_{best_i} = (p_{best_{i1}}, p_{best_{i2}}, \dots, p_{best_{iD}})$. La meilleure position atteinte par ses particules voisines est notée $\vec{G}_{best} = (g_{best_1}, g_{best_2}, \dots, g_{best_D})$. En effet, à chaque itération de l'algorithme (l'itération $t+1$), chaque particule est déplacée suivant le vecteur vitesse et le vecteur position qui sont calculés à partir des l'équation (3.8) et (3.9), respectivement. Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les \vec{P}_{best} et \vec{G}_{best} sont ainsi actualisées.

$$v_{i,j}^{t+1} = \underbrace{wv_{i,j}^t}_{\text{Inertie}} + \underbrace{c_1 r_{1,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t]}_{\text{Influence Personnelle}} + \underbrace{c_2 r_{2,j}^t [gbest_j^t - x_{i,j}^t]}_{\text{Influence Sociale}} \quad (3.8)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1}, j \in \{1, 2, \dots, D\} \quad (3.9)$$

Les trois composantes citées auparavant (d'inertie, cognitive et sociale) sont représentées dans l'équation (3.8) par les termes suivants [112, 120]:

1. $wv_{i,j}^t$: correspond à la composante d'inertie du déplacement où le paramètre w contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;
2. $c_1 r_{1,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t]$: correspond à la composante cognitive du déplacement où le paramètre c_1 contrôle le comportement cognitif de la particule ;
3. $c_2 r_{2,j}^t [gbest_j^t - x_{i,j}^t]$: correspond à la composante sociale du déplacement où le paramètre c_2 contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Où :

$v_{i,j}^{t+1}, v_{i,j}^t$: sont les vitesses de la particule aux itérations t et $t+1$.

$x_{i,j}^t$: est la position de la particule à l'itération t .

$Pbest$: est la meilleure position de la particule.

$Gbest$: est la meilleure position d'un voisin à l'itération t .

w : est en général une constante appelée facteur d'inertie qui maintient un équilibre entre l'exploration et l'exploitation. Pour maintenir les individus à l'intérieur du domaine des variables et pour assurer la stabilité de l'essaim, il est conseillé de garder la valeur de cette inertie massique en-dessous de 1 [1].

c_1 et c_2 : sont deux constantes appelées coefficients d'accélération. Le choix de c_1 et c_2 a une grande influence sur l'évolution des individus vers la meilleure valeur globale ; l'équilibre entre les comportements individuel et social de la particule est assuré quand elles sont égales [141].

r_1 et r_2 : sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans $[0; 1]$, à chaque itération et pour chaque dimension j .

3.3.3. Algorithme de l'OEP

L'algorithme de l'OEP commence par initialiser la taille de l'essaim ainsi que les différents paramètres, affecter à chaque particule une position et une vitesse initiales et initialiser les pbest. Ensuite, calculer les *fitness* des particules afin de pouvoir calculer la meilleure position trouvée par l'essaim gbest. La valeur de la fonction objectif de la particule xi est notée f(xi). Cette dernière est calculée en utilisant une fonction spéciale au problème traité. Afin de mettre à jour les valeurs de xi, pbest et gbest, leurs *fitness* sont calculées à chaque itération de l'algorithme. xi est mise à jour selon l'équation (3.9). pbest et gbest sont mises à jour si les conditions « f(xi) est meilleur que f(pbest) et f(pbest) est meilleur que f(gbest) » sont vérifiées respectivement. Le processus est répété jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt. Les étapes de base d'implémentation de la stratégie OEP pour optimiser une fonction *f* sont:

Etape 1: *Entrées*

Domaine de recherche (minPosition, maxPosition), ProblemSize, pulationSize, c1, c2, w, MaxIteration, Fonction à maximiser f.

Etape 2: *Génération d'un état initial de chaque particule.*

Initialiser chaque vecteur de particule de l'essaim en affectant une vitesse et une position aléatoires dans l'espace de recherché.

Etape 3: *Evaluation du point de recherche de chaque particule*

Les points de recherche courants sont évalués au moyen de la fonction objective $f(X_i)$ relative au système d'étude.

Si la valeur d'une particule $f(X_i)$ est meilleure que son $f(pbest)$ courant, *pbest* prend cette nouvelle valeur $pbest=X_i$.

Si la meilleure valeur de $f(pbest)$ est meilleure que $f(gbest)$ courant, *gbest* est remplacé par cette meilleure valeur et la particule qui correspond à cette meilleure valeur est ainsi stockée $gbest=pbest$.

Etape 4: *Modification de chaque point de recherche*

Mettre à jour de la vitesse et de la position de chaque particule pour la prochaine iteration par les equations:

$$v_{i,j}^{t+1} = wv_{i,j}^t + c_1r_{1,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t] + c_2r_{2,j}^t [gbest_j^t - x_{i,j}^t]$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1}$$

Etape 5: *Mise à jour de la meilleure performance individuelle pbest.*

Etape 6: *Mise à jour de la meilleure performance globale de voisinage Gbest.*

Etape7: *Tant que la condition d'arrêt (nombre maximal d'itérations) n'est pas vérifiée, répéter les étapes 3-6 jusqu'à satisfaire ce critère.*

Fig. 3.12 Les différentes étapes de la méthode des essais particulaires

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons essayé d'aborder quelques notions de base sur les techniques d'optimisation. Nous avons présenté des définitions de notions ayant un rapport avec les méthodes d'optimisation. Nous avons aussi, au cours de ce chapitre, présenté des outils d'optimisation. Ils ont été classés en deux grandes classes: (i) les algorithmes déterministes ou exacts, (ii) les algorithmes stochastiques. Nous avons présenté deux méta-heuristiques que nous voulons employer pour résoudre notre problème, à savoir l'optimisation par essaim de particules (OEP) et l'optimisation par algorithmes génétiques (AG). Leurs particularités se résument dans le fait qu'elles sont inspirées de la nature et qu'elles fournissent chacune une famille de solutions.

Optimisation du couple de la MRV-DS

6/4

Sommaire

Introduction.....	82
4.1 Optimisation.....	82
4.2 Influence des paramètres géométriques sur la fonction objectif.....	83
4.2.1 Influence de l'ouverture angulaire de la dent rotorique.....	83
4.2.2 Influence de l'ouverture angulaire de la dent statorique.....	84
4.2.3 Synthèse des résultats obtenus.....	84
4.3 Démarche de conception par optimisation.....	85
4.4 Conception par optimisation de la MRV à l'aide d'AG.....	86
4.4.1 Première optimisation.....	86
4.4.1.1 Formulation du problème d'optimisation.....	86
a) Conditions d'optimisation (objectif et variables d'optimisation).	86
b) Contraintes d'optimisation.....	87
4.4.1.2 Résultats.....	88
4.4.2 Deuxième optimisation.....	92
4.4.2.1 Formulation du problème d'optimisation.....	92
a) Conditions d'optimisation (objectif et variables d'optimisation).	92
b) Contraintes d'optimisation.....	93
4.4.2.2 Résultats.....	94
4.5 Conception par optimisation de la MRV à l'aide d'OEP.....	96
4.5.1 Formulation du problème d'optimisation.....	96
4.5.2 Résultats.....	97
Conclusion.....	100

Introduction

Dans ce quatrième et dernier chapitre, nous terminerons nos travaux de thèse en présentant une démarche d'optimisation sous contraintes de la géométrie de la MRV étudiée. Nous avons en effet souhaité exploiter les travaux de modélisation en proposant une démarche d'optimisation de la structure géométrique ayant pour but de maximiser le couple électromagnétique moyen. A cet effet, nous avons appliqué deux méthodes d'optimisation stochastiques développées dans le chapitre trois: (i) optimisation par algorithmes génétiques (AG), (ii) optimisation par Essaim de Particules (PSO). En premier lieu, nous allons étudier l'influence des paramètres géométriques de la machine sur le couple en utilisant le modèle semi-numérique. Cette étude va nous permettre de déterminer les paramètres géométriques permettant d'avoir un couple élevé. Cette estimation nous servira de point de départ pour l'optimisation numérique abordée dans les paragraphes suivant. Les résultats trouvés sont de bons indices de comparaison entre les deux méthodes d'optimisation testées. La comparaison établie en fin de chapitre montre que la méthode PSO est efficace et surpasse les algorithmes génétiques en termes de simplicité et de souplesse de manipulation des contraintes.

4.1 Optimisation

Dans le chapitre deux, nous nous sommes attachés à présenter des modèles permettant l'estimation des grandeurs magnétiques de la MRV. En particulier, à partir de la connaissance de la géométrie de la machine et des paramètres magnétiques des matériaux, les modèles sont capables de calculer le couple électromagnétique moyen ainsi que le couple électromagnétique instantané. A présent, nous allons exploiter ces modèles afin de les inclure dans une boucle d'optimisation peu coûteuse en temps de calcul. C'est l'objectif affiché dans ce chapitre où nous allons présenter les résultats de deux analyses que nous avons effectuées.

Dans un premier temps, nous avons utilisé un modèle semi-numérique (MEF-CME) offrant un bon compromis entre sa précision et son temps de calcul, lequel modèle va servir de base à notre étude. Afin d'optimiser les dimensions de notre machine, le modèle a été couplé à un outil d'optimisation. Il s'agit de deux algorithmes d'optimisations stochastiques itératifs développées dans le chapitre trois, à savoir, la méthode des algorithmes génétiques (AG) et la technique d'optimisation par essaim de particules (PSO).

A cet effet, nous avons réalisé un programme sous environnement MATLAB qui simule ces deux méthodes. Nous procéderons dans la dernière section à une comparaison des résultats d'optimisation par PSO avec les mêmes fonctions objectives et sous les mêmes conditions de fonctionnement décrites pour l'AG.

Nous allons dans un deuxième temps élaborer une géométrie de machine optimisée d'un point de vue entièrement analytique en montrant que l'algorithme génétique est fiable pour un nombre important de paramètres géométriques.

Nous avons déjà présenté un modèle utilisant des simulations par éléments finis pour la prédiction des performances magnétiques du moteur à réluctance variable. Ce type de modèle a l'avantage d'être précis. Néanmoins, l'inconvénient principal des méthodes numériques type éléments finis est leur temps de calcul prohibitif. Autrement dit, le modèle est plus lourd en temps de calcul que les deux autres modèles présentés. Par ailleurs, il faut noter que les méthodes méta-heuristiques présentent certaines limites au niveau du temps de calcul souvent pénalisant (nombreux calculs, en particulier au niveau de la fonction objectif). En résumé, le processus d'optimisation peut être long et nécessiter de puissants moyens de calcul. Par conséquent, il est difficile d'implanter ces méthodes dans des boucles d'optimisations géométriques. Signalons que de très nombreux travaux dans la littérature traitent du lien complexe entre le calcul par éléments finis et les méthodes d'optimisation [10, 80, 86, 87].

4.2 Influence des paramètres géométriques sur la fonction objectif

Il est bien connu que les angles d'ouvertures dentaires du stator, β_s , et du rotor, β_r , ont un impact direct sur le couple électromagnétique et sont des paramètres flexibles pour la conception des MRV [6, 7, 10, 14, 16, 17, 142]. Ces deux variables de conception agissent directement sur la production du couple. Par conséquent, ils ont été adoptés comme paramètres principaux dans le processus d'amélioration du couple électromagnétique de la MRV.

Avant d'entamer l'optimisation, nous débutons par une étude préliminaire des variables de conception (β_s , β_r) retenus. Cette étude permettra d'examiner l'évolution des performances de la MRV en fonction de ces deux paramètres géométriques et donc de mesurer leur impact. Ces calculs sont effectués sur le modèle semi-numérique.

4.2.1 Influence de l'ouverture angulaire de la dent rotorique

Commençons par analyser l'influence de l'ouverture angulaire de la dent rotorique sur les performances magnétostatiques de la MRV, notamment sur le couple électromagnétique moyen. L'évolution de la fonction objectif est donnée par la figure 4.1.

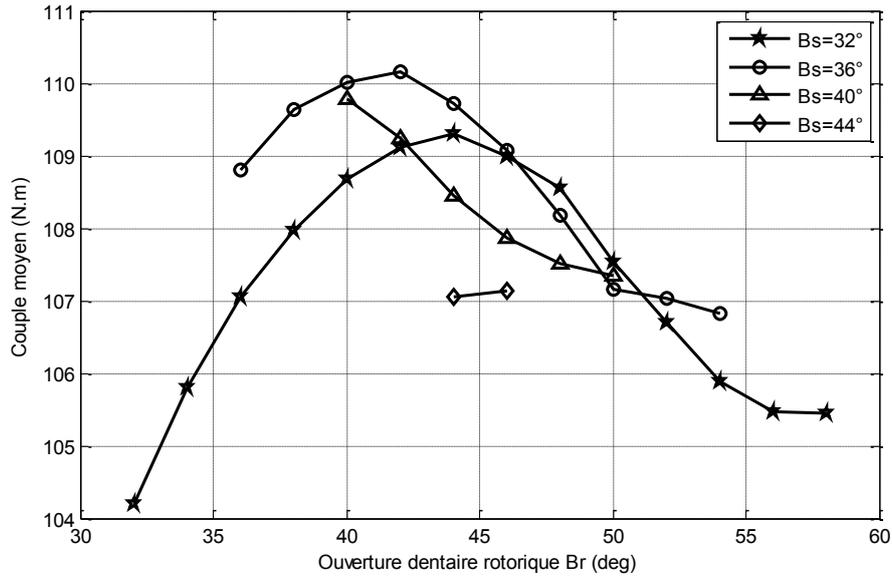


Fig. 4.1 Variation du couple moyen en fonction de l'ouverture angulaire rotorique

4.2.2 Influence de l'ouverture angulaire de la dent statorique

Comme précédemment, nous examinerons ici l'influence de l'ouverture angulaire de la dent statorique sur l'évolution du couple moyen en gardant constante l'ouverture angulaire de la dent rotorique. Les résultats sont présentés sur la figure 4.2.

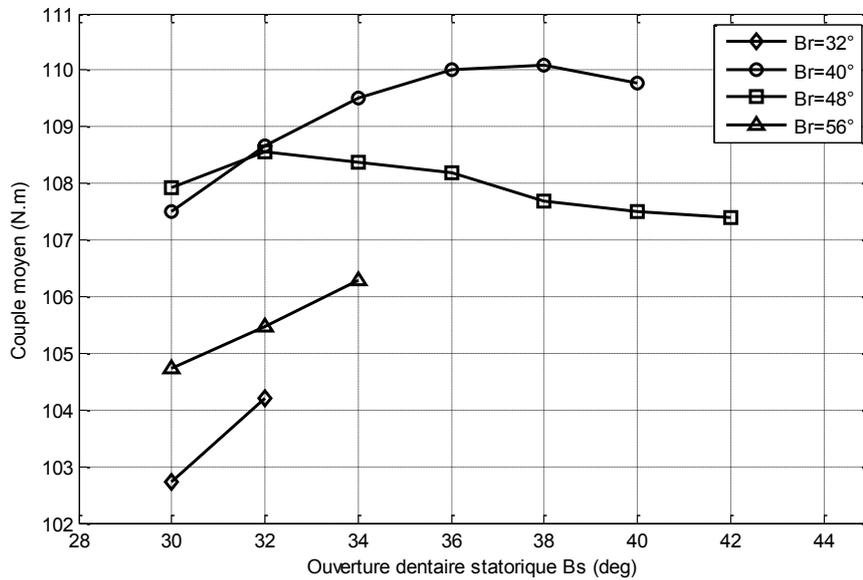


Fig. 4.2 Variation du couple moyen en fonction de l'ouverture angulaire statorique

4.2.3 Synthèse des résultats obtenus

Les figures 4.1 et 4.2 montrent que les valeurs des d'ouvertures dentaires rotoriques, β_r , et statoriques, β_s , ont un impact direct sur l'évolution du couple électromagnétique moyen

basé sur un modèle semi-numérique, puisque la fonction objectif varie fortement lorsque ces deux paramètres changes. Elles sont donc, des paramètres déterminant dans l'optimisation géométrique des MRV à double saillance.

L'analyse des ces deux figures amène à constater que le maximum du couple moyen est différent pour les quatre valeurs des angles choisie. Des faibles valeurs de β_s (Fig. 4.1) conduire à un couple moyen élevé qui varie dans une relation non linéaire avec les paramètres de conception. Lorsque l'ouverture dentaire rotorique augmente, le couple moyen augmente tout d'abord jusqu'à atteigne un maximum puis diminuer. En revanche, cette tendance est inversée pour les valeurs faible de β_r (Fig. 4.2), ce qui donne à un couple moyen faible en général, et peut être particulièrement accroitre entre 40° et 48° puis décroitre.

Au vu des résultats présentés, ces paramètres agis donc, de manière contradictoire sur le couple moyen. Par conséquent, il semble qu'un bon choix d'une combinaison (β_s, β_r) est nécessaire afin d'obtenir une conception de structure optimisée, tout en gardant les gammes des valeurs possibles pour les ouvertures des dents statoriques et rotoriques.

4.3 Démarche de la conception par optimisation

Le problème de conception est formulé en tant que problème mono-objectif, contraint, non linéaire, multi-variable, multimodal et non dérivable. Pour fixer les idées, nous avons schématisé sur la figure (4.3) la procédure générale adoptée. Utilisant les modèles présentés au chapitre deux, des méthodes d'optimisation non linéaire avec contraintes sont utilisées pour atteindre la solution optimale, maximiser le couple électromagnétique et satisfaisant les contraintes ci-dessous.

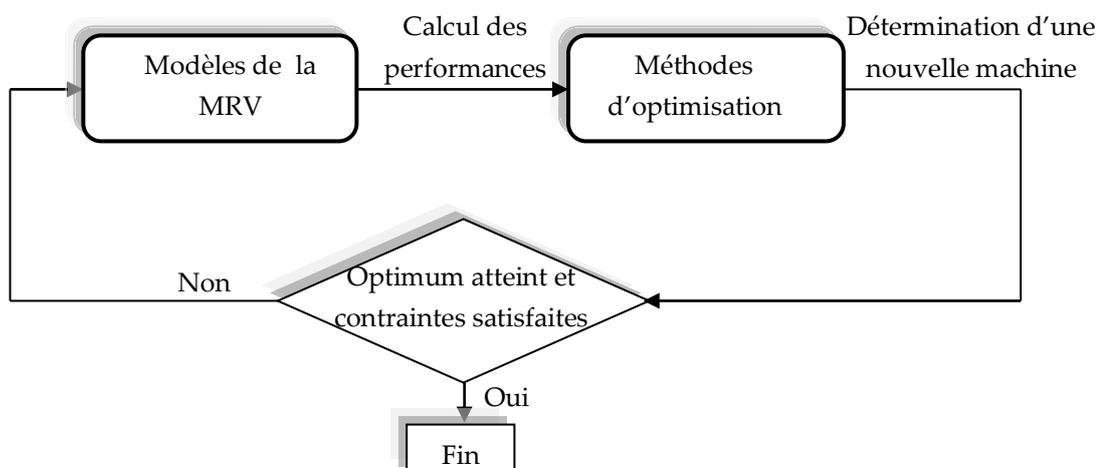


Fig. 4.3 Procédure de la conception par optimisation

4.4 Conception par optimisation de la MRV à l'aide d'AG

Dans cette section, on va appliquer la procédure de conception par optimisation d'un moteur à réluctance variable en utilisant une méthode d'optimisation stochastique développée dans le chapitre trois.

En se basant sur l'algorithme de la méthode génétique (section 3.2.2), on a développé un programme sous environnement MATLAB qui simule cette méthode. L'algorithme génétique a retenu notre intérêt dans le processus d'optimisation de notre système car il offre un bon compromis entre l'exploitation et l'exploration.

D'autre part, les algorithmes génétiques ont la propriété de scruter un large espace de solutions (une capacité de calcul parallèle intéressante). De plus, ils ont l'avantage d'être robustes, simples et faciles à mettre en œuvre.

Après avoir validé l'outil d'optimisation de l'AG en exploitant des jeux de fonctions analytiques de test avec des degrés de complexité variés et dont les minimums globaux et locaux sont connus (*cf. Annexe A*), nous allons maintenant l'appliquer à notre moteur à réluctance variable.

La bonne exécution d'un algorithme génétique nécessite le réglage de certains paramètres. Les paramètres de réglage de l'AG utilisés pour la première optimisation sont regroupés dans le tableau 4.1. Le critère de convergence de l'AG a été choisi comme étant le nombre maximum de générations, en raison du coût en temps de calcul. Ce réglage a une influence sur la convergence de l'algorithme génétique et les résultats obtenus. Cependant, il n'existe pas de règle spécifique pour ajuster les paramètres d'un AG et ils sont souvent choisis de manière empirique et pragmatique.

Paramètres AG	Valeurs
Nombre d'individus par génération	20
Nombre de générations	100
Probabilité de croisement	70%
Procédure de recombinaison	Croisement 1 point
Probabilité de mutation	9%

Tab. 4.1 Paramètres de simulation adoptée

4.4.1 Première optimisation

4.4.1.1 Formulation du problème d'optimisation

a) Conditions d'optimisation (objectif et variables d'optimisation)

Après avoir identifié les paramètres qui ont une influence significative sur la valeur de la fonction objectif, nous avons optimisé leurs valeurs. Notre objectif est d'arriver, via la

procédure d'optimisation par les AG, à trouver les valeurs des paramètres de construction géométriques qui satisfont les contraintes et qui maximisent le couple électromagnétique moyen. Nous décrivons brièvement la fonction objectif utilisée pour formuler le problème comme suit:

$$T_{av} = \frac{qN_r(W_a - W_u)}{2\pi} \quad (4.1)$$

$$T_{av} = \frac{qN_r}{2\pi} \left[\left(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \frac{1}{2} \lambda_n \right) * \delta i - \frac{1}{2} \lambda_u I_p \right] \quad (4.2)$$

avec

W_a : co-énergie magnétique en position de conjonction.

W_u : co-énergie magnétique en position d'opposition.

Afin d'évaluer un individu (machine pour notre cas), on construit la machine aux caractéristiques de l'individu (β_s, β_r), ensuite on résout par la méthode hybride (MEF-CME) le problème pour deux positions du rotor : la position de conjonction et la position d'opposition. Enfin, la performance de l'individu, à savoir le couple électromagnétique moyen (la fonction objectif du problème d'optimisation), est calculée comme indiqué par la figure 4.4.

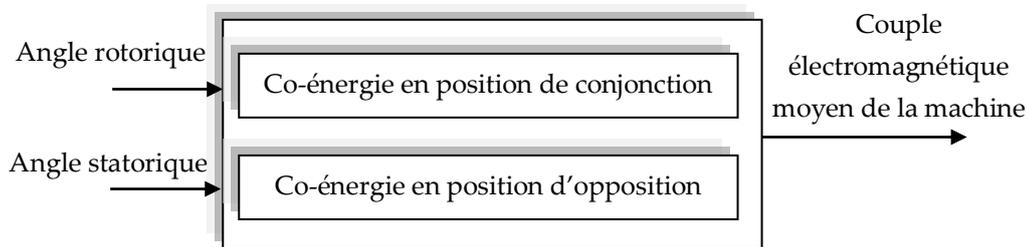


Fig. 4.4 Evaluation de la fonction objectif

b) Contraintes d'optimisation

Les variables de conception sont les ouvertures dentaires du stator et du rotor, β_s et β_r . Donc le domaine d'étude de ces deux paramètres doit satisfaire certaines conditions choisies selon les règles du triangle de faisabilité représenté figure 4.5. Ces règles permettent de définir les limites inférieures et supérieures pour chaque paramètre ainsi que les contraintes d'inégalités [20]. Les contraintes considérées sont :

- ❖ Les contraintes techniques imposées:

✚ la somme des deux angles ne doit pas dépasser 90° :

$$(\beta_s + \beta_r) \prec \alpha_r = \left(\frac{2\pi}{N_r} \right) = 90^\circ$$

✚ généralement et pour des raisons de place bobinable, il est préférable que l'arc polaire rotorique β_r ait une valeur supérieure ou égale à celle de l'arc polaire statorique: $\beta_s \leq \beta_r$

❖ Les contraintes des domaines données par la valeur minimale et maximale de chaque paramètre, soit :

$$\beta_{sm} = \left(\frac{2\pi}{qN_r} \right) = 30^\circ \leq \beta_s \leq 45^\circ = \left(\frac{\pi}{N_r} \right)$$

$$\beta_{rm} = 30^\circ \leq \beta_r \leq 60^\circ = (\alpha_r - \beta_{sm})$$

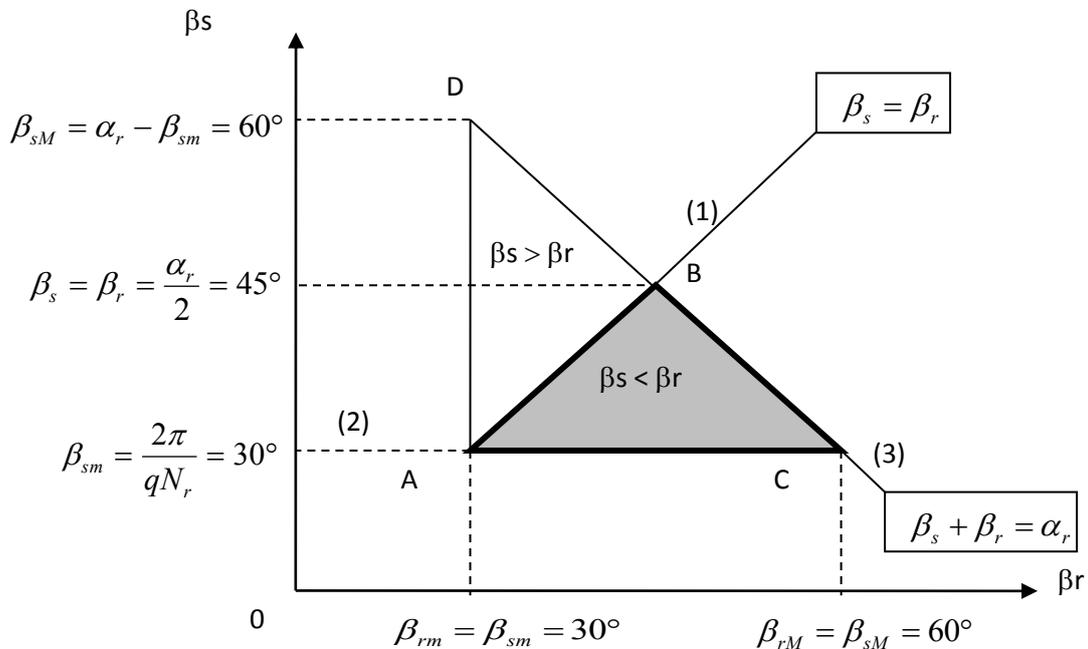


Fig. 4.5 Triangle de faisabilité quantifié pour la MRVDS 6/4

4.4.1.2 Résultats

Pour trouver les grandeurs optimales des ouvertures dentaires (β_s ; β_r) permettant d'avoir le couple électromagnétique moyen maximal, on a couplé le modèle semi-numérique avec notre outil de calcul AG. Dans cette application, les ouvertures dentaires rotorique β_r et statorique β_s représentent les deux paramètres (gènes) à optimiser. Pour chaque paire (β_s ; β_r) généré par l'algorithme génétique, la première étape est la détermination des inductances alors que la deuxième étape est le calcul du couple moyen développé par cette combinaison (β_s ; β_r).

L'organigramme donné dans la figure 4.6 illustre la procédure de conception par optimisation.

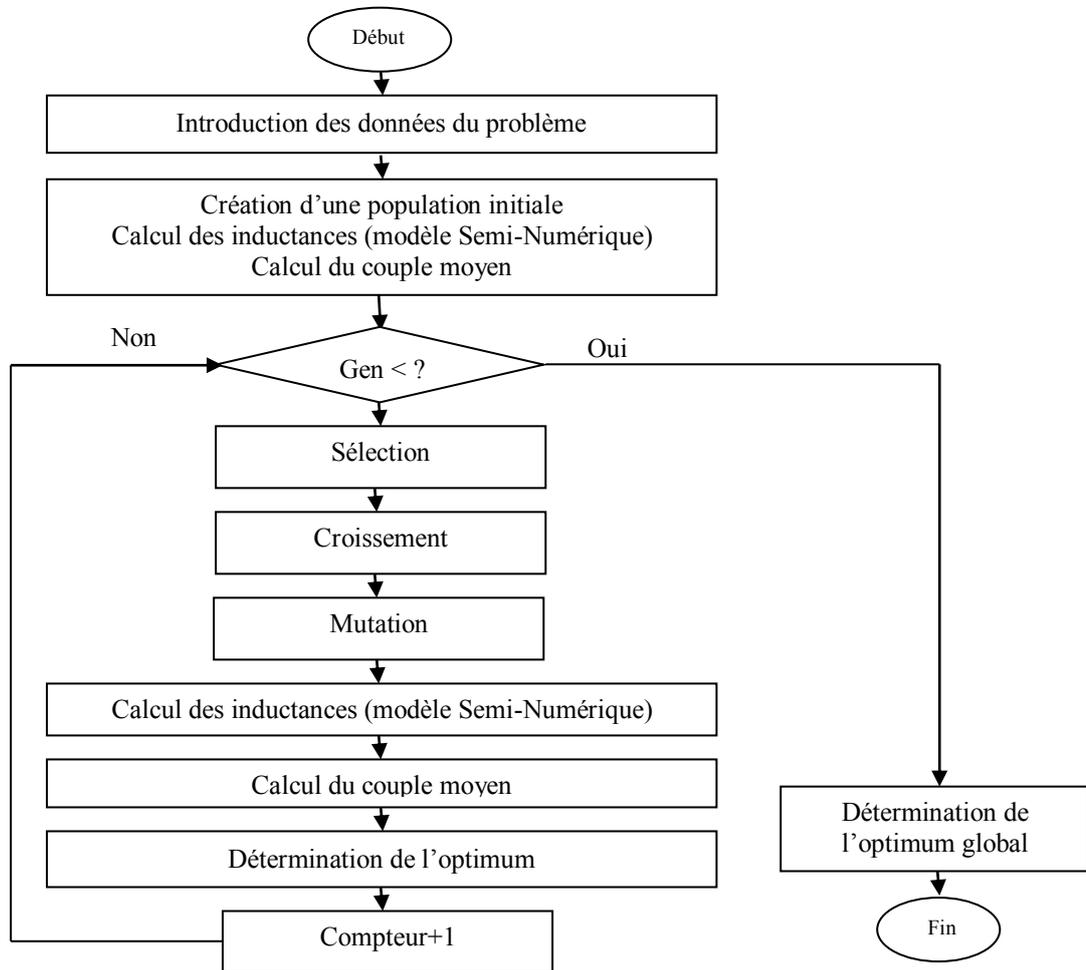


Fig. 4.6 Organigramme de l'algorithme génétique

La procédure décrite précédemment a été donc concrétisée et les résultats recherchés ont été identifiés par l'algorithme génétique. Les résultats obtenus sont interprétés par les graphes des figures 4.7, 4.8 et 4.9. Les résultats de la conception optimale sont présentés au tableau 4.2. On constate que la méthode des algorithmes génétiques prouve ses capacités et sa fiabilité d'exploration du domaine de recherche et donne le meilleur optimum. La conception du moteur avec un arc polaire statorique $\beta_s=40^\circ$ et un arc polaire rotorique $\beta_r=50^\circ$ montre une amélioration d'environ 40% du couple moyen en comparaison avec la construction initiale.

La figure 4.7 illustre le changement du meilleur couple moyen obtenu dans chaque génération. La solution optimale est obtenue à la 26^{ème} génération. Les résultats représentés sur les figures 4.8 et 4.9 indiquent les variations de β_s et β_r autour de leurs valeurs optimales.

La figure 4.10 représente l'évolution du flux magnétique en fonction des ampères-tours déduite du modèle semi-numérique pour la construction initiale et optimisée (image du couple). En gardant constante la force magnétomotrice, une énergie électromagnétique élevée est possible par optimisation de son couple moyen.

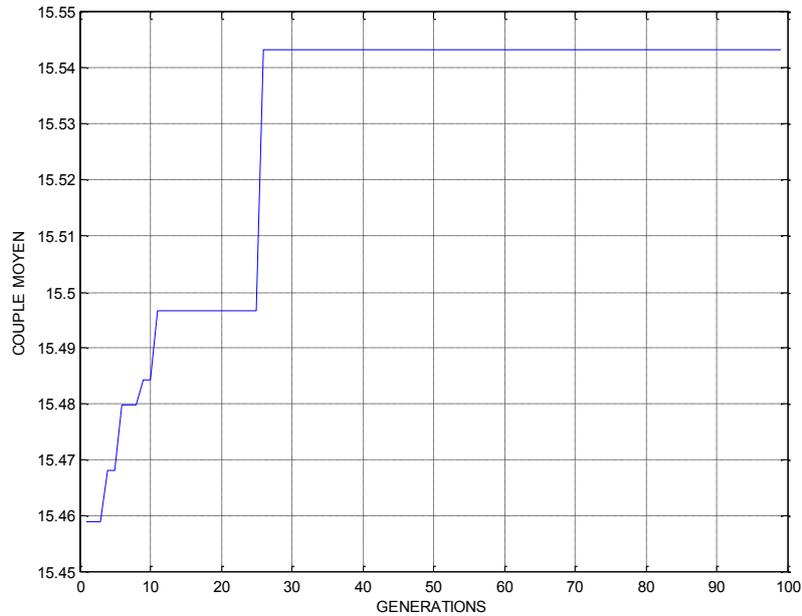


Fig. 4.7 Evolution du couple moyen en fonction du nombre d'itérations

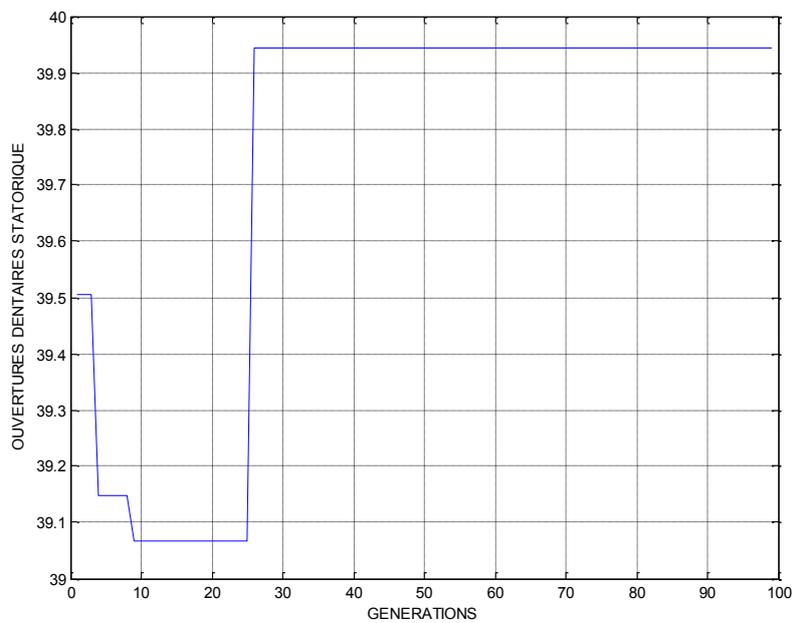


Fig. 4.8 Variation de β_s autour de sa valeur optimale

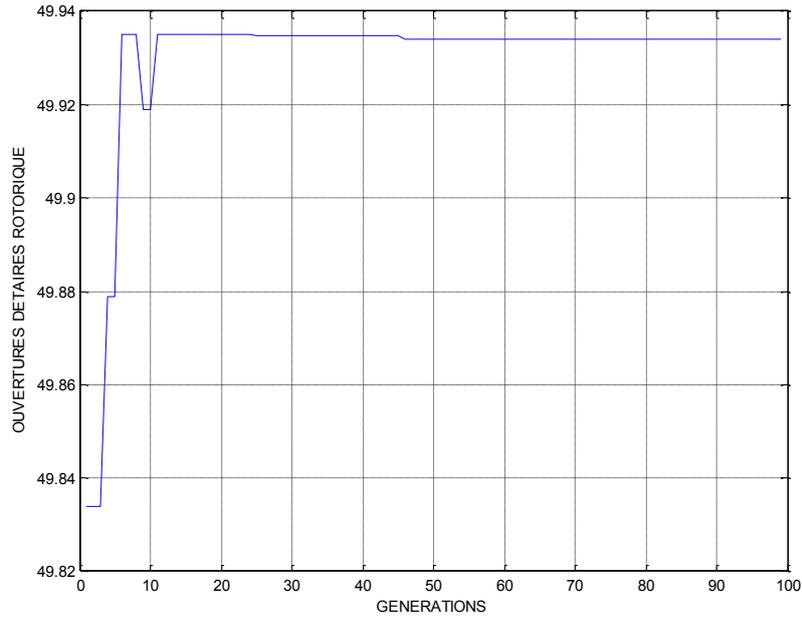


Fig. 4.9 Variation de β_r autour de sa valeur optimale

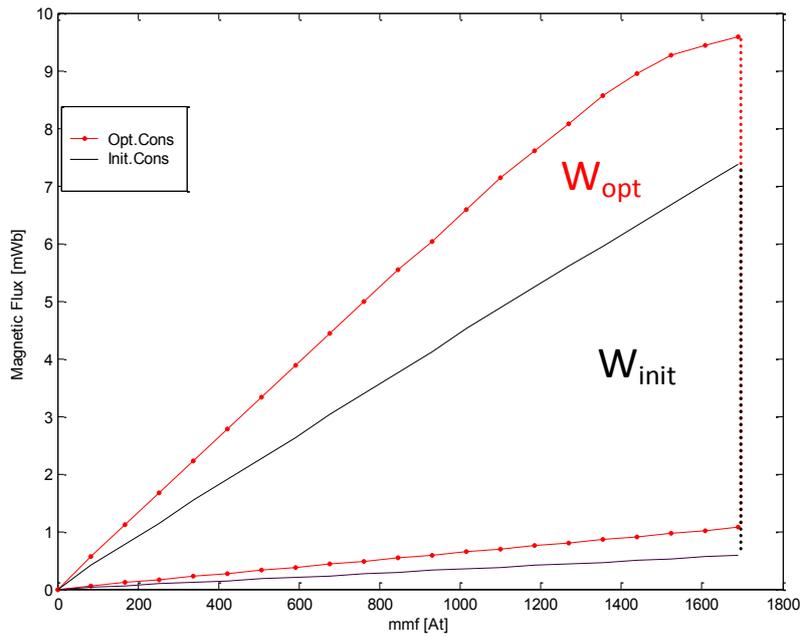


Fig. 4.10 Caractéristiques extrêmes flux-At

Paramètres	Prototype Initial	Prototype Optimisé
Arc polaire du stator	30 (deg.)	39.9409 (deg.)
Arc polaire du rotor	30 (deg.)	49.9333 (deg.)
Couple moyen	11.1399 Nm	15.5430 Nm

Tab. 4.2 Résultats de la conception optimale

4.4.2 Deuxième optimisation

4.4.2.1 Formulation du problème d'optimisation

a) Conditions d'optimisation (objectif et variables d'optimisation)

Afin d'obtenir la solution optimale pour un problème d'optimisation, on doit définir une fonction objectif avec ses variables d'optimisation et contraintes. Dans ce problème, la deuxième fonction objectif s'intéresse à maximiser le couple électromagnétique en maintenant l'ondulation au niveau du couple électromagnétique développé constante. La MRV est représentée par un modèle analytique non-linéaire basé sur une caractéristique de magnétisation développée au chapitre deux.

Pour être résolu par les AG, le problème d'optimisation peut s'écrire sous la forme suivante :

$$(P) \rightarrow \begin{cases} \text{Maximiser } F(X) \\ g_i(X) \leq 0 \quad i = 1, m \\ h_i(X) = 0 \quad i = 1, p \end{cases}$$

La fonction objectif $F(X)$ utilisée pour formuler le deuxième problème est définie comme suit:

$$T_e(i, \theta) = \frac{\partial}{\partial \theta} [\int \lambda(i, \theta) di] \quad (4.3)$$

Avec :

$$\lambda(i, \theta) = \left[8\mu_0 N^2 l_{stk} l \sum_{n \text{ odd}} \frac{\frac{\sin[\frac{n\pi l_1}{l}] + \sin[\frac{n\pi l_2}{l}]}{l_1 + l_2}}{(\pi n)^2 \tanh[\frac{n\pi h_r}{1}]} \right] \cdot i + \left(\left[\lambda_m (a_m i + b_m - \sqrt{b_m^2 + c_m i + i^2}) \right] - \left[8\mu_0 N^2 l_{stk} l \sum_{n \text{ odd}} \frac{\frac{\sin[\frac{n\pi l_1}{l}] + \sin[\frac{n\pi l_2}{l}]}{l_1 + l_2}}{(\pi n)^2 \tanh[\frac{n\pi h_r}{1}]} \right] \cdot i \right) \cdot \left(\left(\frac{2N_r^3}{\pi^3} \right) \cdot \theta^3 - \left(\frac{3N_r^2}{\pi^2} \right) \cdot \theta^2 + 1 \right) \quad (4.4)$$

Généralement, pour optimiser ce critère, on agit sur des paramètres purement géométriques. Les variables d'optimisation sont des dimensions géométriques liées à la construction de la machine à réluctance variable présentés sur la figure 4.11. Chacun des éléments n de la figure est un gène codé sur 30 bits: chromosome= (a_1, \dots, a_n) .

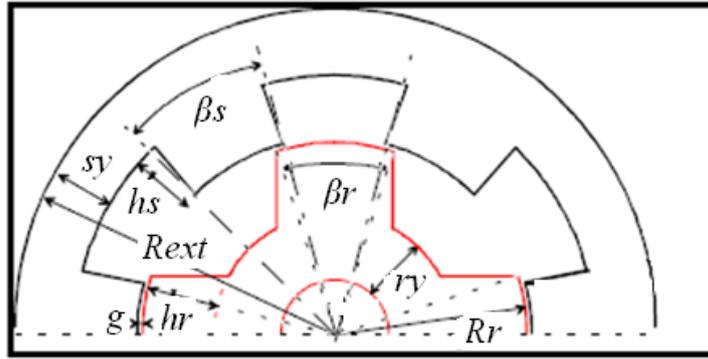


Fig. 4.11 Variables d'optimisation pour le problème MRV

Les variables géométriques à optimiser sont l'ouverture dentaire statorique, β_s , l'ouverture dentaire rotorique, β_r , l'épaisseur d'entrefer g , le rayon du rotor R_r , la hauteur de dent statorique, h_s , la hauteur de dent rotorique, h_r , l'épaisseur de culasse stator, s_y , et l'épaisseur de culasse rotor, r_y . Les huit variables d'optimisation peuvent être représentées par un vecteur : $X = [\beta_s \ \beta_r \ g \ R_r \ h_s \ h_r \ s_y \ r_y]^T \ X \in \mathbb{R}^8$

b) Contraintes d'optimisation

Pour ce problème d'optimisation de MRV, les contraintes sont les suivantes: l'optimisation de la fonction objectif doit respecter certaines contraintes d'égalités et d'inégalités. Les contraintes définies ci-dessous sont posées pour s'assurer que le résultat final sera adéquat.

- ❖ Le domaine d'étude des ouvertures dentaires du stator et du rotor doit satisfaire certaines conditions, choisies selon les règles du triangle de faisabilité. Il s'agit de trois inégalités :

$$\beta_s \leq \beta_r \tag{4.5}$$

$$\beta_s \geq \frac{2\pi}{qNr} = \beta_{sm} \tag{4.6}$$

$$\beta_s < \frac{2\pi}{Nr} - \beta_r \tag{4.7}$$

- ❖ L'entrefer est déterminé à partir des contraintes imposées par les techniques de fabrication utilisées : les petites machines ont un entrefer entre 0,18 à 0,25mm alors que les machines intégrées peuvent avoir un entrefer entre 0,3 à 0,5mm [143].
- ❖ Le rayon rotorique est déterminé à partir de : $R_r = k_r \times R_{ext}$ avec $k_r = [0.58 \text{ à } 0.63]$ pour lesquelles on calculera le rayon du rotor R_r sachant que le rayon extérieur R_{ext} ne doit pas dépasser 125 mm (encombrement imposé par le cahier de charges).
- ❖ Hauteur du pôle stator choisie en fonction de la hauteur du bobinage :

$$h_w < h_s < 1.4h_w$$

- ❖ Hauteur du pôle rotor déduite de : $h_r = R_r - R_{sh} - ry$
- ❖ Pour les épaisseurs de culasses stator, sy , et rotor, ry , elles doivent être choisies de sorte à laisser passer la moitié du flux dans les dents avec une moindre chute de potentiel magnétique, selon :

$$0.5w_{sp} < ry < 0.75w_{sp}$$

Où la largeur dent stator est : $w_{sp} = 2R \sin\left(\frac{B_s}{2}\right)$

4.4. 2.2 Résultats

L'organigramme donné dans la figure 4.12 illustre la procédure de conception par optimisation. L'algorithme génétique représenté n'exige pas un point de départ. Le meilleur rendement pour les AG est obtenu pour un codage binaire avec 30 bits par variable, une probabilité de croisement égale à 0.9, une probabilité de mutation égale à 0.01 (un choix de $pc \gg pm$ est largement conseillé, ce qui implique que l'exploration du domaine de recherche est basée plus sur le croisement entre les individus que sur leur mutation) et une taille de population égale à 100. L'algorithme s'arrête après 100 générations mais la convergence vers la solution est atteinte pour 31 générations.

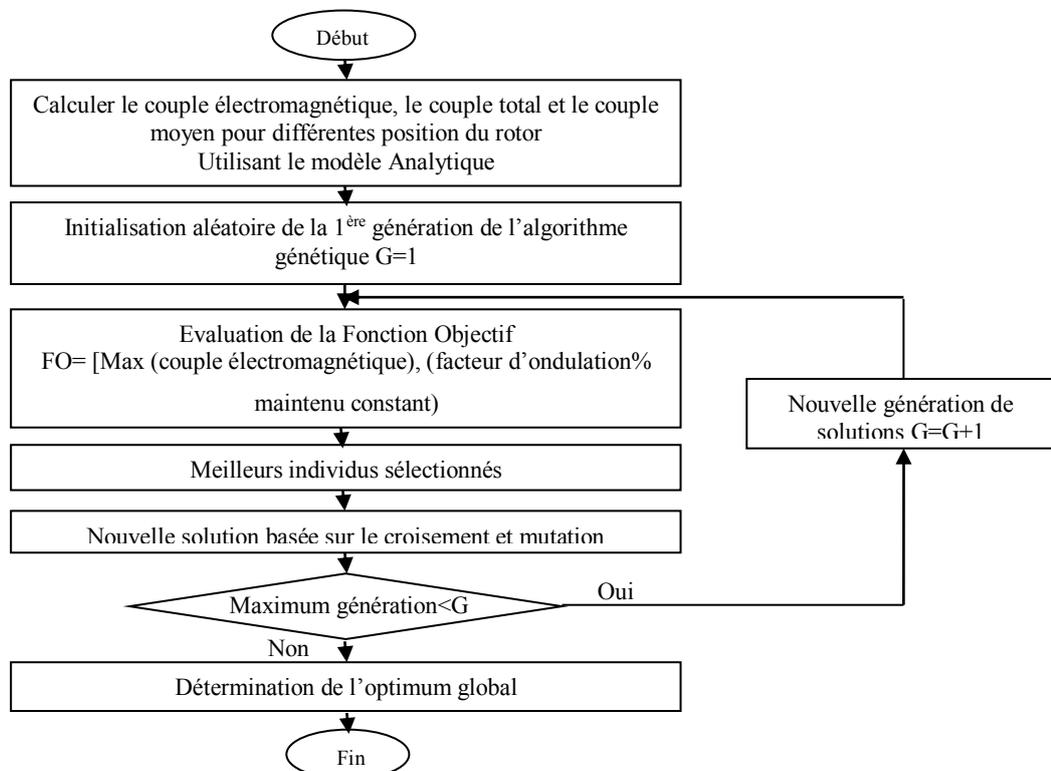


Fig. 4.12 Organigramme de l'algorithme génétique

Avec ces critères, nous avons obtenu le vecteur (l'individu) $x_{opt} = [0.5632 \quad 0.8042 \quad 0.0004 \quad 0.0739 \quad 0.0199 \quad 0.0115 \quad 0.0306 \quad 0.0414]$ qui représente les paramètres géométriques optimisés; la valeur de la fonction objective est 178.5493 Nm.

Les résultats présentés par les figures 4.13 et 4.14 donnent l'évaluation de la fonction objectif et des paramètres géométriques autour de leurs valeurs optimales respectivement.

Les critères de performances de la conception optimale du moteur sont donnés dans le tableau 4.3. En analysant ces résultats, nous concluons que le couple électromagnétique de la machine à facteur d'ondulation maintenu constant est amélioré en employant l'optimisation par AG.

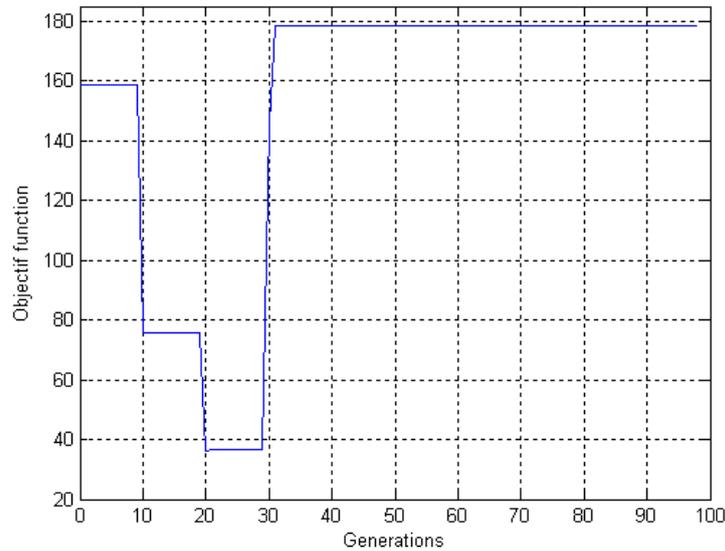


Fig. 4.13 Evolution du couple électromagnétique en fonction du nombre d'itérations

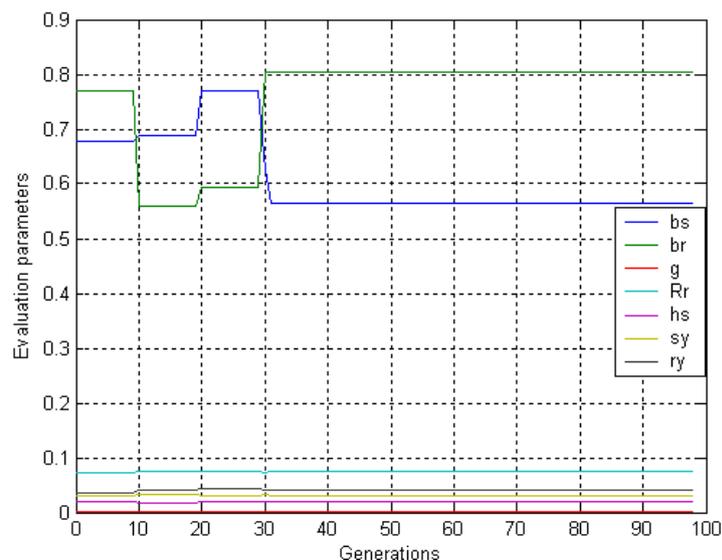


Fig. 4.14 Evaluation des paramètres en fonction du nombre d'itérations

Paramètres et fonction objectif	Prototype	Optimum design
Ouverture dentaire statorique β_s (deg.)	30	32.2690
Ouverture dentaire rotorique β_r (deg.)	30	46.0773
Épaisseur d'entrefer g (mm)	0.8	0.4
Diamètre du rotor D_r (mm)	150	147.8
Hauteur de dent statorique h_s (mm)	25.6	19.9
Hauteur de dent rotorique h_r (mm)	28	11.5
Épaisseur de culasse stator s_y (mm)	23.6	30.6
Épaisseur de culasse rotor r_y (mm)	28	41.4
Couple électromagnétique (Nm)	153.4938	178.5493
Facteur d'ondulation	22.1202	22.1202

Tab. 4.3 Paramètres de la MRV obtenus après optimisation

4.5 Conception par optimisation de la MRV à l'aide de PSO

Dans cette section, nous allons procéder à l'optimisation par essais de particules des paramètres de la MRV similaire à celui utilisé dans la section (4.4.1) et sous les mêmes conditions d'optimisation, à savoir : fonction objectif, variables d'optimisation ainsi que contraintes d'optimisation. Cette similitude nous permettra d'effectuer une étude comparative de PSO et de l'AG.

4.5.1 Formulation du problème d'optimisation

De manière identique à celle présentée à la section (4.4.1.1), la fonction objectif est similaire à celle de l'équation (4.2), les variables et les contraintes ont déjà été définis en détail précédemment. Nous présentons dans la section suivante, la solution de ce problème obtenus par le biais de l'optimisation par PSO.

Les solutions proposées doivent tenir compte des contraintes de construction. Ces contraintes sont prises en compte en pénalisant la fonction objectif proportionnellement aux violations des contraintes. Dans le contexte de la prise en compte des contraintes, il s'agit de dégrader la performance des individus infaisables en fonction de leur proximité de la région faisable de l'espace de recherche. Pour chaque élément de l'espace de recherche, sa proximité de la région faisable peut être mesurée à travers le degré de violation de chaque contrainte. En utilisant cette mesure d'infaisabilité de l'individu x par rapport à chaque contrainte, nous pouvons introduire la fonction de pénalité sous forme générale suivante:

$$\begin{aligned} \text{Min } F_{obj} &= -f(x) + F_{penalty} \\ x_i^l &\leq x_i \leq x_i^u, i = 1, \dots, n \end{aligned} \tag{4.8}$$

4.5.2 Résultats

Une étude comparative avec les algorithmes génétiques (AG) a été faite pour vérifier les performances de l'algorithme PSO proposé.

Les paramètres de PSO et AG utilisés pour la simulation sont résumés dans le tableau 4.4. Pour la mise en œuvre de PSO, plusieurs paramètres doivent être spécifiés, tels que les facteurs d'accélération(c_1 et c_2), le facteur d'inertie (w), la taille de l'essaim et le critère d'arrêt. L'algorithme PSO a été appliqué à la fonction objectif selon l'organigramme de la Figure 4.15.

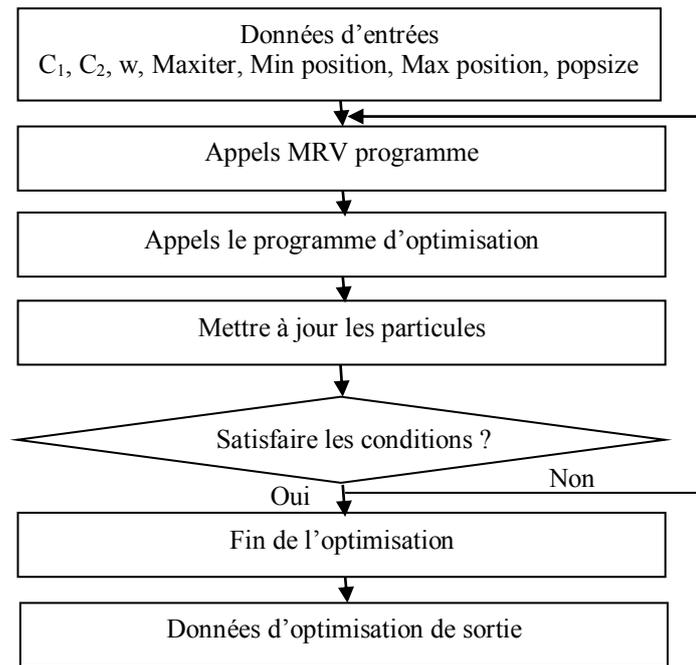


Fig. 4.15 Organigramme de l'algorithme PSO

AG	PSO
Population size: 20	Nombre des Particules: 20
Génération: 100	Itérations: 100
Probabilité de croisement: 0.7	$c_1 = c_2 = 2$
Probabilité de mutation: 0.09	$w = -0.1$

Tab. 4.4 Paramètres de simulations adoptés pour les deux méthodes

Pour confirmer la performance de cette méthode, on a fait la comparaison de ses résultats avec les résultats des algorithmes génétiques. Les résultats obtenus par application des deux approches, AG et PSO, sont donnés dans le tableau 4.5. On remarque que la méthode est convergente.

Les caractéristiques de convergence des deux méthodes, AG et PSO, pour le moteur à reluctance variable sont présentés dans les figures 4.16, 4.17 et 4.18. D'après ces résultats, on constate que l'algorithme d'optimisation PSO explore une solution de qualité supérieure à l'algorithme génétique (AG) pour un même nombre de populations et de générations.

Paramètres	Prototype	Optimisation	
		GA	PSO
Arc polaire du stator (deg.)	30	39.9409	37.8324
Arc polaire du rotor (deg.)	30	49.9333	52.1676
Couple moyen (Nm)	11.1399	15.5430	15.6178

Tab. 4.5 Comparaison des résultats obtenus par PSO et AG pour $F_a = 1691 \text{At}$

La figure 4.16, nous permet de constater, en premier lieu, que l'algorithme PSO converge vers l'optimum global dès la trente sixième itération (36) tandis que la convergence de l'algorithme AG est atteinte à l'itération (26) avec une valeur optimale inférieure par rapport à l'algorithme PSO. Ceci prouve que le pouvoir de convergence vers l'optimum global par la méthode PSO dépasse celui de la méthode des algorithmes génétiques (AG), ce qui aura un impact direct sur le temps nécessaire à la convergence des deux méthodes. En outre, la robustesse de l'algorithme PSO est plus remarquable. La différence du couple moyen entre les deux méthodes d'optimisation (15.6178Nm comparé avec 15.5430Nm) est pratiquement insignifiante, voire négligeable (de l'ordre 0.48%). Ce qui confirme nos conclusions en matière de robustesse de la convergence de PSO.

Les résultats représentés figures 4.17 et 4.18 indiquent les variations de b_s et b_r autour de leurs valeurs optimales (meilleures valeurs sélectives pour chaque génération). Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour ces deux angles. Ces dernières sont dans leurs fourchettes admissibles. Nous remarquons aussi une amélioration de la population très rapide au début et qui devient de plus en plus lente à mesure que le temps passe.

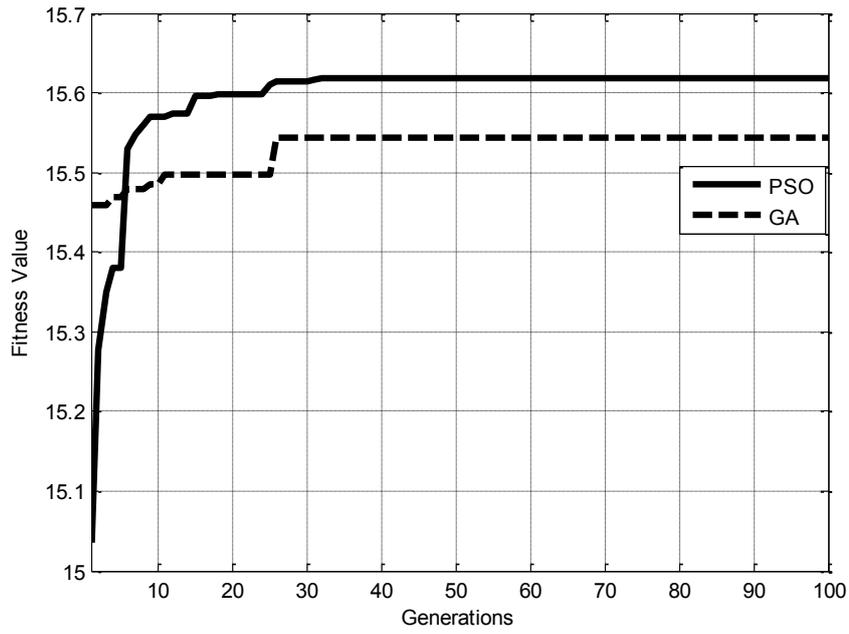


Fig. 4.16 Evaluation comparée de la fonction objectif

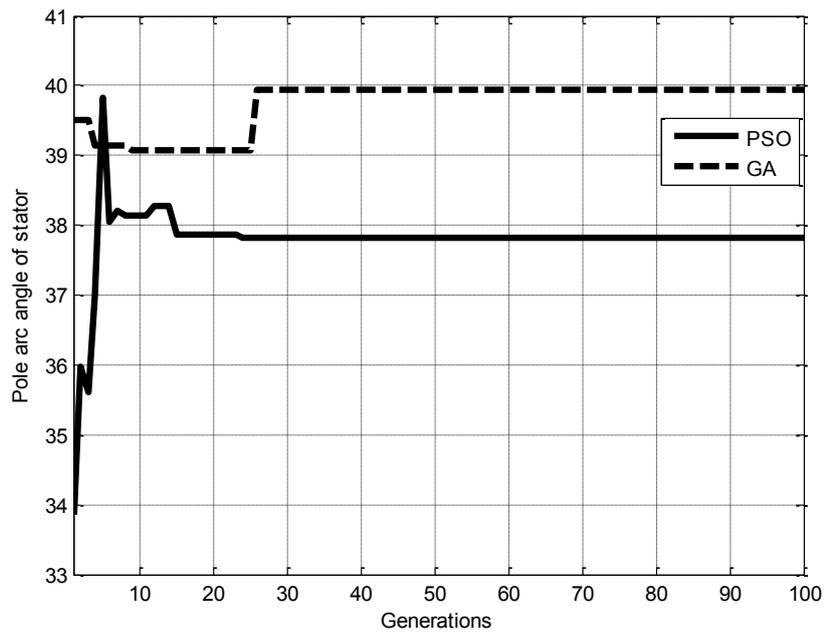


Fig. 4.17 Variation comparée de β_s autour de sa valeur optimale

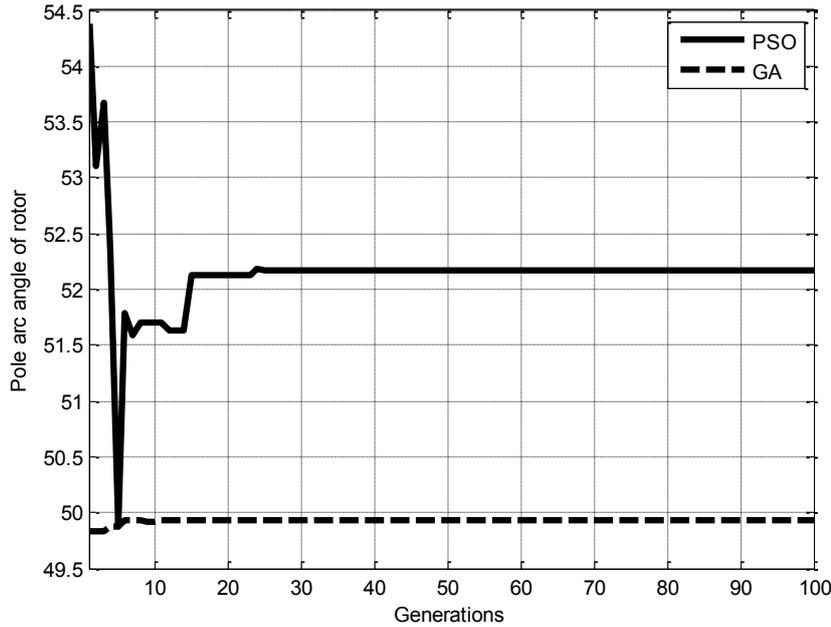


Fig. 4.18 Variation comparée de β_r autour de sa valeur optimale

Conclusion

Ce chapitre représente la partie pratique de notre travail, à savoir implémentation de deux techniques d'optimisation globales, AG et PSO. Dans la première partie, nous avons abordé l'étude des algorithmes génétiques, AG. Nous avons présenté les résultats issus de différentes optimisations géométriques de MRV. Les résultats d'optimisation obtenus par le deuxième cas d'optimisation montrent que l'algorithme génétique est fiable et peut être employé pour résoudre des problèmes d'optimisation dans le domaine de l'électrotechnique pour un nombre plus important de paramètres.

Notre choix s'est porté naturellement sur un modèle de conception basé sur un modèle semi-numérique (MEF-CME) qui présente un couplage direct entre la méthode des éléments finis (MEF) et la méthode de circuits magnétiques équivalents (CME) pour modéliser la machine à reluctance variable en vue d'optimiser le couple électromagnétique moyen en agissant sur la géométrie des dents stator et rotor qui ont une grande influence sur les performances du moteur.

Comme la technique PSO appartient à la famille des algorithmes évolutionnaires, nous lui avons consacré la dernière section dans le but de faire une étude comparative entre les deux techniques, PSO et AG.

Les deux algorithmes ont été testés pour évaluer leurs performances en termes de robustesse, qualité de solution, temps de calcul (temps nécessaire à la convergence) et précision des résultats.

Nous avons observé que, malgré sa convergence rapide en fonction du nombre de générations, l'AG ne présente pas la caractéristique de converger vers le même optimum global. On a trouvé que les performances de l'algorithme PSO excèdent celles de l'AG en matière de qualité de solution.

Conclusion Générale

Le travail que nous venons de présenter a porté sur les méthodes de modélisation et d'optimisation des machines électriques, axées, dans le cadre de notre thèse, sur des structures de **Machines à Réductance Variable Doublement Saillantes (MRV-DS)** qui sont appelées à jouer un rôle de plus en plus important dans des domaines aussi divers que la motorisation à vitesse élevée ou la génération électrique à faible vitesse et fort couple pour éoliennes à attaque directe.

La méthodologie adoptée ici a consisté à commencer par un état de l'art critique des machines à réductance variable afin d'en déduire une structure d'étude. Pour diverses raisons évoquées dans le premier chapitre, une attention toute particulière a été accordée aux MRV-DS 6/4 pures.

Dans le deuxième chapitre, nous nous sommes intéressés au calcul du couple à partir de trois classes de modélisation: les modèles analytiques, numériques et semi-numériques. Nous avons ainsi présenté les résultats des différentes simulations relatives à ces trois modèles, réalisées sous environnement MATLAB.

La première partie nous a permis de représenter le moteur à réductance variable par un modèle analytique non-linéaire basé sur la caractéristique de magnétisation. Nous avons conclu, de cette première étape, que le modèle analytique simplifié est intéressant pour avoir une prédétermination rapide des performances de la MRV-DS. Cependant, il ne permet pas d'appréhender, avec une bonne précision, l'évolution des différentes grandeurs électromagnétiques.

La deuxième partie a porté sur une modélisation numérique par la méthode des éléments finis qui a conduit à des temps de calcul acceptables dans le cas linéaire, mais qui devient pénalisante si l'on tient compte de la saturation. A partir de la connaissance du champ

magnétique dans les différentes régions du moteur (formulation magnétostatique en potentiel vecteur mise en œuvre sous Matlab), on a pu calculer le couple par la méthode du tenseur de Maxwell. En général, cette méthode est influencée par la modélisation de l'entrefer, en effectuant une intégrale sur une surface située dans l'entrefer et entourant complètement le rotor pour fournir le couple.

Dans la troisième partie de ce chapitre, nous nous sommes particulièrement intéressés à la modélisation hybride *éléments finis - réseaux de ré reluctances* (modèle semi-numérique) basée sur la décomposition de la structure en un ensemble de ré reluctances modélisant les tubes équiflux, entre les deux positions extrêmes des dentures stator-rotor (conjonction et opposition). Nous avons pu noter les principaux avantages offerts par la méthode : économie en temps de calcul et précision. La principale difficulté rencontrée réside dans le sous-programme qui calcule l'inductance d'opposition qui est à la base d'un processus itératif lié à chaque tube de flux.

Le choix d'un modèle pour ce type de moteur fonctionnant en régime fortement saturé est un élément important dans l'étape d'optimisation. Comme le moteur étudié ici présentait des performances fortement corrélées avec l'état de saturation du circuit magnétique, l'objet de ce chapitre était, partant des algorithmes de résolution développés sous Matlab, de concevoir un modèle qui tienne compte de la saturation du circuit magnétique, avec un temps de calcul acceptable, ce qui justifierait l'utilisation de cette méthode.

L'outil de modélisation numérique sous Flux-2D a permis de valider les résultats des approches adoptées.

Dans le troisième chapitre, nous avons commencé par présenter les différentes méthodes d'optimisation. Puis, nous avons justifié le choix de l'algorithme d'optimisation adopté, à savoir que, parmi les méta-heuristiques présentées dans la littérature, un intérêt particulier a été porté à la méthode d'Optimisation par Algorithme Génétique et par Essaim Particulaire (PSO).

Dans le quatrième chapitre, nous avons, dans un premier temps, étudié l'influence de divers paramètres géométriques sur les performances du moteur en nous basant sur un modèle hybride. Déterminer la configuration optimale d'une machine à ré reluctance variable soumise à des contraintes représente un problème de taille. Dans un souci de réduction du temps

d'exécution et afin d'explorer assez rapidement l'espace des solutions potentiellement optimales, nous avons opté pour des modèles analytiques et semi-numériques couplés à des algorithmes d'optimisation (globale) traités dans le troisième chapitre (*Algorithmes Génétiques et Optimisation par Essaims de Particules*), afin d'accélérer la démarche de conception optimale.

Nous avons présenté les résultats de simulations de différentes optimisations. Deux fonctions *objectif* ont été testées : (i) la maximisation du couple électromagnétique et (ii) la maximisation du couple électromagnétique moyen. Une première implémentation de la technique des *Algorithmes Génétiques* est faite pour servir comme compromis entre la précision des résultats et le temps de calcul, compromis qui dépend de la modélisation et du type d'algorithme choisi. Une deuxième implémentation des *Algorithmes Génétiques* associée à un modèle analytique a été réalisée. Cette association permet d'obtenir très rapidement une solution approximative comportant un nombre important de paramètres géométriques. Bien que ces deux fonctions *objectif* aient montré la possibilité d'améliorer le couple de notre moteur, nous avons retenu la première fonction objectif (*MEF-CME*) au détriment de la seconde. Il s'agit d'une étude comparative élaborée entre l'optimisation par algorithmes génétiques (AG) et l'algorithme d'optimisation par essaims de particules (PSO) avec la même fonction *objectif* et sous les mêmes conditions de fonctionnement décrites pour l'AG. La stratégie d'optimisation consiste d'abord à simuler le modèle retenu de la MRV avec toutes les combinaisons des ouvertures angulaires rotoriques et statoriques sur une plage déterminée. Ensuite, les performances pour chaque combinaison des angles sont analysées et comparées avec les autres combinaisons. En effet, la maximisation du couple moyen s'accompagne d'une diminution d'ondulation de couple. Les résultats ainsi obtenus ont montré que pour les deux techniques d'optimisation, le système présentait des performances supérieures à la solution initiale, ce qui était l'objectif recherché !

Comme perspectives pour faire évoluer ce travail, nous pouvons suggérer :

- ◆ Du point de vue de la modélisation, comme la saturation magnétique n'est pas prise en compte dans la méthode des éléments finis, nous souhaitons l'étendre à des simulations prenant en compte la non-linéarité des matériaux et le mouvement relatif

entre le rotor et le stator de la machine (régime dynamique). L'utilisation de cette procédure de rotation permettrait, par exemple, de tracer l'évolution du couple en fonction de la position du rotor et de le coupler aux algorithmes développés. D'autre part, on pourrait comparer les courbes du couple statiques relevées par Flux 2D avec celles calculées par la méthode du tenseur de Maxwell.

- ◆ Il serait aussi intéressant de compléter la modélisation de la MRV par élément finis en calculant le couple moyen à partir de la méthode des travaux virtuels et de la coupler aux algorithmes développés afin de mettre l'accent sur le principal avantage offert par la méthode retenue dans cette thèse : la précision des résultats.
- ◆ On pourrait aussi étendre l'étude du problème d'optimisation en appliquant ces techniques pour l'optimisation multi-objectif.
- ◆ L'hybridation entre les deux algorithmes d'optimisations sélectionnées (*AG* et *OEP*) pourrait être une voie à explorer.

Annexe A

A. Validation de l'algorithme génétique sur des fonctions test

Dans cette section, nous nous proposons d'une part, de valider le comportement global de l'algorithme génétique que nous avons développé, et d'autre part de choisir ses réglages internes. Des fonctions de test standard ont été choisies pour servir de fonctions objectifs.

Dans cette section nous présentons les résultats des simulations obtenues par l'AG avec quatre fonctions testées prises dans la littérature [2, 32, 118, 144]. Celles-ci vont permettre de vérifier son comportement pour la convergence et pour l'exploration. Les trois premières fonctions de test employées sont à deux variables. La fonction (A.4) Michalewicz's à 5 et 10 variables.

A.1 Fonction de Goldstein-Price [32]

$$f(x_1, x_2) = \left(1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)\right) * \left(30 + (2x_1 - 3x_2)^2 (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)\right) \quad (\text{A.1})$$

Où les x_i sont des variables réelles appartenant à l'intervalle $[-2, 2]$.

Le minimum global se situe pour $x_1 = 0$, $x_2 = -1$ et à pour valeur $f_{min} = 3$. La figure A.1 montre le tracé de cette fonction.

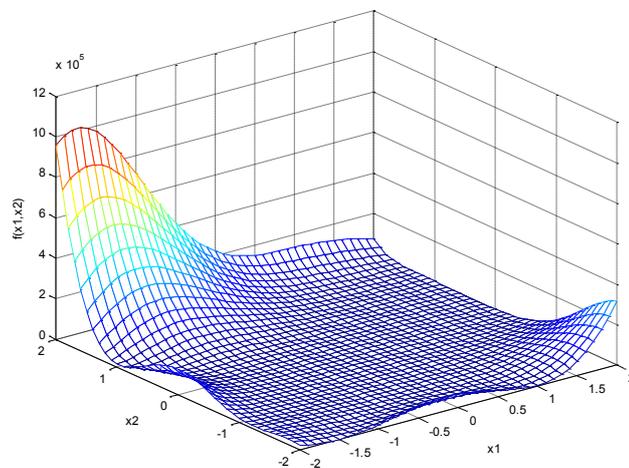


Fig. A.1 Tracé de la fonction test de Goldstein-Price

A.2 Fonction de Easom's [144]

$$f(x_1, x_2) = -\cos x_1 \cos x_2 \exp\left(-\left(x_1 - \pi\right)^2 - \left(x_2 - \pi\right)^2\right) \quad (\text{A.2})$$

Où les x_i sont des variables réelles appartenant à l'intervalle $[-100, 100]$.

Le minimum global se situe pour $x_i = \pi$ et à pour valeur $f_{min} = -1$. La figure A.2 montre le tracé de cette fonction.

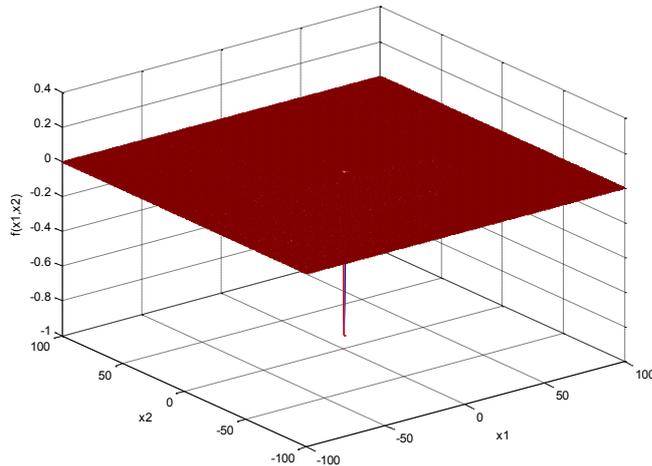


Fig. A.2 Tracé de la fonction test de Easom's

A.3 Fonction de Rastrigin [118]

La fonction de Rastrigin est définie par l'équation suivante:

$$f(x_1, x_2) = 20 + x_1^2 + x_2^2 - 10(\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2)) \quad (\text{A.3})$$

Où les x_i sont des variables réelles appartenant à l'intervalle $[-5, 5]$.

Le minimum global se situe pour $x_i = 0$ et à pour valeur $f_{min} = 0$. La figure A.3 montre le tracé de cette fonction.

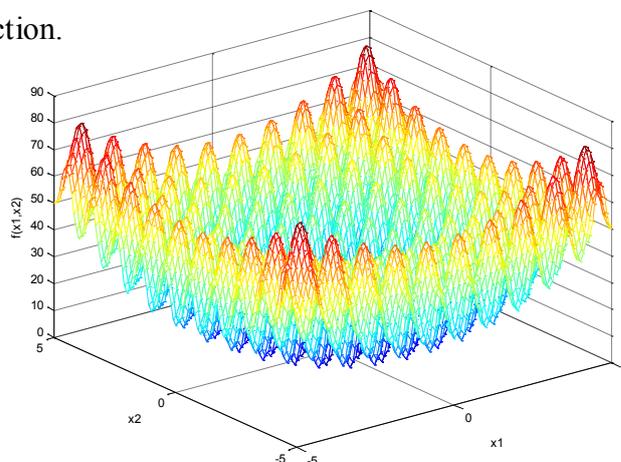


Fig. A.3 Tracé de la fonction test de Rastrigin

A.4 Fonction de Michalewicz's

L'exemple traité, indépendamment du domaine de l'électrotechnique, représente la famille de fonctions mathématiques introduites par Michalewicz's [2, 144] définie par:

$$f(x) = - \sum_{i=1}^n \sin(x_i) \left[\sin\left(\frac{ix_i^2}{\pi}\right) \right]^{2m} \quad (\text{A.4})$$

Avec : $0 \leq x_i \leq \pi$, $i = 1, \dots, n$.

Cette famille de fonctions possède de nombreux maxima locaux, le nombre total des optima locaux est proportionnel à n et vaut $n!$. Plus la valeur de m est grande, plus la recherche devient difficile, pour $m = 10$ les valeurs de la fonction pour les points en dehors des pics étroits donnent peu d'informations sur la position du maximum global. La fonction (A.4) a été optimisée pour $n = 5$, 10 variables et pour $m = 10$.

A.5 Comparaison

La population est déterminée en observant la convergence de l'AG sur plusieurs essais avec différentes valeurs. Pour chaque fonction de test, l'AG est lancé 100 fois. Pour les trois premiers tests, nous considérons les paramètres de l'AG donnés dans le tableau A.1. Une optimisation est considérée comme réussie si la fonction d'évaluation trouvée est très proche du minimum global connu de la fonction.

Pour la fonction Michalewicz's qui comprend un grand nombre de variables, les valeurs trouvées par notre outil de calcul AG sont comparées aux résultats donnés par [144] dans le tableau (A.3). Sachant que ces résultats ont été obtenus à partir de plusieurs exécutions de l'outil de calcul AG avec des points initiaux choisis aléatoirement.

Suite à la nature délicate de cette fonction test, nous avons choisi, pour l'exécution de l'outil AG développé, un nombre élevé de génération G_T . Ce paramètre a été fixé à 100. En ce qui concerne le nombre d'individus n_p , nous avons testé d'une manière progressive plusieurs valeurs. Les meilleurs résultats ont été obtenus pour $n_p = 100$. Quant aux probabilités de croisement p_c et de la mutation p_m , nous les avons fixées respectivement à: 0.8 et 0.01. Ces valeurs impliquent que l'exploration du domaine de recherche est basée plus sur le croisement entre les individus que sur leur mutation. Un choix de $p_c \gg p_m$ est largement conseillé dans la bibliographie de l'algorithme génétique [2].

Le tableau A.2 regroupe les résultats d'optimisation avec le pourcentage de succès entre le minimum global et la valeur trouvée par l'AG. En résumé, On distingue une convergence quasi similaire pour les quatre fonctions de tests.

Paramètres	Valeurs
Nombre de bits	30*2 variables
Nombre d'individus	20
Nombre de générations	100
Probabilité de croisement	0.7
Probabilité de mutation	0.1

Tab. A. 1. Paramètres de réglage de l'AG pour les fonctions tests

Fonction	AG			exactes			Succès %
	X1	X2	Fobj	X1	X2	Fobj	
Goldstein-Price	1.6764e-008	-1.0000	3.0000	0	-1	3	100
Easom's	3.1494	3.1372	-0.9999	pi	pi	-1	99.99
Rastrigin	1.3970e-008	-4.6566e-009	4.2633e-014	0	0	0	~ 100

Tab. A.2 Résultats de la validation de l'AG sur des fonctions test

	n=5	n=10
Référence	-4.678	-9.66
AG	-4.5085	-9.4363

Tab. A.3 résultats de l'optimum issus à partir de l'évaluation de la fonction Michalewicz's

Annexe B

B. Modélisation par Elément finie d'une MRV 6/4

```
%%%%%%%%%%%%paramètres physiques%%%%%%%%%
mu0=4*pi*1e-7;
nu0=1/mu0;
mur=5000;
nur=1/mur;
Surf=293e-006;
fac=900/Surf;% densité du courant
%%%%%%%%%%%%%
hs=25.6e-3; %Hauteur des dents statoriques
hr=28e-3; %Hauteur des dents rotoriques
hc=4.3e-3;
hbob=17e-3; %Hauteur des bobines
wbob=17e-3; %Largeur des bobines
sy=23.6e-3; %Epaisseur de culasse stator
ry=26e-3; %Epaisseur de culasse rotor
L=150e-3; % iron stack length [m]
Dsh=42e-3; % shaft diameter [m]
e=0.8e-3; % air-gap length = r/100 = 0.8e-3
R=75e-3+e;
Rext=125e-3; %Rayon exterieur
Rrot=(R-e); %Rayon rotorique
Rsh=Dsh/2; %Rayon arbre
Ns=6;%nombres dents statoriques
Nr=4;%nombres dents rotoriques
bs=30*pi/180;
br=30*pi/180;
bes=((2*pi)/Ns)-bs; %encoche stator
ber=((2*pi)/Nr)-br; %encoche rotor
```

%%%%%%%%%%%%Description de la géométrie %%%%%%%%%%%%%
 %les frontières

```
g1=[2 -0.2 0.2 -0.2 -0.2 1 0 0 0 0];
g2=[2 0.2 0.2 -0.2 0.2 1 0 0 0 0];
g3=[2 0.2 -0.2 0.2 0.2 1 0 0 0 0];
g4=[2 -0.2 -0.2 0.2 -0.2 1 0 0 0 0];
gf=[g1' g2' g3' g4'];
```

%les cercles
 xpiece1=Rsh;
 xpiece3=Rext;

```
g_piece1=[1 xpiece1 -xpiece1 0 0 1 2 0 0 xpiece1];
g_piece2=[1 -xpiece1 xpiece1 0 0 1 2 0 0 xpiece1];
g_piece3=[1 xpiece3 -xpiece3 0 0 3 1 0 0 xpiece3];
g_piece4=[1 -xpiece3 xpiece3 0 0 3 1 0 0 xpiece3];
gp=[g_piece1' g_piece2' g_piece3' g_piece4'];
```

%%%%%%%%%%%% ROTOR %%%%%%%%%%%%%

```
c1=ones(1,240);
[Xr15,Yr15] = pol2cart(-(br/2),Rrot);
```

%%%%%%%%%%%% épanouissement pole4
 [Xr16,Yr16] = pol2cart(br/2,Rrot);

```
xpr4_1=Xr15;ypr4_1=Yr15;alphapr4_1=atan(abs(ypr4_1/xpr4_1));
xpr4_2=Xr16;ypr4_2=Yr16;alphapr4_2=atan(abs(ypr4_2/xpr4_2));
R_arcpr4_4=sqrt(xpr4_1^2+ypr4_1^2);
c2([1:10])=2;
c2([11:50])=1;
c2([51:60])=2;
for kk=1:3
    c2([1+kk*60:(kk+1)*60])=c2(1:60);
```

end

```
teta_pieceri=[0:(2*pi/240):360*pi/180]+pi/2;
xpiececi=R_arcpr4_4*cos(teta_pieceri);ypiececi=R_arcpr4_4*sin(teta_pieceri);
xpiece_di=xpiececi(1:length(xpiececi)-1); xpiece_ai=xpiececi(2:length(xpiececi));
ypiece_di=ypiececi(1:length(ypiececi)-1); ypiece_ai=ypiececi(2:length(ypiececi));
c1=ones(1,length(xpiece_di));
g_piececi=[2*c1; xpiece_di; xpiece_ai; ypiece_di; ypiece_ai; c2; 0*c1; 0*c1; 0*c1; 0*c1];
```

%%%%%%%%%%%% épanouissement reliant pole4 et 1 rotor

```
alpha1=asin((Rrot*sin(br/2))/(Rsh+ry));
[Xr1,Yr1] = pol2cart(alpha1,(Rsh+ry));
```

```
[Xr2,Yr2] = pol2cart(((pi/2)-alpha1),(Rsh+ry));
```

```
xpr5_1=Xr1;ypr5_1=Yr1;alphapr5_1=atan(abs(ypr5_1/xpr5_1));
xpr5_2=Xr2;ypr5_2=Yr2;alphapr5_2=atan(abs(xpr5_2/ypr5_2));
R_arcpr5_5=sqrt(xpr5_1^2+ypr5_1^2);
teta_arcpr5_5=[(alphapr5_1):abs((pi/2)-alphapr5_2-alphapr5_1)/10:(pi/2)-alphapr5_2];
x_arcpr55=R_arcpr5_5*cos(teta_arcpr5_5);y_arcpr55=R_arcpr5_5*sin(teta_arcpr5_5);
x_arcpr55_d=x_arcpr55(1:length(x_arcpr55)-1); x_arcpr55_a=x_arcpr55(2:length(x_arcpr55));
y_arcpr55_d=y_arcpr55(1:length(y_arcpr55)-1); y_arcpr55_a=y_arcpr55(2:length(y_arcpr55));
cpr5=ones(1,length(x_arcpr55_d));
g_arcpr55=[2*cpr5; x_arcpr55_d; x_arcpr55_a; y_arcpr55_d; y_arcpr55_a; 2*cpr5; 1*cpr5;
0*cpr5; 0*cpr5; 0*cpr5];
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%pole1
```

```
[Xr3,Yr3] = pol2cart(((pi/2)-(br/2)),Rrot);
gpr11=[2 Xr2 Xr2 Yr2 Yr3 2 1 0 0 0];
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% épanouissement pole1
```

```
[Xr4,Yr4] = pol2cart(((pi/2)+(br/2)),Rrot);
```

```
xpr1_1=Xr3;ypr1_1=Yr3;alphapr1_1=atan(abs(xpr1_1/ypr1_1));
xpr1_2=Xr4;ypr1_2=Yr4;alphapr1_2=atan(abs(xpr1_2/ypr1_2));
R_arcpr1_1=sqrt(xpr1_1^2+ypr1_1^2);
teta_arcpr1_1=[(pi/2)-alphapr1_1):abs((alphapr1_2+alphapr1_1))/3:(pi/2)+alphapr1_2];
x_arcpr11=R_arcpr1_1*cos(teta_arcpr1_1);y_arcpr11=R_arcpr1_1*sin(teta_arcpr1_1);
x_arcpr11_d=x_arcpr11(1:length(x_arcpr11)-1); x_arcpr11_a=x_arcpr11(2:length(x_arcpr11));
y_arcpr11_d=y_arcpr11(1:length(y_arcpr11)-1); y_arcpr11_a=y_arcpr11(2:length(y_arcpr11));
cpr1=ones(1,length(x_arcpr11_d));
g_arcpr11=[2*cpr1; x_arcpr11_d; x_arcpr11_a; y_arcpr11_d; y_arcpr11_a; 2*cpr1; 1*cpr1;
0*cpr1; 0*cpr1; 0*cpr1];
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
[Xr5,Yr5] = pol2cart(((pi/2)+alpha1),(Rsh+ry));
gpr12=[2 Xr4 Xr4 Yr4 Yr5 2 1 0 0 0];
```

```
gpoler1=[gpr11' gpr12'];
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% épanouissement reliant pole2et 1
```

```
[Xr6,Yr6] = pol2cart((pi-alpha1),(Rsh+ry));
```

```
xpr6_1=Xr5;ypr6_1=Yr5;alphapr6_1=atan(abs(xpr6_1/ypr6_1));
xpr6_2=Xr6;ypr6_2=Yr6;alphapr6_2=atan(abs(ypr6_2/xpr6_2));
R_arcpr6_6=sqrt(xpr6_1^2+ypr6_1^2);
teta_arcpr6_6=[(pi/2)+alphapr6_1):abs(pi/2-alphapr6_2-alphapr6_1)/10:(pi-alphapr6_2)];
x_arcpr66=R_arcpr6_6*cos(teta_arcpr6_6);y_arcpr66=R_arcpr6_6*sin(teta_arcpr6_6);
x_arcpr66_d=x_arcpr66(1:length(x_arcpr66)-1); x_arcpr66_a=x_arcpr66(2:length(x_arcpr66));
```

```
y_arcpr66_d=y_arcpr66(1:length(y_arcpr66)-1); y_arcpr66_a=y_arcpr66(2:length(y_arcpr66));
cpr6=ones(1,length(x_arcpr66_d));
g_arcpr66=[2*cpr6; x_arcpr66_d; x_arcpr66_a; y_arcpr66_d; y_arcpr66_a; 2*cpr6; 1*cpr6;
0*cpr6; 0*cpr6; 0*cpr6];
```

```
%%%%%%%%%%%%%pole2
```

```
[Xr7,Yr7] = pol2cart((pi-(br/2)),Rrot);
gpr21=[2 Xr6 Xr7 Yr6 Yr6 2 1 0 0 0];
```

```
%%%%%%%%%%%%% épanouissement pole2
```

```
[Xr8,Yr8] = pol2cart((pi+(br/2)),Rrot);
```

```
xpr2_1=Xr7;ypr2_1=Yr7;alphapr2_1=atan(abs(ypr2_1/xpr2_1));
xpr2_2=Xr8;ypr2_2=Yr8;alphapr2_2=atan(abs(ypr2_2/xpr2_2));
R_arcpr2_2=sqrt(xpr2_1^2+ypr2_1^2);
teta_arcpr2_2=[(pi-alphapr2_1):abs((alphapr2_2+alphapr2_1))/3:(pi+alphapr2_2)];
x_arcpr22=R_arcpr2_2*cos(teta_arcpr2_2);y_arcpr22=R_arcpr2_2*sin(teta_arcpr2_2);
x_arcpr22_d=x_arcpr22(1:length(x_arcpr22)-1); x_arcpr22_a=x_arcpr22(2:length(x_arcpr22));
y_arcpr22_d=y_arcpr22(1:length(y_arcpr22)-1); y_arcpr22_a=y_arcpr22(2:length(y_arcpr22));
cpr2=ones(1,length(x_arcpr22_d));
g_arcpr22=[2*cpr1; x_arcpr22_d; x_arcpr22_a; y_arcpr22_d; y_arcpr22_a; 2*cpr2; 1*cpr2;
0*cpr2; 0*cpr2; 0*cpr2];
```

```
%%%%%%%%%%%%%
%
```

```
[Xr9,Yr9] = pol2cart((pi+alpha1),(Rsh+ry));
gpr22=[2 Xr8 Xr9 Yr8 Yr8 2 1 0 0 0];
```

```
gpoler2=[gpr21' gpr22'];
```

```
%%%%%%%%%%%%% épanouissement reliant pole 2 et 3
```

```
[Xr10,Yr10] = pol2cart((((3*pi)/2)-alpha1),(Rsh+ry));
```

```
xpr7_1=Xr9;ypr7_1=Yr9;alphapr7_1=atan(abs(ypr7_1/xpr7_1));
xpr7_2=Xr10;ypr7_2=Yr10;alphapr7_2=atan(abs(xpr7_2/ypr7_2));
R_arcpr7_7=sqrt(xpr7_1^2+ypr7_1^2);
teta_arcpr7_7=[(pi+alphapr7_1):abs(pi/2-alphapr7_2-alphapr7_1)/10:((3*pi)/2)-alphapr7_2];
x_arcpr77=R_arcpr7_7*cos(teta_arcpr7_7);y_arcpr77=R_arcpr7_7*sin(teta_arcpr7_7);
x_arcpr77_d=x_arcpr77(1:length(x_arcpr77)-1); x_arcpr77_a=x_arcpr77(2:length(x_arcpr77));
y_arcpr77_d=y_arcpr77(1:length(y_arcpr77)-1); y_arcpr77_a=y_arcpr77(2:length(y_arcpr77));
cpr7=ones(1,length(x_arcpr77_d));
g_arcpr77=[2*cpr7; x_arcpr77_d; x_arcpr77_a; y_arcpr77_d; y_arcpr77_a; 2*cpr7; 1*cpr7;
0*cpr7; 0*cpr7; 0*cpr7];
```

```
%%%%%%%%%%%%%pole3
```

```
[Xr11,Yr11] = pol2cart((((3*pi)/2)-(br/2)),Rrot);
gpr31=[2 Xr10 Xr10 Yr10 Yr11 2 1 0 0 0];
```

%%%%%%%%%%%%%% épanouissement pole3

[Xr12,Yr12] = pol2cart((((3*pi)/2)+(br/2)),Rrot);

xpr3_1=Xr11;ypr3_1=Yr11;alphapr3_1=atan(abs(xpr3_1/ypr3_1));

xpr3_2=Xr12;ypr3_2=Yr12;alphapr3_2=atan(abs(xpr3_2/ypr3_2));

R_arcpr3_3=sqrt(xpr3_1^2+ypr3_1^2);

teta_arcpr3_3=[((3*pi/2)-alphapr3_1):abs((alphapr3_2+alphapr3_1))/3:((3*pi/2)+alphapr3_2)];

x_arcpr33=R_arcpr3_3*cos(teta_arcpr3_3);y_arcpr33=R_arcpr3_3*sin(teta_arcpr3_3);

x_arcpr33_d=x_arcpr33(1:length(x_arcpr33)-1); x_arcpr33_a=x_arcpr33(2:length(x_arcpr33));

y_arcpr33_d=y_arcpr33(1:length(y_arcpr33)-1); y_arcpr33_a=y_arcpr33(2:length(y_arcpr33));

cpr3=ones(1,length(x_arcpr33_d));

g_arcpr33=[2*cpr3; x_arcpr33_d; x_arcpr33_a; y_arcpr33_d; y_arcpr33_a; 2*cpr3; 1*cpr3;

0*cpr3; 0*cpr3; 0*cpr3];

%%%%%%%%%%%%%%

[Xr13,Yr13] = pol2cart((((3*pi)/2)+alpha1),(Rsh+ry));

gpr32=[2 Xr12 Xr12 Yr12 Yr13 2 1 0 0 0];

gpoler3=[gpr31' gpr32'];

%%%%%%%%%%%%%% épanouissement reliant pole3 et 4

[Xr14,Yr14] = pol2cart(-alpha1,(Rsh+ry));

xpr8_1= Xr13;ypr8_1=Yr13;alphapr8_1=atan(abs(xpr8_1/ypr8_1));

xpr8_2=Xr14;ypr8_2=Yr14;alphapr8_2=atan(abs(ypr8_2/xpr8_2));

R_arcpr8_8=sqrt(xpr8_1^2+ypr8_1^2);

teta_arcpr8_8=[((3*pi/2)+alphapr8_1):abs((pi/2)-alphapr8_2-alphapr8_1)/10:((2*pi)-alphapr8_2)];

x_arcpr88=R_arcpr8_8*cos(teta_arcpr8_8);y_arcpr88=R_arcpr8_8*sin(teta_arcpr8_8);

x_arcpr88_d=x_arcpr88(1:length(x_arcpr88)-1); x_arcpr88_a=x_arcpr88(2:length(x_arcpr88));

y_arcpr88_d=y_arcpr88(1:length(y_arcpr88)-1); y_arcpr88_a=y_arcpr88(2:length(y_arcpr88));

cpr8=ones(1,length(x_arcpr88_d));

g_arcpr88=[2*cpr8; x_arcpr88_d; x_arcpr88_a; y_arcpr88_d; y_arcpr88_a; 2*cpr8; 1*cpr8;

0*cpr8; 0*cpr8; 0*cpr8];

%%%%%%%%%%%%%% pole4

teta_arcpr4_4=[(2*pi-alphapr4_1):abs((alphapr4_2+alphapr4_1))/3:(2*pi+alphapr4_2)];

x_arcpr44=R_arcpr4_4*cos(teta_arcpr4_4);y_arcpr44=R_arcpr4_4*sin(teta_arcpr4_4);

x_arcpr44_d=x_arcpr44(1:length(x_arcpr44)-1); x_arcpr44_a=x_arcpr44(2:length(x_arcpr44));

y_arcpr44_d=y_arcpr44(1:length(y_arcpr44)-1); y_arcpr44_a=y_arcpr44(2:length(y_arcpr44));

cpr4=ones(1,length(x_arcpr44_d));

g_arcpr44=[2*cpr4; x_arcpr44_d; x_arcpr44_a; y_arcpr44_d; y_arcpr44_a; 2*cpr4; 1*cpr4;

0*cpr4; 0*cpr4; 0*cpr4];

%%%%%%%%%%%%%%

gpr42=[2 Xr16 Xr1 Yr16 Yr16 2 1 0 0 0];

gpr41=[2 Xr14 Xr15 Yr14 Yr14 2 1 0 0 0];

gpoler4=[gpr41' gpr42'];

grotor=[g_pieci g_arcpr55 gpoler1 g_arcpr66 gpoler2 g_arcpr77 gpoler3 g_arcpr88
gpoler4];

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% STATOR %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% épanouissement pole1%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
[x1,y1] = pol2cart((bs/2)+bes,(Rrot+e));
[x2,y2] = pol2cart(((bs/2)+bes+bs),(Rrot+e));

xp1_1=x1;yp1_1=y1;alphap1_1=atan(abs(yp1_1/xp1_1));
xp1_2=x2;yp1_2=y2;alphap1_2=atan(abs(yp1_2/xp1_2));
R_arcp1_1=sqrt(xp1_1^2+yp1_1^2);
teta_arcp1_1=[(alphap1_1):abs(alphap1_2-alphap1_1)/3:(alphap1_2)];
x_arcp11=R_arcp1_1*cos(teta_arcp1_1);y_arcp11=R_arcp1_1*sin(teta_arcp1_1);
x_arcp11_d=x_arcp11(1:length(x_arcp11)-1); x_arcp11_a=x_arcp11(2:length(x_arcp11));
y_arcp11_d=y_arcp11(1:length(y_arcp11)-1); y_arcp11_a=y_arcp11(2:length(y_arcp11));
cp1=ones(1,length(x_arcp11_d));
g_arcp11=[2*cp1; x_arcp11_d; x_arcp11_a; y_arcp11_d; y_arcp11_a; 1*cp1; 3*cp1; 0*cp1;
0*cp1; 0*cp1];

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%pole1
[x3,y3] = pol2cart((bs/2)+bes,(Rrot+e+hs));
[x4,y4] = pol2cart((bs/2)+bes,(Rrot+e+(hs-hc)));
[x5,y5] = pol2cart((bs/2)+bes,(Rrot+e+(hs-(hc+hbob))));
[x6,y6] = pol2cart(((bs/2)+bes+bs),(Rrot+e+hc));
[x7,y7] = pol2cart(((bs/2)+bes+bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x8,y8] = pol2cart(((bs/2)+bes+bs),(Rrot+e+hs));

g1_1=[2 x3 x4 y3 y4 1 3 0 0 0];
g1_2=[2 x4 x5 y4 y5 4 3 0 0 0];
g1_3=[2 x5 x_arcp11(1) y5 y_arcp11(1) 1 3 0 0 0];
g1_5=[2 x_arcp11(size(x_arcp11,2)) x6 y_arcp11(size(y_arcp11,2)) y6 1 3 0 0 0];
g1_6=[2 x6 x7 y6 y7 5 3 0 0 0];
g1_7=[2 x7 x8 y7 y8 1 3 0 0 0];

alpha6=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R6=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x9,y9] = pol2cart(((bs/2)+bes)-alpha6,R6);
alpha7=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R7=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x10,y10] = pol2cart(((bs/2)+bes)-alpha7,R7);

g1_8=[2 x4 x9 y4 y9 1 4 0 0 0];
g1_9=[2 x9 x10 y9 y10 1 4 0 0 0];
g1_10=[2 x10 x5 y10 y5 1 4 0 0 0];

alpha13=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R13=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x11,y11] = pol2cart(((bs/2)+bes+bs)+alpha13,R13);

```

```
alpha12=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R12=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x12,y12] = pol2cart(((bs/2)+bes+bs)+alpha12,R12);
```

```
g1_11=[2 x7 x11 y7 y11 5 1 0 0 0];
g1_12=[2 x11 x12 y11 y12 5 1 0 0 0];
g1_13=[2 x12 x6 y12 y6 5 1 0 0 0];
gp1=[g1_1' g1_2' g1_3' g1_5' g1_6' g1_7' g1_8' g1_9' g1_10' g1_11' g1_12' g1_13'];
```

```
%%épanouissement pole2%%%
```

```
[x13,y13] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+bs),(Rrot+e));
[x14,y14] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+2*bs),(Rrot+e));
```

```
xp2_1=x13;yp2_1=y13;alphap2_1=atan(abs(xp2_1/yp2_1));
xp2_2=x14;yp2_2=y14;alphap2_2=atan(abs(xp2_2/yp2_2));
R_arcp2_2=sqrt(xp2_1^2+yp2_1^2);
teta_arcp2_2=[((pi/2)+alphap2_1):abs(alphap2_2-alphap2_1)/3:((pi/2)+alphap2_2)];
x_arcp22=R_arcp2_2*cos(teta_arcp2_2);y_arcp22=R_arcp2_2*sin(teta_arcp2_2);
x_arcp22_d=x_arcp22(1:length(x_arcp22)-1); x_arcp22_a=x_arcp22(2:length(x_arcp22));
y_arcp22_d=y_arcp22(1:length(y_arcp22)-1); y_arcp22_a=y_arcp22(2:length(y_arcp22));
cp2=ones(1,length(x_arcp22_d));
g_arcp22=[2*cp2; x_arcp22_d; x_arcp22_a; y_arcp22_d; y_arcp22_a; 1*cp2; 3*cp2; 0*cp2;
0*cp2; 0*cp2];
```

```
%%pole2
```

```
[x15,y15] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+bs),(Rrot+e+hs));
[x16,y16] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x17,y17] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+bs),(Rrot+e+(hs-(hc+hbob))));
[x18,y18] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+2*bs),(Rrot+e+hc));
[x19,y19] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+2*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x20,y20] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+2*bs),(Rrot+e+hs));
```

```
g2_1=[2 x15 x16 y15 y16 1 3 0 0 0];
g2_2=[2 x16 x17 y16 y17 6 3 0 0 0];
g2_3=[2 x17 x_arcp22(1) y17 y_arcp22(1) 1 3 0 0 0];
g2_5=[2 x_arcp22(size(x_arcp22,2)) x18 y_arcp22(size(y_arcp22,2)) y18 1 3 0 0 0];
g2_6=[2 x18 x19 y18 y19 7 3 0 0 0];
g2_7=[2 x19 x20 y19 y20 1 3 0 0 0];
```

```
alpha18=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R18=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x21,y21] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+bs)-alpha18,R18);
alpha19=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R19=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x22,y22] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+bs)-alpha19,R19);
```

```
alpha25=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R25=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x23,y23] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+2*bs)+alpha25,R25);
```

```
alpha24=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R24=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x24,y24] = pol2cart(((bs/2)+2*bes+2*bs)+alpha24,R24);
```

```
g2_8=[2 x16 x21 y16 y21 1 6 0 0 0];
g2_9=[2 x21 x22 y21 y22 1 6 0 0 0];
g2_10=[2 x22 x17 y22 y17 1 6 0 0 0];
g2_11=[2 x19 x23 y19 y23 7 1 0 0 0];
g2_12=[2 x23 x24 y23 y24 7 1 0 0 0];
g2_13=[2 x24 x18 y24 y18 7 1 0 0 0];
gp2=[g2_1' g2_2' g2_3' g2_5' g2_6' g2_7' g2_8' g2_9' g2_10' g2_11' g2_12' g2_13'];
```

```
%%épanouissement pole3%%%
```

```
[x25,y25] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+2*bs),(Rrot+e));
[x26,y26] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+3*bs),(Rrot+e));
```

```
xp3_1=x25;yp3_1=y25;alpha3_1=atan(abs(yp3_1/xp3_1));
xp3_2=x26;yp3_2=y26;alpha3_2=atan(abs(yp3_2/xp3_2));
R_arcp3_3=sqrt(xp3_1^2+yp3_1^2);
teta_arcp3_3=[(pi-alpha3_1):abs(alpha3_1+alpha3_2)/3:(pi+alpha3_2)];
x_arcp33=R_arcp3_3*cos(teta_arcp3_3);y_arcp33=R_arcp3_3*sin(teta_arcp3_3);
x_arcp33_d=x_arcp33(1:length(x_arcp33)-1); x_arcp33_a=x_arcp33(2:length(x_arcp33));
y_arcp33_d=y_arcp33(1:length(y_arcp33)-1); y_arcp33_a=y_arcp33(2:length(y_arcp33));
cp3=ones(1,length(x_arcp33_d));
g_arcp33=[2*cp3; x_arcp33_d; x_arcp33_a; y_arcp33_d; y_arcp33_a; 1*cp3; 3*cp3; 0*cp3;
0*cp3; 0*cp3];
```

```
%%pole3
```

```
[x27,y27] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+2*bs),(Rrot+e+hs));
[x28,y28] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+2*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x29,y29] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+2*bs),(Rrot+e+(hs-(hc+hbob))));
[x30,y30] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+3*bs),(Rrot+e+hc));
[x31,y31] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+3*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x32,y32] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+3*bs),(Rrot+e+hs));
```

```
g3_1=[2 x27 x28 y27 y28 1 3 0 0 0];
g3_2=[2 x28 x29 y28 y29 8 3 0 0 0];
g3_3=[2 x29 x_arcp33(1) y29 y_arcp33(1) 1 3 0 0 0];
g3_5=[2 x_arcp33(size(x_arcp33,2)) x30 y_arcp33(size(y_arcp33,2)) y30 1 3 0 0 0];
g3_6=[2 x30 x31 y30 y31 9 3 0 0 0];
g3_7=[2 x31 x32 y31 y32 1 3 0 0 0];
```

```

alpha30=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R30=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x33,y33] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+2*bs)-alpha30,R30);
alpha31=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R31=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x34,y34] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+2*bs)-alpha31,R31);
alpha37=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R37=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x35,y35] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+3*bs)+alpha37,R37);
alpha36=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R36=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x36,y36] = pol2cart(((bs/2)+3*bes+3*bs)+alpha36,R36);

```

```

g3_8=[2 x28 x33 y28 y33 1 8 0 0 0];
g3_9=[2 x33 x34 y33 y34 1 8 0 0 0];
g3_10=[2 x34 x29 y34 y29 1 8 0 0 0];
g3_11=[2 x31 x35 y31 y35 9 1 0 0 0];
g3_12=[2 x35 x36 y35 y36 9 1 0 0 0];
g3_13=[2 x36 x30 y36 y30 9 1 0 0 0];
gp3=[g3_1' g3_2' g3_3' g3_5' g3_6' g3_7' g3_8' g3_9' g3_10' g3_11' g3_12' g3_13'];

```

%%épanouissement pole4%%

```

[x37,y37] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+3*bs),(Rrot+e));
[x38,y38] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+4*bs),(Rrot+e));

```

```

xp4_1=x37;yp4_1=y37;alphap4_1=atan(abs(yp4_1/xp4_1));
xp4_2=x38;yp4_2=y38;alphap4_2=atan(abs(yp4_2/xp4_2));
R_arcp4_4=sqrt(xp4_1^2+yp4_1^2);
teta_arcp4_4=(pi+alphap4_1):abs(alphap4_2-alphap4_1)/3:(pi+alphap4_2);
x_arcp44=R_arcp4_4*cos(teta_arcp4_4);y_arcp44=R_arcp4_4*sin(teta_arcp4_4);
x_arcp44_d=x_arcp44(1:length(x_arcp44)-1); x_arcp44_a=x_arcp44(2:length(x_arcp44));
y_arcp44_d=y_arcp44(1:length(y_arcp44)-1); y_arcp44_a=y_arcp44(2:length(y_arcp44));
cp4=ones(1,length(x_arcp44_d));
g_arcp44=[2*cp4; x_arcp44_d; x_arcp44_a; y_arcp44_d; y_arcp44_a; 1*cp4; 3*cp4; 0*cp4;
0*cp4; 0*cp4];

```

%%pole4

```

[x39,y39] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+3*bs),(Rrot+e+hs));
[x40,y40] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+3*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x41,y41] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+3*bs),(Rrot+e+(hs-(hc+hbob))));
[x42,y42] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+4*bs),(Rrot+e+hc));
[x43,y43] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+4*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x44,y44] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+4*bs),(Rrot+e+hs));

```

```

g4_1=[2 x39 x40 y39 y40 1 3 0 0 0];
g4_2=[2 x40 x41 y40 y41 10 3 0 0 0];
g4_3=[2 x41 x_arcp44(1) y41 y_arcp44(1) 1 3 0 0 0];
g4_5=[2 x_arcp44(size(x_arcp44,2)) x42 y_arcp44(size(y_arcp44,2)) y42 1 3 0 0 0];
g4_6=[2 x42 x43 y42 y43 11 3 0 0 0];
g4_7=[2 x43 x44 y43 y44 1 3 0 0 0];

alpha42=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R42=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x45,y45] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+3*bs)-alpha42,R42);
alpha43=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R43=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x46,y46] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+3*bs)-alpha43,R43);
alpha49=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R49=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x47,y47] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+4*bs)+alpha49,R49);
alpha48=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R48=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x48,y48] = pol2cart(((bs/2)+4*bes+4*bs)+alpha48,R48);

g4_8=[2 x40 x45 y40 y45 1 10 0 0 0];
g4_9=[2 x45 x46 y45 y46 1 10 0 0 0];
g4_10=[2 x46 x41 y46 y41 1 10 0 0 0];
g4_11=[2 x43 x47 y43 y47 11 1 0 0 0];
g4_12=[2 x47 x48 y47 y48 11 1 0 0 0];
g4_13=[2 x48 x42 y48 y42 11 1 0 0 0];
gp4=[g4_1' g4_2' g4_3' g4_5' g4_6' g4_7' g4_8' g4_9' g4_10' g4_11' g4_12' g4_13'];

%%épanouissement pole5%%
[x49,y49] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+4*bs),(Rrot+e));
[x50,y50] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+5*bs),(Rrot+e));

xp5_1=x49;yp5_1=y49;alphap5_1=atan(abs(xp5_1/yp5_1));
xp5_2=x50;yp5_2=y50;alphap5_2=atan(abs(xp5_2/yp5_2));
R_arcp5_5=sqrt(xp5_1^2+yp5_1^2);
teta_arcp5_5=[((3*pi/2)+alphap5_1):abs(alphap5_2-alphap5_1)/3:((3*pi/2)+alphap5_2)];
x_arcp55=R_arcp5_5*cos(teta_arcp5_5);y_arcp55=R_arcp5_5*sin(teta_arcp5_5);
x_arcp55_d=x_arcp55(1:length(x_arcp55)-1); x_arcp55_a=x_arcp55(2:length(x_arcp55));
y_arcp55_d=y_arcp55(1:length(y_arcp55)-1); y_arcp55_a=y_arcp55(2:length(y_arcp55));
cp5=ones(1,length(x_arcp55_d));
g_arcp55=[2*cp5; x_arcp55_d; x_arcp55_a; y_arcp55_d; y_arcp55_a; 1*cp5; 3*cp5; 0*cp5;
0*cp5; 0*cp5];

%%pole5
[x51,y51] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+4*bs),(Rrot+e+hs));

```

```

[x52,y52] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+4*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x53,y53] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+4*bs),(Rrot+e+(hs-(hc+hbob))));
[x54,y54] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+5*bs),(Rrot+e+hc));
[x55,y55] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+5*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x56,y56] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+5*bs),(Rrot+e+hs));

g5_1=[2 x51 x52 y51 y52 1 3 0 0 0];
g5_2=[2 x52 x53 y52 y53 12 3 0 0 0];
g5_3=[2 x53 x_arcp55(1) y53 y_arcp55(1) 1 3 0 0 0];
g5_5=[2 x_arcp55(size(x_arcp55,2)) x54 y_arcp55(size(y_arcp55,2)) y54 1 3 0 0 0];
g5_6=[2 x54 x55 y54 y55 13 3 0 0 0];
g5_7=[2 x55 x56 y55 y56 1 3 0 0 0];

alpha54=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R54=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x57,y57] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+4*bs)-alpha54,R54);
alpha55=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R55=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x58,y58] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+4*bs)-alpha55,R55);
alpha61=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R61=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x59,y59] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+5*bs)+alpha61,R61);
alpha60=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R60=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x60,y60] = pol2cart(((bs/2)+5*bes+5*bs)+alpha60,R60);

g5_8=[2 x52 x57 y52 y57 1 12 0 0 0];
g5_9=[2 x57 x58 y57 y58 1 12 0 0 0];
g5_10=[2 x58 x53 y58 y53 1 12 0 0 0];
g5_11=[2 x55 x59 y55 y59 13 1 0 0 0];
g5_12=[2 x59 x60 y59 y60 13 1 0 0 0];
g5_13=[2 x60 x54 y60 y54 13 1 0 0 0];
gp5=[g5_1' g5_2' g5_3' g5_5' g5_6' g5_7' g5_8' g5_9' g5_10' g5_11' g5_12' g5_13'];

%%épanouissement pole6%%
[x61,y61] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+5*bs),(Rrot+e));
[x62,y62] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+6*bs),(Rrot+e));

xp6_1=x61;yp6_1=y61;alpha6_1=atan(abs(yp6_1/xp6_1));
xp6_2=x62;yp6_2=y62;alpha6_2=atan(abs(yp6_2/xp6_2));
R_arcp6_6=sqrt(xp6_1^2+yp6_1^2);
teta_arcp6_6=[((2*pi)-alpha6_1):abs(alpha6_1+alpha6_2)/3:((2*pi)+alpha6_2)];
x_arcp66=R_arcp6_6*cos(teta_arcp6_6);y_arcp66=R_arcp6_6*sin(teta_arcp6_6);
x_arcp66_d=x_arcp66(1:length(x_arcp66)-1); x_arcp66_a=x_arcp66(2:length(x_arcp66));
y_arcp66_d=y_arcp66(1:length(y_arcp66)-1); y_arcp66_a=y_arcp66(2:length(y_arcp66));
cp6=ones(1,length(x_arcp66_d));

```

```
g_arcp66=[2*cp6; x_arcp66_d; x_arcp66_a; y_arcp66_d; y_arcp66_a; 1*cp6; 3*cp6; 0*cp6;
0*cp6; 0*cp6];
```

```
%%%%%%%%%%pole6
```

```
[x63,y63] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+5*bs),(Rrot+e+hs));
[x64,y64] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+5*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x65,y65] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+5*bs),(Rrot+e+(hs-(hc+hbob))));
[x66,y66] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+6*bs),(Rrot+e+hc));
[x67,y67] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+6*bs),(Rrot+e+(hs-hc)));
[x68,y68] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+6*bs),(Rrot+e+hs));
```

```
g6_1=[2 x63 x64 y63 y64 1 3 0 0 0];
g6_2=[2 x64 x65 y64 y65 14 3 0 0 0];
g6_3=[2 x65 x_arcp66(1) y65 y_arcp66(1) 1 3 0 0 0];
g6_5=[2 x_arcp66(size(x_arcp66,2)) x66 y_arcp66(size(y_arcp66,2)) y66 1 3 0 0 0];
g6_6=[2 x66 x67 y66 y67 15 3 0 0 0];
g6_7=[2 x67 x68 y67 y68 1 3 0 0 0];
```

```
alpha66=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R66=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x69,y69] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+5*bs)-alpha66,R66);
alpha67=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R67=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x70,y70] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+5*bs)-alpha67,R67);
```

```
alpha73=atan(wbob/(Rrot+e+(hs-hc)));
R73=sqrt((Rrot+e+(hs-hc))^2+wbob^2);
[x71,y71] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+6*bs)+alpha73,R73);
alpha72=atan(wbob/(Rrot+e+hc));
R72=sqrt((Rrot+e+hc)^2+wbob^2);
[x72,y72] = pol2cart(((bs/2)+6*bes+6*bs)+alpha72,R72);
```

```
g6_8=[2 x64 x69 y64 y69 1 14 0 0 0];
g6_9=[2 x69 x70 y69 y70 1 14 0 0 0];
g6_10=[2 x70 x65 y70 y65 1 14 0 0 0];
```

```
g6_11=[2 x67 x71 y67 y71 15 1 0 0 0];
g6_12=[2 x71 x72 y71 y72 15 1 0 0 0];
g6_13=[2 x72 x66 y72 y66 15 1 0 0 0];
gp6=[g6_1' g6_2' g6_3' g6_5' g6_6' g6_7' g6_8' g6_9' g6_10' g6_11' g6_12' g6_13'];
```

```
%armature reliant pole1 et pole2
```

```
x1_1=x8;y1_1=y8;alpha1_1=atan(abs(x1_1/y1_1));
x1_2=x15;y1_2=y15;alpha1_2=atan(abs(x1_2/y1_2));
R_arc1_1=sqrt(x1_1^2+y1_1^2);
teta_arc1_1=[(pi/2)-alpha1_1:abs(alpha1_1+alpha1_2)/8:(pi/2)+alpha1_2];
```

```
x_arc11=R_arc1_1*cos(teta_arc1_1);y_arc11=R_arc1_1*sin(teta_arc1_1);
x_arc11_d=x_arc11(1:length(x_arc11)-1); x_arc11_a=x_arc11(2:length(x_arc11));
y_arc11_d=y_arc11(1:length(y_arc11)-1); y_arc11_a=y_arc11(2:length(y_arc11));
c1=ones(1,length(x_arc11_d));
g_arc11=[2*c1; x_arc11_d; x_arc11_a; y_arc11_d; y_arc11_a; 1*c1; 3*c1; 0*c1; 0*c1; 0*c1];
```

%armature reliant pole2 et pole3

```
x2_1=x20;y2_1=y20;alpha2_1=atan(abs(x2_1/y2_1));
x2_2=x27;y2_2=y27;alpha2_2=atan(abs(y2_2/x2_2));
R_arc2_2=sqrt(x2_1^2+y2_1^2);
teta_arc2_2=[(pi/2)+alpha2_1:abs((pi/2)-(alpha2_1+alpha2_2))/8:(pi-alpha2_2)];
x_arc22=R_arc2_2*cos(teta_arc2_2);y_arc22=R_arc2_2*sin(teta_arc2_2);
x_arc22_d=x_arc22(1:length(x_arc22)-1); x_arc22_a=x_arc22(2:length(x_arc22));
y_arc22_d=y_arc22(1:length(y_arc22)-1); y_arc22_a=y_arc22(2:length(y_arc22));
c2=ones(1,length(x_arc22_d));
g_arc22=[2*c2; x_arc22_d; x_arc22_a; y_arc22_d; y_arc22_a; 1*c2; 3*c2; 0*c2; 0*c2; 0*c2];
```

%armature reliant pole3 et pole4

```
x3_1=x32;y3_1=y32;alpha3_1=atan(abs(y3_1/x3_1));
x3_2=x39;y3_2=y39;alpha3_2=atan(abs(x3_2/y3_2));
R_arc3_3=sqrt(x3_1^2+y3_1^2);
teta_arc3_3=[(pi+alpha3_1):abs((pi/2)-(alpha3_1+alpha3_2))/8:((3*pi/2)-alpha3_2)];
x_arc33=R_arc3_3*cos(teta_arc3_3);y_arc33=R_arc3_3*sin(teta_arc3_3);
x_arc33_d=x_arc33(1:length(x_arc33)-1); x_arc33_a=x_arc33(2:length(x_arc33));
y_arc33_d=y_arc33(1:length(y_arc33)-1); y_arc33_a=y_arc33(2:length(y_arc33));
c3=ones(1,length(x_arc33_d));
g_arc33=[2*c3; x_arc33_d; x_arc33_a; y_arc33_d; y_arc33_a; 1*c3; 3*c3; 0*c3; 0*c3; 0*c3];
```

%armature reliant pole4 et pole5

```
x4_1=x44;y4_1=y44;alpha4_1=atan(abs(x4_1/y4_1));
x4_2=x51;y4_2=y51;alpha4_2=atan(abs(x4_2/y4_2));
R_arc4_4=sqrt(x4_1^2+y4_1^2);
teta_arc4_4=[((3*pi/2)-alpha4_1):abs(alpha4_1+alpha4_2)/8:((3*pi/2)+alpha4_2)];
x_arc44=R_arc4_4*cos(teta_arc4_4);y_arc44=R_arc4_4*sin(teta_arc4_4);
x_arc44_d=x_arc44(1:length(x_arc44)-1); x_arc44_a=x_arc44(2:length(x_arc44));
y_arc44_d=y_arc44(1:length(y_arc44)-1); y_arc44_a=y_arc44(2:length(y_arc44));
c4=ones(1,length(x_arc44_d));
g_arc44=[2*c4; x_arc44_d; x_arc44_a; y_arc44_d; y_arc44_a; 1*c4; 3*c4; 0*c4; 0*c4; 0*c4];
```

%armature reliant pole5 et pole6

```
x5_1=x56;y5_1=y56;alpha5_1=atan(abs(x5_1/y5_1));
x5_2=x63;y5_2=y63;alpha5_2=atan(abs(y5_2/x5_2));
R_arc5_5=sqrt(x5_1^2+y5_1^2);
teta_arc5_5=[((3*pi/2)+alpha5_1):abs(pi/2-(alpha5_1+alpha5_2))/8:((2*pi)-alpha5_2)];
x_arc55=R_arc5_5*cos(teta_arc5_5);y_arc55=R_arc5_5*sin(teta_arc5_5);
```

```
x_arc55_d=x_arc55(1:length(x_arc55)-1); x_arc55_a=x_arc55(2:length(x_arc55));
y_arc55_d=y_arc55(1:length(y_arc55)-1); y_arc55_a=y_arc55(2:length(y_arc55));
c5=ones(1,length(x_arc55_d));
g_arc55=[2*c5; x_arc55_d; x_arc55_a; y_arc55_d; y_arc55_a; 1*c5; 3*c5; 0*c5; 0*c5; 0*c5];
```

%armature reliant pole6 et pole1

```
x6_1=x68;y6_1=y68;alpha6_1=atan(abs(y6_1/x6_1));
x6_2=x3;y6_2=y3;alpha6_2=atan(abs(x6_2/y6_2));
R_arc6_6=sqrt(x6_1^2+y6_1^2);
teta_arc6_6=[(alpha6_1):abs(pi/2-(alpha6_1+alpha6_2))/8:(pi/2-alpha6_2)];
x_arc66=R_arc6_6*cos(teta_arc6_6);y_arc66=R_arc6_6*sin(teta_arc6_6);
x_arc66_d=x_arc66(1:length(x_arc66)-1); x_arc66_a=x_arc66(2:length(x_arc66));
y_arc66_d=y_arc66(1:length(y_arc66)-1); y_arc66_a=y_arc66(2:length(y_arc66));
c6=ones(1,length(x_arc66_d));
g_arc66=[2*c6; x_arc66_d; x_arc66_a; y_arc66_d; y_arc66_a; 1*c6; 3*c6; 0*c6; 0*c6; 0*c6];
```

```
c1=ones(1,240);
```

```
c2([1:10])=1;
c2([11:30])=3;
c2([31:40])=1;
for kk=1:5
    c2([1+kk*40:(kk+1)*40])=c2(1:40);
```

```
end
```

```
teta_pieceri=[0:(2*pi/240):360*pi/180]+pi/2;
xpiecei=R_arcp6_6*cos(teta_pieceri);ypiecei=R_arcp6_6*sin(teta_pieceri);
xpiece_di=xpiecei(1:length(xpiecei)-1); xpiece_ai=xpiecei(2:length(xpiecei));
ypiece_di=ypiecei(1:length(ypiecei)-1); ypiece_ai=ypiecei(2:length(ypiecei));
c1=ones(1,length(xpiece_di));
g_pieceri=[2*c1; xpiece_di; xpiece_ai; ypiece_di; ypiece_ai; 0*c1; c2; 0*c1; 0*c1; 0*c1];
```

```
gstator=[g_pieceri gp1 gp2 gp3 gp4 gp5 gp6 g_arc11 g_arc22 g_arc33 g_arc44 g_arc55 g_arc66
];
g=[gf gp gstator grotor];
```

```
[p,e,t]=initmesh(g);
x=p(1,:);y=p(2,:);
tt1=t;
rra=sqrt((x).^2+(y).^2);
no1=find( abs(rra-R_arcpr4_4)<=eps );
no2=find( abs(rra-R_arcp6_6)<=eps );
```

```
for i=1:length(no1)-1
    t(1:4,length(tt1)+2*i-1)=[no1(i);no2(i);no1(i)+1;16];
```

```

t(1:4,length(tt1)+2*i)=[no2(i);no2(i)+1;no1(i)+1;16];
end
i=length(no1);
t(1:4,length(tt1)+2*i-1)=[no1(i);no2(i);no1(1);16];
t(1:4,length(tt1)+2*i)=[no2(i);no2(1);no1(1);16];

ntr=length(t);
np=length(p);

%%%%%%%%%%
indice1=pdesdt(t,[1]);
indice2=pdesdt(t,[2]);
indice3=pdesdt(t,[3]);
indice4=pdesdt(t,[4]);
indice5=pdesdt(t,[5]);
indice6=pdesdt(t,[6]);
indice7=pdesdt(t,[7]);
indice8=pdesdt(t,[8]);
indice9=pdesdt(t,[9]);
indice10=pdesdt(t,[10]);
indice11=pdesdt(t,[11]);
indice12=pdesdt(t,[12]);
indice13=pdesdt(t,[13]);
indice14=pdesdt(t,[14]);
indice15=pdesdt(t,[15]);

%%%%%%%%%%
%----affectation des parametres physiques---%

c=nu0*ones(1,ntr); a=zeros(1,ntr); f=zeros(1,ntr);

f(indice4)=0;
f(indice5)=0;
f(indice6)=0;
f(indice7)=0;
f(indice8)=fac;
f(indice9)=-fac;
f(indice10)=0;
f(indice11)=0;
f(indice12)=0;
f(indice13)=0;
f(indice14)=-fac;
f(indice15)=fac;
c(indice2)=c(indice2)*nur;
c(indice3)=c(indice3)*nur;

```

```

% resolution
[k,tt,b]=assema(p,t,c,a,f);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% introduction des conditions aux limites
%=====
cond1=1;cond2=1;cond3=1;cond4=1;
dir1=0; dir2=0; dir3=0; dir4=0;

% noeuds des frontières concernés par les conditions aux limites
%=====
mat1=find(e(5,:)==1); cote1=e(1:2,mat1); nb1=size(cote1,2);
mat2=find(e(5,:)==2); cote2=e(1:2,mat2); nb2=size(cote2,2);
mat3=find(e(5,:)==3); cote3=e(1:2,mat3); nb3=size(cote3,2);
mat4=find(e(5,:)==4); cote4=e(1:2,mat4); nb4=size(cote4,2);
nbt=nb1+nb2+nb3+nb4;
noeud1=cote1(1,1:nb1); noeud2=cote2(1,1:nb2);
noeud3=cote3(1,1:nb3); noeud4=cote4(1,1:nb4);
noeudt=[ noeud1 noeud2 noeud3 noeud4];

%changement des matrices et vecteurs
%=====
%cote1
if cond1==1
for i=1:nb1
b=b-dir1*(k(:,noeud1(i)));
end;
k(noeud1,:)=zeros(nb1,size(k,2));
k(:,noeud1)=zeros(size(k,2),nb1);
for i=1:nb1
k(noeud1(i),noeud1(i))=1;
b(noeud1(i))=dir1;
end;
end;

%cote2
if cond2==1
for i=1:nb2
b=b-dir2*(k(:,noeud2(i)));
end;
k(noeud2,:)=zeros(nb2,size(k,2));
k(:,noeud2)=zeros(size(k,2),nb2);
for i=1:nb2
k(noeud2(i),noeud2(i))=1;
b(noeud2(i))=dir2;
end;
end;

```

```

end;

%cote3
if cond3==1
for i=1:nb3
b=b-dir3*(k(:,noeud3(i)));
end;
k(noeud3,:)=zeros(nb3,size(k,2));
k(:,noeud3)=zeros(size(k,2),nb3);
for i=1:nb3
k(noeud3(i),noeud3(i))=1;
b(noeud3(i))=dir3;
end;
end;

%cote4
if cond4==1
for i=1:nb4
b=b-dir4*(k(:,noeud4(i)));
end;
k(noeud4,:)=zeros(nb4,size(k,2));
k(:,noeud4)=zeros(size(k,2),nb4);
for i=1:nb4
k(noeud4(i),noeud4(i))=1;
b(noeud4(i))=dir4;
end;
end;

%--- Résolution du problème ---%

%%%%%%%%%%
%Calcul du potentiel vecteur magnétique A
A=k\b;

%Calcul de l'induction magnétique B
[bx1,by1]=pdegrad(p,t,A);
bx=-by1; by=bx1; %l'induction magnétique dans les éléments

xmoy=(x(t(1,:))+ x(t(2,:))+ x(t(3,:)))/3;
ymoy=(y(t(1,:))+y(t(2,:))+y(t(3,:)))/3;

%Calcul de champ magnétique H
Hx=bx.*c; Hy=by.*c; %le champ magnétique dens les éléments
Hnx=pdeprtni(p,t,Hx); Hny=pdeprtni(p,t,Hy); %le champ magnétique dens les moeuds

```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Exploitation des résultats%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
pdegplot(g); hold on;
%pdemesh(p,e,t);
%pdecont(p,t,A,16);
%quiver(xmoy,ymoy,bx,by);
%quiver(xmoy,ymoy,Hx,Hy);
```

Annexe C

C. Optimisation par Algorithme génétique d'une MRV 6/4

```
a_x1=30*pi/180; b_x1=44*pi/180;    %% domaine d'étude : beta_s
a_x2=30*pi/180; b_x2=59*pi/180;    %% domaine d'étude : beta_r
popsize=20;                          %% Nombre d'individus par sub-population
stringlength=60;                      %% Longueur du chromosome 2 variable
pc=0.7;                               %% Probabilité de croisement
pm=0.09;                              %% Probabilité de mutation
GEN=100;                              %% Nombre maximal de générations
compteur=1;

%=====initialisation de la matrice pop=====
pop=initialise(popsize,stringlength,a_x1,b_x1,a_x2,b_x2);
%=====fin=====

%=====selection=====
while compteur<GEN
newpop=slec_fin(pop,stringlength);
%=====fin=====

%=====croisement=====
% le choix des parents est aléatoire
n_child=popsize-size(newpop,1); % nombre des enfants a générer
i=1;
child=[];
while i<=n_child
p1_x1=abs(round(rand*(size(newpop,1))-1))+1; %indice du parent 1 pour le variable 1
p2_x1=abs(round(rand*(size(newpop,1))-1))+1; %indice du parent 2 pour le variable 1
p1_x2=abs(round(rand*(size(newpop,1))-1))+1; %indice du parent 1 pour le variable 2
p2_x2=abs(round(rand*(size(newpop,1))-1))+1; %indice du parent 2 pour le variable 2
parent1_x1=newpop(p1_x1,1:stringlength/2);
parent2_x1=newpop(p2_x1,1:stringlength/2);
parent1_x2=newpop(p1_x2,stringlength/2+1:stringlength);
```

```

parent2_x2=newpop(p2_x2,stringlength/2+1:stringlength);
tb1_x1(i)=p1_x1;    %tableau d'indice de croisement du parent 1 pour le variable 1
tb2_x1(i)=p2_x1;    %tableau d'indice de croisement du parent 2 pour le variable 1
tb1_x2(i)=p1_x2;    %tableau d'indice de croisement du parent 1 pour le variable 2
tb2_x2(i)=p2_x2;    %tableau d'indice de croisement du parent 2 pour le variable 2

clear p1_x1
clear p2_x1
clear p1_x2
clear p2_x2

[child1_x1, child2_x1]=crossover_x1(parent1_x1, parent2_x1,stringlength, pc); % croisement x1
child_x1(i,:)=child1_x1(1,1:stringlength/2); % création de la matrice des enfants x1

[child1_x2, child2_x2]=crossover_x2(parent1_x2, parent2_x2,stringlength, pc); % croisement x2
child_x2(i,:)=child1_x2(1,1:stringlength/2); % création de la matrice des enfants x2

i=i+1;
end
clear n_child
clear i
child(:,1:stringlength/2)=child_x1;
child(:,stringlength/2+1:stringlength)=child_x2;
clear child_x1
clear child_x2
clear parent1_x1
clear parent1_x2
%=====fin=====

%=====mutation=====
child=mutation(child,stringlength,popsize, pm);
%=====fin=====
child(:, stringlength+1)=(child(:,1:stringlength/2)*(2.^(size(child(:,1:stringlength/2),2)-1:-1:0)))*(b_x1-a_x1)/(2.^(stringlength/2)-1)+a_x1;% conversion binaire réel x1
child(:,
stringlength+2)=(child(:,stringlength/2+1:stringlength)*(2.^(size(child(:,stringlength/2+1:stringlength),2)-1:-1:0)))*(b_x2-a_x2)/(2.^(stringlength/2)-1)+a_x2;% conversion binaire réel x2
child(:, stringlength+3)=fun(child(:, stringlength+1),child(:, stringlength+2));    %fitness
newpop(size(newpop,1)+1:popsize,:)=child;

pop=newpop;

```

```
%===== choix du max selon br>bs =====  
pop_condi=slec_condi(pop,stringlength);  
ind_max=find(pop_condi(:,stringlength+3)==max(pop_condi(:,stringlength+3))); %  
indice_max de la fonction objectif  
  
fmax(compteur)=pop_condi(ind_max(1),stringlength+3) % le max de la fonction objectif  
x1_c(compteur)=pop_condi(ind_max(1),stringlength+1) % x1 pour F max  
x2_c(compteur)=pop_condi(ind_max(1),stringlength+2) % x2 pour F max  
%=====fin=====  
compteur=compteur+1;  
  
end  
maxx=find(fmax==max(fmax));  
  
fxx=fmax(maxx(1))  
xxx1=x1_c(maxx(1))  
xxx2=x2_c(maxx(1))  
disp('fin')
```

Annexe D

D. Optimisation par Essaim Particulaire d'une MRV 6/4

```
options.MaxIter=50;
options.minPosition=[30 30]*pi/180;
options.maxPosition=[44 59]*pi/180;
options.ProblemSize=length(options.minPosition);
options.PopulationSize=20;
options.c1=2;
options.c2=2;
options.w=-0.1;
options.FonctionObjectif=@fun;
[Pg_best,fbest, Pg_best1,fbest1]=PSO_version1(options);
```

References bibliographiques

- [1] D. Ilea, “*Conception Optimale des Moteurs à Réductance Variable à Commutation Electronique pour la Traction des Véhicules Electriques Légers*”, Thèse de Doctorat, PRES Université Lille Nord-de-France, 25 Octobre 2011.
- [2] S. Taibi, “*Contribution à L’étude, la Conception, le Dimensionnement et l’Optimisation de Machines à Réductance Variable de Type Vernier*”, Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologie de Lille, 12 juillet 2002.
- [3] Y. Al Hassoun, “*Etude et mise en œuvre de Machines à Aimantation Induite Fonctionnant à Haute Vitesse*”, Thèse de doctorat, Institut national polytechnique de Toulouse, Mai 2005.
- [4] A. Collignan, “*Méthode d’Optimisation et d’Aide a la Décision en Conception Mécanique : Application a une Structure Aéronautique*”, Thèse de Doctorat, Université Bordeaux 1, 30 novembre 2011.
- [5] A. Gherboudj, “*Méthodes de Résolution de Problèmes Difficiles Académiques*”, Thèse de Doctorat LMD, Université de Constantine2, Faculté des Technologies de l’Information et de la Communication, Département d’Informatique Fondamentale et ses Applications, 2013.
- [6] M. Balaji, V. Kamaraj, “*Design of High Torque Density and Low Torque Ripple Switched Reluctance Machine using Genetic Algorithm*”, European Journal of Scientific Research, ISSN 1450-216X, Vol.47 No.2 (2010), pp.187-196.
- [7] M. Balaji, V. Kamaraj, “*Particle Swarm Optimization Approach for Optimal Design of Switched Reluctance Machine*”, American Journal of Applied Sciences 2011; 8 (4): 374-381.
- [8] Y. Kano, T. Kosaka, and N. Matsui, “*Optimum Design Approach for a Two-Phase Switched Reluctance Compressor Drive*”, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 46, No. 3, May/June 2010.
- [9] F. Sahin, H.B. Erta, and L. Leblebicioglu, “*Optimum Geometry for Torque Ripple Minimization of Switched Reluctance Motors*”, IEEE Transactions on Energy Conversion Vol. 15, No. 1, March 2000, pp. 30–39.
- [10] H. Sahraoui, H. Zerou, and H.A. Toliyat, “*Switched Reluctance Motor Design Using Neural-Network Method with Static Finite Element Simulation*”, IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 43, No. 12, December 2007, pp 4089-4095.
- [11] P. Rafajdus, V. Hrabovcova, P. Hudak, M. Franko, “*Torque Optimization of Switched Reluctance Motor*”, Technical University of Cluj-Napoca, 17th Septembre 2002.
- [12] A. Deihimi, “*Design Optimization of Switched Reluctance Machines for Maximum Torque/Current using BEM-Based Sensitivity Analysis*”, International Journal of Recent Trends in Engineering, Vol 2, No. 5, November 2009.

References bibliographiques

- [13] M. Majchrowicz, W. Jazdzynski, “*Selected Problems of Optimization of a Switched Reluctance Motor for an Electric Vehicle using Analytical Calculations*”, International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ’10) Granada (Spain), 23rd to 25th March, 2010.
- [14] X.D. Xue, K.W.E Cheng, T.W. Ng, N.C. Cheung, “*Multi-Objective Optimization Design of In-Wheel Switched Reluctance Motors in Electric Vehicles*”, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 57, No. 9, September 2010; 57(9):2980–7.
- [15] J. Li, H. Sun, Z. Lei, “*Harmony Optimization Design of Switched Reluctance Motor Drive*”, International Journal of Intelligent Engineering & Systems, Vol.3, No.3, 2010.
- [16] R.T. Naayagi, V. Kamaraj, “*Torque Ripple Minimization Of Switched Reluctance Machine Using Genetic Algorithm*”, Department of Electrical and Electronics Engineering, Sri Venkateswara College of Engineering, Sriperumbudur, INDIA.
- [17] C. Jae-Hak, K. Sol, S. Jeong-Min, L. Ju, and K. Suk-Tae, “*The Multi-Object Optimization of Switched Reluctance Motor*”, Sixth International Conference in Electrical Machines and Systems, ICEMS 2003, pp. 195-198 vol.1.
- [18] C. Jae-Hak; T.H. Kim; K.B. Jang, J. Lee, “*Geometric and Electrical Optimization Design of SR Motor Based on Progressive Quadratic Response Surface Method*”, IEEE Transactions on Magnetics, 2003, 39(5):3241–3243.
- [19] J.W. Lee, H.S. Kim, B.I. Kwon, and B.T. Kim, “*New Rotor Shape Design for Minimum Torque Ripple of SRM Using FEM*”, IEEE Transactions on Magnetics, vol. 40, pp. 754-757, 2004.
- [20] K. Koibuchi, T. Ohno, and K. Sawa, “*A Basic Study for Optimal Design of Switched Reluctance Motor by Finite Element Method*”, IEEE Transactions on Magnetics, vol. 33, pp. 2077-2080, 1997.
- [21] R. Arumugam, J.F. Lindsay, and R. Krishnan, “*Sensitivity of Pole arc/Pole pitch ratio on Switched Reluctance Motor Performance*”, in Industry Applications Society Annual Meeting, Conference Record of the 1988 IEEE, 1988, pp. 50-54, vol.1.
- [22] L. Ben Amor, “*Commande non Linéaire d'un Moteur à Réductance Variable*”, thèse de doctorat, université de Montréal, Octobre 1996
- [23] L. Gourragui, “*Modélisation Numérique, Optimisation et Commande de Machines à Réductance Variable*”, Thèse de doctorat, Université de Metz, 20 Novembre 2006.
- [24] B. Multon, “*Principe et Eléments de Dimensionnement des Machines à Réductance Variable à Double Saillance Autopilotées*”, Journées de la section électrotechnique du club EEA, Mar 1993, Belfort, France. 19p.
- [25] J.D. Widmer, “*Segmental Rotor Switched Reluctance Machines for Use in Automotive Traction*”, PhD thesis, Newcastle University 2013.
- [26] G. Li, “*Contribution à la Conception des Machines Electriques à Rotor Passif pour des Applications Critiques: Modélisations Electromagnétiques et Thermiques sur Cycle de Fonctionnement, Etude du Fonctionnement en Mode Dégradé*”, Thèse Doctorat, Ecole normale supérieure de Cachan (ENS Cachan), 2011.
- [27] E. Richter, “*Switched Reluctance Machines for High Performance Operations in a Harsh Environment*”, International Conference on Electrical Machines, ICEM, 1:18–24, 1990. Massachusetts, USA.
- [28] I.J. Iglesias et al., “*A Flywheel Switched Reluctance Motor Drive for Wind Energy Applications*”, International Conference on Electrical Machines ICEM, Aout 2002. Bruges, Belgique.
- [29] D. Lu, “*Neural Network Based Torque Control of Switched Reluctance Motor for Hybrid Vehicle Propulsion*”, PhD dissertations and Masters, University of Windsor, (2010). Paper 130.

References bibliographiques

- [30] Y. Lefevre et al., “*Enjeux de la Modélisation et de la Conception des Actionneurs Electromécaniques des Commandes de Vol Electrique*”, C6E2 – WP2 – ENSEEIHT/LAPLACE-GREM3 14/09/2007.
- [31] R. Krishnan, “*Switched Reluctance Motor Drives: Modeling, Simulations, Analysis, Design, and Applications*”, CRC Press, USA, 2001.
- [32] L. Moreau, “*Modélisation, Conception et Commande de GRV*”, Thèse Doctorat, université Nantes, 9 Dec 2005.
- [33] I. Haouara, “*Contribution à L'étude, la Modélisation et l'Optimisation d'une Structure de Machine à Reluctance Variable Excitée par des Aimants Permanents*”, Thèse Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 8 juillet 1998.
- [34] R. Hadjouj, “*Contribution à la Conception, l'Etude des Performances et à l'Optimisation d'une MRV Excitée au Rotor*”, Thèse de doctorat, Université de Batna, 2010.
- [35] Codrut Visa, “*Commande non Linéaire et Observateurs: Application à la MRV en Grande Vitesse*”, Thèse de doctorat, Université de Metz, 11 Décembre 2004.
- [36] Y. Liao, T.A. Lipo, “*A New Doubly-Salient Permanent Magnet Motor For Adjustable Speed Drives*”, SPEEDAM Conf. (Positano, Italy), May 19-21, 1992, pp. 415-420.
- [37] Y. Liao, F. Liang, T.A. Lipo, “*A Novel Permanent Magnet Motor with Doubly Salient Structure*”, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.31, No.5, September/October 1995.
- [38] E.D. Kenmoe Fankem, “*Etude de Différentes Structures d'Actionneurs de Positionnement pour l'Aéronautique*”, Thèse de Doctorat, Université de Lorraine, Novembre 2012.
- [39] J. D. Cunningham , “*Switched Reluctance Motor Drive Circuit Influence on Efficiency and Drivability Performance*”, Master of Science in Engineering, University of Texas at Austin, December 2011.
- [40] M. Chakir, “*Conception et Optimisation de la Performance d'une Génératrice à Reluctance Variable*”, M.Sc thesis, Université Laval, Quebec, 2010.
- [41] E.C. Polanco, “*Velocity Sensorless Control Switched Reluctance Motors*”, Mathematical Physics, Université Paris Sud - Paris XI, 2014.
- [42] M. Khanchoul, “*Contribution au Développement de la Partie Electromécanique d'un Compresseur pour Climatization de Véhicule Electrique*”, thèse de doctorat, Université Paris Sud – Paris XI, 2012.
- [43] B. Multon, “*Cas d'une Machine à Aimants Permanents à f.e.m. Trapézoïdales Alimentée en Courants Rectangulaires*”, Université Paris-Sud / ENS Cachan.
- [44] J.C. Mouchoux, “*Etude et Réalisation de l'Alimentation Electronique d'un Moteur à Reluctance Variable pour Véhicule Electrique- Expérimentation du Moteur*”, Mémoire d'ingénieur CNAM, 18 Oct. 1994.
- [45] J. Boisson, “*Modélisation Analytique Magnéto-Acoustique des Machines Synchrones à Commutation de Flux à Aimants Permanents: Optimisation du Dimensionnement*”, Thèse de doctorat, Ecole normale supérieure de Cachan, 2014.
- [46] N. Bracikowski, “*Modélisation Multi-Physique par Modèles à Constantes Localisées ; Application à une Machine Synchrone à Aimants Permanents en Vue de son Dimensionnement*”, Thèse de doctorat en Génie électrique, PRES Université Lille Nord-de-France, 04 Décembre 2012
- [47] D.A. Torrey, J.H. Lang, “*Modelling a Nonlinear Variable-Reluctance Motor Drive*”, IEE Proc, Vol. 137, No. 5, September 1990.
- [48] D.A. Torrey, X.-M. Niu, E.J. Unkauf, “*Analytical Modelling of Variable-Reluctance Machine Magnetisation Characteristics*”, IEE Proc.-Electr. Power Appl., Vol. 142, No. I, January 1995.

References bibliographiques

- [49] A. Michaelides, C. Pollock and C. Jolliffe, “*Analytical Computation of Minimum and Maximum Inductances in Single and Two Phase Switched Reluctance Motors*”, IEEE Trans. Magn., vol. 33, no. 2, March 1997.
- [50] B. Schinnerl and D. Gerling, “*Novel Analytical Calculation Method for the Non-Linear Ψ -i-Characteristic of Switched-Reluctance-Machines in the Aligned Rotor Position*”, Electric Machines & Drives Conference, 2007. IEMDC '07. IEEE International
- [51] P. Lobato, S.Rafael, P. Santos and A. J. Pires, “*Magnetic Characteristics Modelling for Regular Switched Reluctance Machines: Analytical and FEM Approaches*”, Lisbon, Portugal, March 18-20, 2009 IEEE.
- [52] H.C. Lovatt, “*Analytical Model of a Classical Switched-Reluctance Motor*”, IEE Proc. Electr. Power Appl., vol. 152, no. 2, pp. 352-358, 2005.
- [53] A.V. Radun, “*Analytically Computing the Flux Linked by a Switched Reluctance Motor Phase When the Stator and Rotor Poles Overlap*”, IEEE Trans. on Magnetics, vol 36, no.2, pp. 1996-2003, 2000.
- [54] A.V. Radun, “*Analytical Calculation of the Switched Reluctance Motor’s Unaligned Inductance*”, IEEE Trans. on Magnetics, vol. 35, no. 6, pp. 4473-4481, 1999.
- [55] S.A. Hossain, I. Husain, “*A Geometry Based Simplified Analytical Model of Switched Reluctance Machines for Real-Time Controller Implementation*”, IEEE Trans. on P.E., vol. 18, no. 6, pp. 1384-1389, 2003.
- [56] H. Le-Huy, P. Brunelle, “*A Versatile Nonlinear Switched Reluctance Motor Model in Simulink using Realistic and Analytical Magnetization Characteristics*”, 31st Annual Conf. of IEEE-IES, IECON 2005, 6-10 Nov. 2005.
- [57] A. Khalis, I. Husain, “*A Fourier Series Generalized Geometry Based Analytical Model of Switched Reluctance Machines*”, IEEE Trans. I. A., vol. 43, no. 3, pp. 673-684, 2007.
- [58] E. Pădurariu, L. Somesan, i.a. Viorel, c. Steluña marhis, o. Cornea, “*Switched Reluctance Motor Analytical Models, Comparative Analysis*”, 12th international conference on optimization of electrical and electronic equipment, OPTIM'2010.
- [59] A.V. Radun, “*Design Considerations for the Switched Reluctance Motor*”, IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 31, pp. 1079–1087, Sept./Oct. 1995.
- [60] M. Stiebler, K. Liu “*An Analytical Model of Switched Reluctance Machines*”, IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 14, No. 4, December 1999.
- [61] H.-P. Chi, R.-L. Lin, J.-F. Chen, “*Simplified Flux-Linkage Model for Switched-Reluctance Motors*”, IEE Proc. Electr. Power Appl., vol. 152, no. 3, 2005.
- [62] G. Franceschini, S. Pirani, M. Rinaldi, and C. Tassini, “*Spice-Assisted Simulation of Controlled Electric Drives: An Application to Switched Reluctance Drives*”, IEEE Trans. Ind. Appl., 1991, 27, (6), pp. 1103–1110.
- [63] J. Faiz, J. Raddadi and J.W. Finch, “*Spice-Based Dynamic Analysis of a Switched Reluctance Motor With Multiple Teeth per Stator Pole*”, IEEE Trans. Magn., 2002, 38, (4), pp. 1780–1788.
- [64] B. Fahimi, G. Suresh, J. Mahdavi and M. Ehsani, “*A New Approach to Model Switched Reluctance Motor Drive Application to Dynamic Performance Prediction, Control and Design*”, Proc. IEEE PESC, 1998, pp. 2097–2102.
- [65] Z.Z. Ye, T.W. Martin and J.C. Balda, “*Modeling and Nonlinear Control of a Switched Reluctance Motor to Minimize Torque Ripple*”, IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics, 2000, pp. 3471–3478.
- [66] F.R. Salmasi and B. Fahimi, “*Modeling Switched-Reluctance Machines by Decomposition of Double Magnetic Saliencies*”, IEEE Trans. Magn., vol. 40, no. 3, pp. 1556–1561, May 2004.

References bibliographiques

- [67] D.A. Andrade and R. Krishnan, “*Characterization of Switched Reluctance Machines Using Fourier Series Approach*”, Proc. IEEE-IAS, 2001, pp. 48–54
- [68] J. Hur, C.-C Kim and D.-S. Hyun, “*Modeling of Switched Reluctance Motor Using Fourier Series for Performance Analysis*”, Journal of Applied Physics, Vol. 93, no.10, 15 May 2003.
- [69] C. Roux and M.M. Morcos, “*A Simple Model for Switched Reluctance Motors*”, IEEE Power Eng. Rev., 2000, 20, pp. 49–52.
- [70] C. Roux and M.M. Morcos, “*On the Use of a Simplified Model for Switched Reluctance Motors*”, IEEE Trans Energy Conv., 2002, 17, (3), pp. 400–405.
- [71] T. J. E. Miller, M. McGillp, “*Nonlinear Theory of the Switched Reluctance Motor for Rapid Computer Aided Design*”, IEE Proc., vol. 137. Pt. B, pp. 337-347, 1990.
- [72] G.E. Dawson, A.R. Eastham and J. Mizia, “*Switched Reluctance Motor Torque Characteristics Finite Element Analysis and Test Result*”, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 23, pp 532-537, 1987.
- [73] J.M. Stephenson, and J. Corda, “*Computation of Torque and Current in Doubly Salient Reluctance Motors From Nonlinear Magnetisation Data*”, in: Proc. IEE, 1979,126, (5), pp. 393-396.
- [74] M. Moallem and C.M. Ong, “*Predicting the Torque of a Switched Reluctance Machine From its Finite Element Field Solution*”, IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 5, pp 733–739, 1990.
- [75] R. Arumugam, D.A. Lowther, R. Krishnan, and J.F. Lindsay, “*Magnetic Field Analysis of a Switched Reluctance Motor Using a Two Dimensional Finite Element Model*”, IEEE Trans. On Magnetics, Vol. 21, pp 1883–1885, 1985.
- [76] M.V.K. Chari, G. Bedrosian, J.D. Angelo, and A. Konrad, “*Finite Element Applications in Electrical Engineering*”, IEEE Trans. On Magnetics, Vol. 29, pp 1306–1314, 1993.
- [77] J. Corda and J. M. Stephenson, “*Analytical Estimation of the Minimum and Maximum Inductance of a Double-Salient Motor*”, in: Proc. IEE Stepping Motors and Systems Conf., 1979, pp 50–59.
- [78] J.F. Lindsay, R. Arumugam and R. Krishnan, “*Finite-Element Analysis Characterisation of a Switched Reluctance Motor With Multitooth per Stator Pole*”, in: Proc. IEE, Vol. 133, Pt. B, No. 6, 1986.
- [79] K.M. Rahman, B. Fahimi, G. Suresh, A.V. Rajarathnam, and M. Ehsani, “*Advantages of Switched Reluctance Motor Applications to EV and HEV: Design and Control Issues*”, IEEE Trans. On Ind. Applicat., Vol. 36, pp 111–121, 2000.
- [80] W. Wu, J.B. Dunlop, S.J. Collocott, and B.A. Kalan, “*Design Optimization of a Switched Reluctance Motor by Electromagnetic and Thermal Finite-Element Analysis*”, IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 39, 2003.
- [81] J. Mizia, K. Admirak, A.R. Eastham, and G.E. Dawson, “*Finite Element Force Calculation: Comparison of Methods for Electric Machines*”, IEEE Trans. Industry Appl., vol. 24, no. 1, pp. 450-457, Jan. 1988.
- [82] B. Parreira, S. Rafael, A.J. Piresand, P.J. CostaBranco, “*Obtaining the Magnetic Characteristics of an 8/6 Switched Reluctance Machine: From FEM Analysis to the Experimental Test*”, IEEE Trans Ind Electron 52(6):1635–1643, 2005.
- [83] S.F. Ghousia, N. Kar, “*Performance Analysis of an 8/6 Switched Reluctance Machine Using Finite-Element Method*”, In: IEEE power engineering society general meeting, 24–28 June 2007, pp 1–7, 2007.
- [84] D. Wen, L. Deliang, C. Zhuping, “*Dynamic Model and Simulation for a 6/4 Switched Reluctance Machine System Assisted by Maxwell Spice and Simplorer*”, In:

References bibliographiques

- International conference on mechatronics and automation (ICMA), 5–8 August 2007, pp 1699–1704.
- [85] B.H. Nguyen, C.M. Ta, “*Finite Element Analysis, Modeling and Torque Distribution Control for Switched Reluctance Motors With High Nonlinear Inductance Characteristics*”, In: IEEE IEMDC, 15–18 May 2011, pp 693–698.
- [86] A. Guettaf, F. Benchabane, M. Bahri, O. Bennis, “*Torque Ripple Minimization in Switched Reluctance Motor Using the Fuzzy Logic Control Technique*”, Int J Syst Assur Eng Manag. doi:10.1007/ s13198-014-0232-7, 2014.
- [87] J. Lee, “*Structural Design Optimization of Electric Motors to Improve Torque Performance*”, PhD Thesis, University of Michigan, 2010.
- [88] M.N.O. Sadiku, “*Numerical Techniques in Electromagnetics*”, 2nd Edition, Boca Raton, CRC Press, 2009.
- [89] H. Gie, J. P. Sarmant, “*Electromagnétisme 2*”, Lavoisier Paris 1982.
- [90] M. Takeda, Y. Okuji, T. Akazawa, X. Liu, and T. Kiyoshi, “*Fundamental Studies Of Helical Type Seawater MHD Generation System*”, IEEE transactions on applied superconductivity, vol. 15, N° 2, June 2005.
- [91] Mehasni Rabia, “*Elaboration de Modèle de Calcul de Dispositifs à Induction Electromagnétique : Application à un Système de Séparation Magnétique dans les Matériaux Particulières*”, Thèse de Doctorat, université-Mentouri Constantine, Faculté de sciences de l'ingénieur, Département d'électrotechnique, Algérie, 2007.
- [92] J.C. Sabonnadiere, J.L. Coulomb, “*Calcul des Champs Electromagnétiques*”, Technique de l'ingénieur D.3020PP.-20, 1987.
- [93] M.V.K. Chari and P.P Silvester, “*Finite Elements for Electrical and Magnetic Fields Problems*”, Chichester : John Wiley, 1981.
- [94] P.P Silvester and R.L. Ferrari, “*Finite Elements Method for Electrical Engineers*”, Cambridge University Press, 2^e edition, 1990, Reprinted 1991.
- [95] J.C. Sabonnadière et J.L. Coulomb, “*Elements Finis et CAO*”, Traité des Nouvelles Technologies, Série Assistance Par Ordinateur (XAO), Edition 1986.
- [96] A. Boumahrat et A. Gourdin, “*Méthodes Numériques Appliquées*”, Ed. OPU, 1993.
- [97] G. Datt et G. Touzot, “*Une Présentation de la Méthode des Eléments Finis*”, Moline S.A. Editeur Paris, Deuxième édition 1984.
- [98] O. Barre, “*Contribution à l'Etude des Formulations de Calcul de la Force Magnétique en Magnétostatique, Approche Numérique et Validation Expérimentale*”, Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2003.
- [99] K. Bieńkowski, J. Szypior, B. Bucki, A. Biernat, A. Rogalski, “*Influence of Geometrical Parameters of Switched Reluctance Motor on Electromagnetic Torque*”, in: Proc. of XVI International Conference of Electrical Machines, Kraków, 2004.
- [100] B. Nedjar, “*Modélisation Basée sur la Méthode des Réseaux de Perméances en Vue de l'Optimisation de Machines Synchrones à Simple et à Double Excitation*”, Thèse de Doctorat, Ecole Normale Supérieure de Cachan, Décembre 2011.
- [101] L. Albert, “*Modélisation et Optimisation des Alternateurs à Griffes. Application au Domaine Automobile*”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble (INPG), juil. 2004.
- [102] M. Latreche, “*Modélisation Magnétique et Thermique des Machines Electriques par des Schémas Equivalents*”, Thèse de doctorat, INP Toulouse, 1987.
- [103] M. Hecquet, “*Contribution à la Modélisation des Systèmes Electrotechniques par la Méthode des Schémas Equivalents Magnétiques. Application à l'Alternateur Automobile*”, Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Techniques de Lille (USTL), 1995.

References bibliographiques

- [104] T. Raminosa, “*Optimisation des Performances des Machines Synchro-Réductantes par Réseaux de Perméances*”, Thèse de doctorat, INPL, 2006.
- [105] M. Moallem and G.E. Dawson, “*An Improved Magnetic Equivalent Circuit Method for Predicting Characteristics of Highly Saturated Electromagnetic Devices*”, *IEEE Trans. Magn.*, vol. 34, no. 5, pp. 3632–3635, Sep. 1998.
- [106] V. Vujicic and N. Vukosavic, “*A Simple Nonlinear Model of Switched Reluctance Motor*”, *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 15, no. 4, pp. 395–400, Dec. 2000.
- [107] B.S. N'Tshuika, “*Optimisation de Gammes : Application à la Conception des Machines Synchrones à Concentration de Flux*”, Thèse de Doctorat, Université de Grenoble, 2011.
- [108] Y. Amara, “*Modélisation pour le Dimensionnement des Machines Electriques. Application à des Machines Spéciales Electric power*”, Thèse de Doctorat, Université du Havre, 2012.
- [109] D. Petrichenko, “*Contribution à la Modélisation et à la Conception Optimale des Turbo-Alternateurs de Faible Puissance*”, Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lille, 2007.
- [110] G. Berthiau et P. Siarry, “*Etat de L’Art des Méthodes d’Optimisation Globales*”, *RAIRO - Operations Research*, 35(03), pp. 329 – 365, 18 Septembre 2001.
- [111] B. Sid, “*Optimisation Topologique de Structures par Algorithmes Génétiques*”, Thèse de doctorat, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 05 décembre 2006.
- [112] Y. Cooren, “*Perfectionnement d’un Algorithme Adaptatif d’Optimisation par Essaim Particulaire: Application en Génie Médical et en Electronique*”, Thèse de Doctorat, Université Paris, 12 Novembre 2008.
- [113] E.G. Talbi. “*A Taxonomy of Hybrid Metaheuristics*”, *Journal of Heuristics*, Vol. 8, No. 5, pp. 541–564, 2002.
- [114] H. Hachimi, “*Hybridations d’Algorithmes Méta-heuristiques en Optimisation Globale et Leurs Applications*”, Thèse de Doctorat en co-tutelle, Université Mohamed V Rabat et INSA Rouen, 29 Juin 2013.
- [115] S.L. Avila, “*Optimisation Multi-Objectif et Analyse de Sensibilité Appliquées à la Conception de Dispositifs. Application: Synthèse d’Antennes à Réflecteur Embarquées dans un Satellite*”, Thèse de doctorat, Université Fédérale de Santa Catarina, Brésil, 2006.
- [116] V. Gardeux, “*Conception d’Heuristiques d’Optimisation Pour les Problèmes de Grande Dimension : Application à l’Analyse de Données de Puces à ADN*”, Thèse de doctorat, Université de Paris-Est Créteil, 2011.
- [117] L. Mokrani, “*Contribution à la CAO Optimisée des Machines Electriques, Application au Moteur Linéaire à Induction*”, Thèse de Doctorat d’Etat, Université de Batna, 2005.
- [118] K. Bouali, “*Etude et Conception des Structures Electromagnétique Utilisant des Matériaux Composite Fer-Résine*”, Thèse de magistère, Université de Batna, 2005.
- [119] O. Hajji, “*Contribution au Développement de Méthodes d’Optimisation Stochastique. Application a la Conception des Dispositifs Electrotechniques*”, Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologie de Lille, 03 décembre 2003.
- [120] A. El Dor, “*Perfectionnement des Algorithmes d’Optimisation par Essaim Particulaire. Applications en Segmentation d’Images et en Electronique*”, Thèse de Doctorat en Informatique, Université Paris-Est, 5 Décembre 2012.
- [121] M. Kanj, “*Inversion de Données Electromagnétiques par Algorithme Génétique pour la Télédétection en Zone Forestière*”, Thèse de Doctorat en Physique, Université Paris-Sud, Novembre 2014.

References bibliographiques

- [122] J. Aubry, “*Optimisation du Dimensionnement d'une Chaîne de Conversion Electrique Directe Incluant un Système de Lissage de Production par Supercondensateurs : Application au Houlogénérateur SEAREV*”, Thèse de Doctorat, Ecole normale supérieure de Cachan (ENS Cachan), 3 Novembre 2011.
- [123] M.C Costa, “*Optimisation de Dispositifs Electromagnétiques dans un Contexte d'Analyse par la Méthode des Eléments Finis*”, Thèse de Doctorat en Génie Electrique de L'INPG, École Doctorale EEATS, Grenoble, 28 Juin 2001.
- [124] A. Kebe, “*Contribution au Pré Dimensionnement et au Contrôle des Unités de Production d'Energie Electrique en Site Isolé à Partir des Energies Renouvelables: Application au Cas du Sénégal*”, Thèse de doctorat en Physique, Université Paris-Sud, 21 Novembre 2013.
- [125] L. Hoffer, “*Développement et Validation du Logiciel S4MPLE. Application au Docking Moléculaire et à l'Optimisation de Fragments Assistée par Ordinateur dans le Cadre du Fragment-Based Drug Design*”, Thèse de doctorat en Chimie, Université de Strasbourg, 03 Juin 2013.
- [126] S. Dufour, G. Vinsard, B. Laporte, “*Generating Rotor Geometries by using a Genetic Method*”, IEEE Transac-tion on magnetics, vol. 36, no. 4, pp. 1039-1042, July 2000.
- [127] K.S. Cahi, C. Pollock, “*Using Genetic Algorithm in Design Optimisation of the Flux Switching Motor*”, IEEE Power Electronics, Machines and Drives, Conf. publication No.487, pp. 540-545, April 2002.
- [128] J. Kennedy, and R. Eberhart, “*Particle Swarm Optimization*”, Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Nov. 27-1 Dec., IEEE Xplore, Australia, pp. 1942-1948, 1995.
- [129] M. Sallak, “*Evaluation de Paramètres de Sureté de Fonctionnement en Présence d'Incertitudes et Aide à la Conception : Application aux Systèmes Instrumentés de Sécurité*”, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, 19 Octobre 2007.
- [130] N. Harb, “*Identification Inverse de Paramètres Biomécaniques en Hyperélasticité Anisotrope*”, Thèse de doctorat en Mécanique, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 20 juin 2013.
- [131] J. H. Holland, “*Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*”, University of Michigan Press, 1975.
- [132] S. Laroum, “*Prédiction de la Localisation des Protéines Membranaires : Méthodes Méta- Heuristiques pour la Détermination du Potentiel d'Insertion des Acides Aminés. Modeling and Simulation*”, Thèse de doctorat, Université d'Angers, 25 Novembre 2011. French.
- [133] C. Villemure, “*Optimisation à l'Aide d'Algorithmes Génétiques d'un Stratifié Poreux Soumis à un Flux Thermique en Convection Naturelle*”, Thèse (M.Sc.), Université Laval, Quebec, 2007.
- [134] J. Kennedy, “*The Particle Swarm: Social Adaptation of Knowledge*”, Proceedings of the 1997 IEEE international Conference on Evolutionary Computation ICEC'97, Indianapolis, Indiana, USA, 1997, pp. 303-308.
- [135] Y. Shi and R. Eberhart, “*A Modified Particle Swarm Optimizer*”, in *The 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, The 1998*. Piscataway, NJ: IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1998, pp. 69–73.
- [136] M., Clerc et P. Siarry, “*Une Nouvelle Métaheuristique pour l'Optimisation Difficile: la Méthode des Essaims Particulaires*”, *J3eA*, 3 (7), 2004.

References bibliographiques

- [137] WT. Reeves, “*Particle Systems - a Technique for Modeling a Class of Fuzzy Objects*”, ACM Trans Graphics. Vol. 2, N° 2, pp. 91-108, 1983.
- [138] C.W. Reynolds, “*Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model. Computer Graphics*”, (Proc SIGGRAPH '87). Vol. 21, N° 4, pp. 25-34, 1987.
- [139] F. Heppner, U. Grenander, “*A Stochastic Nonlinear Model for Coordinated Bird Flocks*”, In: S Krasner (eds) *The ubiquity of chaos*. AAAS Publications, Washington, DC.
- [140] Y. Cooren, A. Nakib, P. Siarry, “*Image Thresholding using TRIBES, a parameter-free Particle Swarm Optimization Algorithm*”, Proceedings of the International Conference on Learning and Intelligent Optimization, pp 81-94. Springer, 2008.
- [141] R. Eberhart and J. Kennedy, “*A New Optimizer Using Particle Swarm Theory*”, in Proc. 6th Int. Symp. Micro Machine Human Sci. (MHS'95), 1995, pp. 39–43.
- [142] G.N. Shini, V. Kamaraj, “*In-wheel SRM Design With High Average Torque And Low Torque Ripple*”, ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences, Vol. 7, No. 10, October 2012, ISSN 1819-6608
- [143] J. Gao, H. Sun, L. He, Y. Dong, Y. Zheng, “*Optimization Design of Switched Reluctance Motor based on Particle Swarm Optimization*”, School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, China.
- [144] M. Molga, C Smutnicki, “*Test functions for optimization needs*”, 3 kwietnia 2005.

ملخص الأطروحة

إن موضوع المعالجة في هذه الأطروحة يهتم بنمذجة الآلات الكهربائية ذات الممانعة المغناطيسية المتغيرة التي قمنا بتطويرها واختبارها لتكييفها وفقا لعملية تحسين أدائها. علما أن أداء الآلات الكهربائية ذات الممانعة المغناطيسية المتغيرة يعتمد على كل من هيكلها الهندسي, الخصائص غير الخطية للمواد المستخدمة والمعلمات التي تتحكم في المحول, لذا أولينا اهتماما خاصا لنموذج رياضي يرتبط بها, استنادا إلى نهج تحليلي مع الأخذ بعين الاعتبار خصوصية عمل هذه الآلات في النظام المشبع. على الرغم من دقة النهج العددية مثل طريقة العناصر المحدودة إلا أن الباحثين توجهوا بشكل متزايد نحو أساليب هجينة بجمع هذه الأخيرة مع نماذج تحليلية لأنها أكثر ملاءمة لعملية التحسين, وهذا هو النهج الذي اعتمدناه هنا. وبذلك نكون قد وجهنا عملنا نحو إيجاد نماذج هجينة (تحليلية-عددية) دقيقة بما فيه الكفاية مع التنفيذ السريع. تم التحقق من صحة هذه النماذج من خلال مقارنة النتائج المتحصل عليها والمحاكاة العددية من قبل العناصر المحددة تحت Flux 2D.

التحقق من صحة واستغلال نتائج المحاكاة المختلفة سمح بمواصلة العمل من أجل تحسين المعايير الهندسية فيما يتعلق بأسنان الجزء الثابت والدوار للنموذج المدروس. بعد لمحة حول مختلف خوارزميات التحسين الموجودة، استقر اختيارنا على الخوارزميات الجينية و خوارزميات أسراب من الجسيمات. مختلف المحاكاة التي أجريت تحت بيئة مطلب سمحت بالحصول على زوايا الأسنان الأمثل وتحسين ملحوظ في متوسط العزم.

Résumé

La thématique traitée dans cette thèse s'intéresse à la modélisation, d'un moteur à réluctance variable (MRV), adaptée à la démarche d'optimisation de ses performances que nous avons élaborée et testée. Sachant que les performances des MRV dépendent aussi bien de sa structure géométrique que des caractéristiques non linéaires des matériaux utilisés et des paramètres de commande du convertisseur, nous avons dès lors accordé une importance particulière au modèle mathématique associé, basé sur une approche analytique tenant compte de la particularité de la MRV de fonctionner en régime saturé.

Malgré la précision des approches numériques telles la méthode des éléments finis, les chercheurs s'orientent de plus en plus vers des méthodes hybrides leur associant des modèles analytiques car mieux adaptés à un processus d'optimisation ; c'est cette approche que nous avons adoptée ici. C'est ainsi que nous nous avons orienté nos travaux vers la recherche de modèles hybrides (analytico-numériques) suffisamment précis tout en étant rapides d'exécution. La validation de ces modèles s'est faite par comparaison entre les résultats obtenus et les simulations numériques réalisées par éléments finis sous Flux-2D.

La validation et l'exploitation des résultats des différentes simulations réalisées a permis la poursuite des travaux en vue d'optimiser les paramètres géométriques relatifs aux dentures statoriques et rotoriques du prototype étudié. Après un état de l'art des différents algorithmes d'optimisations présents dans la littérature, notre choix s'est porté sur les *Algorithmes Génétiques* et les *Essaims de Particules*. Les différentes simulations réalisées sous environnement MATLAB ont permis d'obtenir des angles dentaires optimisés et d'améliorer de manière significative le couple électromagnétique moyen.

Mots clés : Machine à réluctance variable, Modèles analytiques, Méthode des éléments finis, Modélisation hybride, Optimisation, méta-heuristiques, Algorithme génétique, Optimisation par essaim particulaire.

Abstract

The theme dealt with in this thesis focuses on the modeling of a variable reluctance motor (VRM) adapted to the process of optimizing its performance we have developed and tested. Knowing that the performance of VRM depends as well on the geometric structure, the nonlinear characteristics of the materials used and the converter control parameters, we therefore paid particular attention to the associated mathematical model, based on an analytical approach taking into account the peculiarity of the VRM run in saturated state.

Despite the accuracy of numerical approaches such as finite element method, researchers are moving increasingly towards hybrid methods combining their analytical models as better suited to an optimization process; this is the approach we have adopted here. Thus we have oriented our work towards finding hybrid models (analytical- numerical) sufficiently accurate while being rapid execution. The validation of these models was made by comparing the results obtained and the numerical simulations by finite elements in Flux-2D.

Validation and exploitation of results of different simulations allowed the continuation of work to optimize the geometric parameters for stator and rotor teeth of the studied prototype. After state of the art different algorithms of optimizations present in the literature, our choice fell on Genetic Algorithms and Swarm particles. The various simulations in MATLAB environment allowed get optimized dental angles and significantly improve the average couple.

Keywords : Variable reluctance machine, Analytical modeling, Finites elements method, hybride modeling, Optimization, metaheuristics, Genetic algorithm, particle swarm optimization.