

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Batna



Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Électrotechnique

Thèse de Doctorat d'Etat
En Electrotechnique
Option : *Machines Electriques*

Présentée par :

Mr MOKRANI LAKHDAR
Titulaire d'un Magister en Électrotechnique de l'Université de Biskra

Thème

**CONTRIBUTION A LA CAO OPTIMISEE DES MACHINES
ELECTRIQUES, APPLICATION AU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION**

Soutenu le 03/12/2005

Devant le Jury composé de :

Mr Mohamed El-Hadi	LATRECHE	Pr	Université de Constantine	Président
Mr Rachid	ABDESSEMED	Pr	Université de Batna	Rapporteur
Mr Abdelhamid	BENAKCHA	MC	Université de Biskra	Examineur
Mr Sebti	BOUKHETACHE	MC	Université de Batna	Examineur
Mr Mohamed	KADJOUJ	MC	Université de Batna	Examineur
Mr Abdellatif	MIRAOUI	Pr	UTBM Belfort, France	Invité
Mr Abdesselem	DJERDIR	MC	UTBM Belfort, France	Invité

AVANT PROPOS

Le présent travail a été effectué sous la direction de monsieur **Rachid ABDESSMED**, Professeur à l'Université de Batna et Directeur du Laboratoire de recherche LEB. Je tiens à lui exprimer ma reconnaissance pour la confiance qu'il m'a accordée et pour l'intérêt qu'il a constamment porté à mes travaux de recherche, ainsi que pour ces conseils et suggestions à travers de fructueuses discussions.

Je suis très sensible à l'honneur que m'a fait Monsieur **Mohamed El-Hadi LATRECHE** Professeur à l'université de Constantine, en acceptant de présider la commission d'examen de ma présente thèse de Doctorat d'Etat.

Je remercie chaleureusement monsieur **Abdelhamid BENAKCHA** Maître de Conférences à l'université de Biskra, monsieur **Sebti BOUKHETACHE**, Maître de Conférences à l'université de Batna et monsieur **Mohamed KADJOUJ**, Maître de Conférences à l'université de Batna, pour avoir participé avec leur esprit critique au jury et pour avoir examiné avec beaucoup d'attention et débattu mon mémoire de thèse.

Je tiens aussi à remercier vivement monsieur **Abdellatif MIRAOU**, Professeur des universités et directeur de l'UTBM (Université de Technologie de Belfort – Montbéliard, France) et monsieur **Abdesselem DJERDIR**, Maître de Conférences à la même université, pour avoir accepté notre invitation à la participation au jury en qualité d'invités.

Je tiens enfin à exprimer mes vifs remerciements au Professeur **Jean Marie KAUFFMANN**, chef de laboratoire L2ES (Belfort, France), ainsi que le Professeur **Abdellatif MIRAOU** directeur de l'UTBM (Belfort, France) et monsieur **Abdesselem DJERDIR**, Maître de Conférences à l'UTBM et chercheur à L2ES (Belfort, France), qui ont contribué de près ou de loin à me permettre d'effectuer des stages de courtes durées au sein de L2ES. Cela m'a permis d'enrichir la validation de mon code de calcul en éléments finis en utilisant FLUX2D, de se familiariser avec FLUX3D et le logiciel d'optimisation Pro@Design et de jeter un coup d'œil sur les techniques d'optimisation développées au sein du laboratoire (L2ES).

Je voudrais associer à ces remerciements toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

RESUME

Ce travail concerne la CAO optimisée des machines électriques, appliquée au moteur linéaire à induction. Il comprend le principe, les étapes et les différentes approches et outils de la CAO des machines électriques. Il met le point sur les différents outils d'analyse (modèles analytiques et numériques) des machines électriques et les techniques d'optimisation (déterministes et stochastiques) utilisées pour la CAO des actionneurs électromécaniques.

Différentes étapes à suivre pour concevoir le plus efficacement possible un moteur électrique de façon générale en utilisant un outil de CAO optimisée seront présentées. Cela consiste tout d'abord à choisir la structure la mieux adaptée à une application donnée ou la plus utilisée tout simplement, puis à optimiser le dimensionnement de cette structure. Ensuite, il sera montré que le moteur linéaire à induction pouvait trouver une place intéressante parmi les différents systèmes de traction électrique à mouvement linéaire. En effet, même s'il semble être pénalisé par la présence d'effets d'extrémités, comparativement à son homologue rotatif, une optimisation de sa conception peut permettre d'obtenir une solution relativement compétitive. En application de cette méthodologie, on a élu et présenté le moteur linéaire à simple induction, parmi les différentes structures possibles du moteur linéaire à induction, qui semble être le plus utilisé.

Deux types d'outils d'analyse en 2D du moteur linéaire à induction, à savoir un modèle analytique basé sur la méthode des couches et un modèle numérique basé sur la méthode des éléments finis, ont été présentés et validés. Pour réaliser la deuxième étape de la conception, quelques techniques d'optimisation stochastiques, à savoir la méthode de Monte-Carlo, la méthode du recuit simulé et la méthode des algorithmes génétiques, afin d'améliorer les performances d'un moteur linéaire à simple induction initial, ont été appliquées. Une deuxième alternative d'optimisation composée de deux stratégies déterministes (à savoir la méthode énumérative et la méthode SQP), a été utilisée pour optimiser la CAO d'un moteur linéaire à induction. Enfin, la technique SQP a été combinée avec les algorithmes génétiques et a abouti à des résultats intéressants du point de vue efficacité de détermination de l'optimum global d'une manière tenace et précise. Dans les deux cas, quelques performances d'un moteur linéaire initial ont pu être améliorées, à savoir le facteur KW/KVA (produit du facteur de puissance et du rendement) et le rapport de la force de démarrage au poids du moteur, tout en respectant un ensemble de contraintes structurelles et physiques, pour assurer la faisabilité de la conception.

Mots-clés : CAO, Machines Electriques, Moteur linéaire à induction, Modélisation 2D, Méthode des couches, Méthode des éléments finis, Optimisation, Stratégies déterministes et stochastiques.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE	14
CHAPITRE I PROBLEMATIQUE ET ETAT D'ART DE LA CAO OPTIMISEE DES MACHINES ELECTRIQUES	
I.1- INTRODUCTION	17
I.2- DEFINITION ET ETAPES DE LA CONCEPTION	18
I.2.1- CHOIX DE LA STRUCTURE DU DISPOSITIF	19
I.2.2- DIMENSIONNEMENT DE LA STRUCTURE CHOISIE	19
I.3- NECESSITE DE LA CAO	20
I.4- OUTILS DE LA CAO	20
I.4.1- OUTILS D'AIDE AU CHOIX DE LA STRUCTURE DU DISPOSITIF A CONCEVOIR	20
I.4.2- OUTILS DE DIMENSIONNEMENT DE LA STRUCTURE DU DISPOSITIF A CONCEVOIR	21
I.4.2.1- Outil de dimensionnement par une approche procédurale	21
I.4.2.2- Outils de dimensionnement utilisant des systèmes experts	22
I.4.2.3- Outils de dimensionnement à l'aide d'algorithmes d'optimisation	22
I.5- POSITION D'UN PROBLEME DE CAO OPTIMISEE DES MACHINES ELECTRIQUES	24
I.6- DIFFERENTES FORMULATIONS D'UN PROBLEME DE CAO OPTIMISEE	24
I.7- OUTILS D'ANALYSE DU DISPOSITIF A OPTIMISER (MODELES)	28
I.7.1- MODELES ANALYTIQUES	28
I.7.2- MODELES NUMERIQUES	29
I.8- ALGORITHMES D'OPTIMISATION DES PROBLEMES DE LA CAO	30
I.8.1- ALGORITHMES D'OPTIMISATION DETERMINISTES	30
I.8.1.1- Méthode énumérative	31
I.8.1.2- Méthode du gradient	31
I.8.1.3- Méthode du gradient conjugué	32
I.8.1.4- Méthodes de Newton et quasi-Newton	32

I.8.1.5- Méthode de relaxation de Rosenbrock	33
I.8.1.6- Méthode du polytope de Nelder-Mead	34
I.8.1.7- Méthode complexe	34
I.8.1.8- Algorithme d'optimisation par analyse d'intervalle ' <i>Branch and Bound</i> '	34
I.8.1.9- Méthode de Hooke-Jeeves	35
I.8.2- ALGORITHMES D'OPTIMISATION STOCHASTIQUES	35
I.8.2.1- Méthode de Monte-Carlo	35
I.8.2.2- Méthode de recherche tabou	36
I.8.2.3- Algorithme de Metropolis	37
I.8.2.4- Méthode du recuit simulé	37
I.8.2.5- Algorithme d'acceptation avec seuil	38
I.8.2.6- Algorithmes évolutifs	38
I.8.2.6.1- Algorithmes génétiques	39
I.8.2.6.2- Programmation évolutive	40
I.8.2.6.3- Stratégies d'évolution	41
I.8.2.7- Méthode de bruitage	41
I.8.2.8- Méthode de colonie de fourmis	42
I.8.2.9- Méthode des essaims de particules	42
I.8.3- OPTIMISATION PAR INTERPOLATION NON LINEAIRE	43
I.8.4- OPTIMISATION MULTI OBJECTIF	43
I.8.5- METHODES HYBRIDES ET AUTRES	44
I.8.6- COMPARAISON ENTRE DIFFERENTES CATEGORIES D'ALGORITHMES D'OPTIMISATION	45
I.8.7- COMPARAISON ENTRE DIFFERENTS OUTILS DE CAO OPTIMISEE	46
I.9- CONCLUSION	49

CHAPITRE II MODELISATION ANALYTIQUE 2D EN VUE DE LA CAO OPTIMISEE D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

II.1- INTRODUCTION	50
II.2- PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION	50
II.3- MODELISATION DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION	52
II.3.1- MODELISATION DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION PAR LES	

EQUATIONS DE CHAMP _____	52
II.3.2- MISE EN EQUATION DANS L'HYPOTHESE BIDIMENSIONNELLE _____	54
II.3.3- MODELE EVOLUTIF ET REGIME HARMONIQUE _____	55
II.4- MODELISATION ANALYTIQUE DU MOTEUR LINEAIRE A	
INDUCTION _____	56
II.4.1- METHODE DIRECTE _____	56
II.4.2- METHODE DES COUCHES _____	58
II.4.3- METHODE DES SERIES DE FOURIER _____	60
II.5- MODELISATION ANALYTIQUE DU MOTEUR LINEAIRE A	
INDUCTION EN UTILISANT LA METHODE DES COUCHES _____	61
II.5.1- ANALYSE 2D DE LA DISTRIBUTION DES CHAMPS ÉLECTRO- MAGNÉTIQUES DANS UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION _____	63
II.5.2- EXPRESSIONS DES IMPEDANCES D'UN SCHEMA EQUIVALENT _____	67
II.5.3- CARACTERISTIQUES DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION _____	70
II.6- PRESENTATION DE LA PROCEDURE DE CALCUL _____	72
II.7- RESULTATS DE SIMULATION ET VALIDATION DU CODE DE	
CALCUL _____	73
II.8- CONCLUSION _____	78
 CHAPITRE III ANALYSE 2D PAR LA METHODE DES ELEMENTS FINIS DES CHAMPS ELECTROMAGNETIQUES D'UN MOTEUR LINEAIRE À INDUCTION	
III.1- INTRODUCTION _____	79
III.2- METHODES D'ANALYSE NUMERIQUE DU MOTEUR LINEAIRE A	
INDUCTION _____	80
III.2.1- METHODE DES ELEMENTS FINIS _____	80
III.2.2- METHODE DES INTEGRALES DE FRONTIERE _____	82
III.2.3- METHODE DES DIFFERENCES FINIES _____	83
III.2.4- METHODE DES VOLUMES FINIS _____	84
III.3- PRESENTATION DE LA METHODE DES ELEMENTS FINIS 2D _____	85
III.3.1- PRINCIPE DE LA METHODE DES ELEMENTS FINIS _____	85
III.3.2- MAILLAGE EN ELEMENTS TRIANGULAIRES LINEAIRES _____	86
III.3.3- FORMULATIONS INTEGRALES _____	87

III.3.4- ASSEMBLAGE DES SYSTEMES ELEMENTAIRES_____	89
III.3.5- CONDITIONS AUX LIMITES ET CONDITIONS D'INTERFACE_____	89
III.3.5.1- Conditions aux limites_____	89
III.3.5.1- Conditions d'interface_____	90
III.3.6- INTRODUCTION DES CONDITIONS AUX LIMITES_____	91
III.3.7- ANALYSE DES CHAMPS ELECTROMAGNETIQUES EN PRESENCE DE LA SATURATION_____	91
III.3.8- RESOLUTION_____	92
III.4- QUELQUES CARACTERISTIQUES LOCALES ET GLOBALES	
DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION_____	93
III.4.1- EXPRESSIONS DES CHAMPS_____	93
III.4.2- EXPRESSIONS DES FORCES_____	94
III.4.3- EXPRESSION DU FACTEUR KW/KVA _____	95
III.5- VALIDATION DU CODE DE CALCUL_____	95
III.5.1- PRESENTATION DE FLUX2D_____	95
III.5.2- VALIDATION DU CODE DE CALCUL ETABLI_____	98
III.6- CONCLUSION_____	104
CHAPITRE IV OPTIMISATION STOCHASTIQUE DE LA CAO DES MACHINES ELECTRIQUES, APPLIQUEE AU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION	
IV.1- INTRODUCTION_____	105
IV.2- FORMULATION DU PROBLEME ET ETAT D'ART DE LA CAO OPTIMISEE DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION_____	106
IV.3- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION PAR LA METHODE DE MONTE-CARLO_____	110
IV.3.1- PRINCIPE DE LA METHODE DE MONTE-CARLO_____	110
IV.3.2- PROCEDURE DE CALCUL_____	110
IV.3.3- RESULTATS DE SIMULATION_____	111
IV.4- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION PAR LA METHODE DU RECUIT THERMIQUE SIMULE_____	112
IV.4.1- PRINCIPE DE LA METHODE DU RECUIT THERMIQUE_____	112

IV.4.2- PRINCIPE DE LA METHODE DU RECUIT SIMULE	113
IV.4.3- RESULTATS DE SIMULATION	114
IV.5- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT DES ALGORITHMES GENETIQUES	116
IV.5.1- PRINCIPE DES ALGORITHMES GENETIQUES	116
IV.5.2- TAILLE D'UNE POPULATION	117
IV.5.3- OPERATEURS GENETIQUES	118
IV.5.4- AMELIORATION DES ALGORITHMES GENETIQUES	119
IV.5.4.1- Calcul parallèle	119
IV.5.4.2- Choix d'élite	119
IV.5.5- RESULTATS DE SIMULATION	120
IV.5.5.1- Procédure d'optimisation de la CAO d'un moteur linéaire à induction en utilisant des algorithmes génétiques	121
IV.5.5.2- Résultats de simulation et discussion	122
IV.5.5.2.1- Optimisation du facteur KW/KVA	122
IV.5.5.2.2- Optimisation de la force de démarrage	126
IV.6- CONCLUSION	128
 CHAPITRE V OPTIMISATION DETERMINISTE DE LA CAO DES MACHINES ELECTRIQUES, APPLIQUEE AU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION 	
V.1- INTRODUCTION	130
V.2- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT UNE METHODE ENUMERATIVE	131
V.2.1- OPTIMIZATION DU FACTEUR KW/KVA	132
V.2.2- OPTIMIZATION DE LA FORCE DE DEMARRAGE	137
V.3- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT UNE METHODE SQP	139
V.3.1- OPTIMIZATION DU FACTEUR KW/KVA	140
V.3.2- OPTIMIZATION DE LA FORCE DE DEMARRAGE	140
V.4- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT UNE METHODE HYBRIDE	141

V.4.1- RESULTATS DE SIMULATION	142
V.4.2- ETUDE DES MEILLEURES CONCEPTIONS OPTIMALES	143
V.5- CONCLUSION	144
CONCLUSION GÉNÉRALE	145
ANNEXE	149
RÉFÉRENCES BIBLIOGRPHIQUES	160

INTRODUCTION GÉNÉRALE

La conception des machines électriques modernes est une tâche difficile dans le sens où la géométrie de celles-ci est complexe et leurs modèles sont non linéaires à cause des phénomènes électromagnétiques, mécaniques et thermiques qui interagissent et présentent un couplage fort [1-9]. De plus, les caractéristiques et les performances requises doivent être optimisées, tout en respectant un ensemble de contraintes techniques et/ou économiques exigé par le cahier de charges.

La souplesse et la puissance des ordinateurs croissant de plus en plus, ont incité les chercheurs chargés de la conception des machines électriques à développer des programmes de dimensionnement et d'optimisation de plus en plus performants. Ces outils permettent une Conception Assistée par Ordinateur (CAO), basée essentiellement sur l'analyse, la simulation et l'exploration automatique des ensembles de solutions possibles. De nos jours, un outil de CAO optimisée des machines électriques doit tenir compte des contraintes d'un cahier de charges prédéfini, prendre en considération les différents phénomènes électromagnétiques, thermiques et mécaniques au sein de la machine à concevoir et optimiser les performances en cherchant une meilleure solution [6-8].

Afin de réaliser une telle tâche, on a besoin d'une modélisation analytique ou numérique des différents phénomènes qui régissent le fonctionnement de la machine. Un modèle aussi général et précis que possible, pourvu d'un minimum d'hypothèses simplificatrices et ne nécessitant pas un temps de traitement excessif, est préférable. D'autre part, un ensemble de techniques d'optimisation sous contraintes peut être employé pour rechercher la meilleure solution en terme d'une performance à améliorer tout en respectant un ensemble d'exigences (contraintes structurelles, physiques, ou économiques).

Dans cette thèse, on s'intéresse principalement à la CAO optimisée des machines électriques, appliquée au moteur linéaire à simple induction. On s'attachera surtout à dégager des principes généraux de la CAO optimisée des machines électriques qui dépassent largement l'application particulière du moteur linéaire à simple induction, notamment quand il s'agit des principes de la CAO, des stratégies d'optimisation et de la modélisation électromagnétique.

Au premier chapitre, on commence par situer le problème dans le cadre global des problèmes de la CAO optimisée appliquée aux machines électriques. On essaie ainsi de dégager une définition de la conception liée à cette application et ces différentes étapes. Puis, en partant d'un cahier de charges bien déterminé qui peut être transcrit sous forme d'un problème d'optimisation non linéaire

(constitué d'une ou plusieurs caractéristiques à améliorer et un ensemble de contraintes à respecter) associé à un outil d'analyse de la structure (modèle analytique ou numérique), on présente un état d'art des méthodes de CAO optimisée des machines électriques de façon générale. On montre en particulier la nécessité de procéder en deux étapes : choisir d'abord la structure la mieux adaptée à une application bien déterminée et ensuite procéder à son dimensionnement par optimisation.

Au deuxième chapitre, on présentera une modélisation analytique détaillée du moteur linéaire à induction basée sur la méthode des couches 2D. On s'appliquera à tenir compte d'un maximum de phénomènes qui interviennent d'un point de vue quantitatif dans le fonctionnement de ce type de moteurs. Ainsi, on modélisera à la fois les effets d'extrémités, de bords, de la température, ainsi que les effets d'encochage, de saturation et d'hystérésis dans le secondaire de la machine. Ensuite, on validera un code de calcul établi (en se basant sur le modèle présenté) en utilisant des résultats de tests et de simulation déjà publiés dans des références de renommée. Ainsi, cet outil d'analyse pourra être utilisé par la suite pour mettre en œuvre un outil de CAO optimisée du moteur en question.

Au troisième chapitre, on présentera une modélisation numérique à base de la méthode des éléments finis bidimensionnelle utilisée pour établir un code de calcul permettant de déterminer l'évolution des champs électromagnétiques en régime magnétodynamique complexe, au sein d'une section longitudinale du moteur linéaire à induction. Tout comme le modèle analytique basé sur la méthode des couches, ce modèle numérique à base d'éléments finis 2D, permet de déterminer les caractéristiques et les performances du moteur linéaire à simple induction, mais avec moins d'hypothèses simplificatrices. Des résultats de simulation, issus du code de calcul établi à base de la méthode d'éléments finis 2D modélisant le moteur linéaire à induction en régime magnétodynamique complexe (régime harmonique), seront présentés et validés en utilisant le logiciel FLUX2D.

Au quatrième chapitre, on appliquera la méthodologie de dimensionnement optimisé à l'amélioration de quelques performances d'un moteur linéaire à induction (le facteur KW/KVA qui est le produit du facteur de puissance et du rendement et le rapport de la force de démarrage au poids du moteur) tout en respectant un ensemble de contraintes structurelles et électromagnétiques. On utilisera quelques techniques d'optimisation stochastiques, à savoir la méthode de Monte-Carlo, la méthode du recuit simulé et la méthode des algorithmes génétiques.

Au cinquième et dernier chapitre, on appliquera deux différentes stratégies déterministes (une méthode d'exploration énumérative et une méthode de programmation quadratique séquentielle

SQP) pour optimiser la CAO d'un moteur linéaire à induction tout en respectant le cahier de charges du quatrième chapitre. Enfin, la stratégie SQP sera combinée avec les algorithmes génétiques, afin d'établir un algorithme hybride de la CAO optimisée, qui permet une recherche de l'optimum global d'une façon précise et tenace.

Enfin, on présentera une conclusion générale qui résume les résultats de nos investigations et des perspectives de ce travail.

CHAPITRE I PROBLEMATIQUE ET ETAT D'ART DE LA CAO OPTIMISEE DES MACHINES ELECTRIQUES

I.1- INTRODUCTION

Un outil de CAO est un moyen de simulation permettant la définition de la structure du dispositif à concevoir, son dimensionnement et la détermination de ses performances à partir de ces spécifications géométriques, de construction et des conditions d'utilisation. En partant d'un cahier de charges donné, il permet d'explorer automatiquement l'ensemble des solutions possibles [1,5,6].

De sa part, un problème de CAO optimisée consiste à concevoir un dispositif (du point de vue structure, dimensionnement et conditions d'utilisation), pour obtenir de meilleures performances et respecter un ensemble de contraintes préalablement exigé par un cahier de charges. Le choix de la structure du dispositif à concevoir est une première étape de la CAO. Elle est généralement assez délicate et exige de la créativité et/ou de l'expérience. En effet, on fait appel d'habitude à l'expérience au savoir-faire, ou on agit par similitude avec d'autres applications plus ou moins proches et déjà traitées. Pratiquement, une étude sommaire de toutes les solutions possibles doit être faite et un premier choix est déduit, à priori, en fonction d'une vérification plus ou moins satisfaisante du cahier des charges [6]. Le choix définitif du dispositif ne se confirme qu'à la fin de la deuxième étape de la CAO concernant le dimensionnement du dispositif en question.

La deuxième étape de la CAO est un problème de dimensionnement qui est généralement non linéaire et n'a pas une solution unique. En effet, on peut souvent trouver plusieurs conceptions d'une machine électrique, voire même une infinité, qui respectent le cahier des charges prédéfini. L'association d'un ensemble de contraintes aux performances et le choix de fonction(s) objectif à optimiser, s'avère nécessaire dans le but de rendre plus efficace et plus compétitive la CAO d'un dispositif. Cependant, cela complique encore plus le problème en question [1-6].

Cependant, les outils d'analyse par ordinateur des dispositifs électrotechniques de façon générale ne permettent que de déterminer les performances des machines électriques en partant d'une conception initiale ou d'une certaine expérience. Cela implique qu'un problème de dimensionnement utilisant des outils de CAO optimisée d'un dispositif doit être traité obligatoirement par un processus itératif basé sur le concept de l'exploration de l'espace des solutions, ou encore le concept 'essai et erreur, *trial and error* en anglais' [5-8, 10].

Néanmoins et vu le nombre élevé des paramètres à ajuster ou à optimiser devant être utilisés pour mieux concevoir un dispositif en général, une exploration systématique de tout l'espace des

solutions n'est pas envisageable. En effet, si dix paramètres sont à optimiser et chacun de ces paramètres peut prendre 10 valeurs différentes, alors le temps de calcul de toutes les combinaisons possibles sera égal à 321.5 années environ, si chaque combinaison nécessite une petite seconde de calcul [5] !

Face à cette situation embarrassante, l'expertise et le savoir-faire concernant la conception des machines électriques doivent intervenir pour mieux cerner le problème et guider le processus de la CAO optimisée des dispositifs électrotechniques d'une façon intelligente [6].

D'autre part, un outil de CAO optimisée doit être indépendant de la connaissance du dispositif à concevoir. Dans ce contexte, on cherche généralement à établir une méthodologie de conception la plus efficace possible pour les machines électriques de façon générale [5,6].

Dans ce chapitre, on commence par la définition de la CAO et la description de ces deux étapes élémentaires, le choix de la structure et son dimensionnement. On s'intéresse beaucoup plus aux outils de dimensionnement optimisé qu'on appellera vaguement outils de CAO optimisée. Ainsi, on présentera les différents types de ces outils et on mettra le point surtout sur la CAO optimisée des machines électriques, qualifiée de discipline à part (elle fera l'objet de cette étude).

Un outil de CAO optimisée est composé principalement d'un outil d'analyse de la structure à optimiser et d'un algorithme d'optimisation [1,5,6]. Les outils d'analyse (ou *modèles*) du dispositif à concevoir, dont la structure est déjà choisie pendant la première étape de la CAO, peuvent être regroupés en deux familles : les modèles analytiques et les méthodes numériques. D'autre part les algorithmes d'optimisation peuvent être divisés en deux catégories principales, algorithmes déterministes et algorithmes stochastiques. On présentera dans ce chapitre, ces différents outils d'analyse et stratégies d'optimisation. Ensuite, on comparera les différentes approches issues des différentes combinaisons de ces outils d'analyse et algorithmes d'optimisation, afin d'en déduire celles jugées les plus efficaces dans le domaine de la CAO optimisée des machines électriques.

I.2- DEFINITION ET ETAPES DE LA CONCEPTION

La conception consiste en la définition d'un dispositif ou d'un système (constitué de plusieurs objets) répondant à un critère ou un besoin défini en tant qu'objectif dans le cadre d'un cahier des charges bien déterminé [6]. Celui-ci doit comprendre l'ensemble des exigences à réaliser sous forme de performances, de spécifications ou de contraintes techniques, économiques et d'encombrement, etc... [6].

Un processus de conception peut être décomposé en deux étapes élémentaires, à savoir, le choix de la structure à concevoir, ensuite le dimensionnement de la structure choisie.

I.2.1- Choix de la structure du dispositif

La première étape d'une méthodologie de conception, consiste à définir la structure du dispositif qui est apte à satisfaire les exigences définies dans le cahier des charges qui comprend généralement les performances à réaliser et les contraintes à respecter [1,4-6]. Dans cette étape, il faut faire une collecte des connaissances nécessaires liées aux solutions possibles, existantes ou nouvelles et ensuite choisir la plus adaptée au cahier des charges.

Cette étape exige de la créativité ou de l'expérience. En effet, généralement, on fait appel à l'expérience, au savoir-faire, ou on agit par similitude avec d'autres applications plus ou moins proches et déjà traitées [6]. Pratiquement, une étude sommaire de toutes les solutions possibles doit être faite et un premier choix est déduit, à priori, en fonction d'une vérification plus ou moins satisfaisante du cahier des charges. Le choix définitif du dispositif ne se confirme qu'à la fin de la deuxième étape.

I.2.2- Dimensionnement de la structure choisie

Une fois la structure du dispositif est choisie selon la première étape, il s'agit dans cette deuxième étape de déterminer les paramètres géométriques (et éventuellement physiques et de commande du dispositif) satisfaisant les performances et respectant les contraintes préalablement définies dans le cahier des charges [5-7,10]. Dans cette étape, on utilise des modèles mathématiques préalablement développés, permettant de relier quantitativement les paramètres descriptifs d'un système (paramètres géométriques, physiques et de commande) aux paramètres caractéristiques du dispositif (facteur de puissance, rendement, force de démarrage d'un moteur linéaire à induction par exemple, ...etc.), notamment ceux qui apparaissent dans le cahier des charges. Cependant, dimensionner une structure correspond à l'opération inverse, c'est-à-dire, il est question de déterminer les grandeurs descriptives du dispositif pour satisfaire aux caractéristiques et aux conditions de fonctionnement prédéfinies dans le cahier des charges [5],[6].

L'existence d'une solution n'est pas toujours garantie, surtout si le cahier des charges est trop contraignant ou irréaliste ou si la structure choisie pour le dispositif n'est pas bien adaptée au cahier des charges [5,6]. Dans un cas contraire, plusieurs solutions, voire même une infinité, se présentent, ce qui correspond à un cahier des charges réalisable. Dans ce cas, il s'agit de tirer ces solutions et trier la meilleure en se basant sur un ou plusieurs critères choisis arbitrairement ou déduits naturellement du cahier des charges.

Donc pour dimensionner un dispositif, il est question de le modéliser, puis de développer ou de disposer d'une méthodologie pour réaliser l'inversion du modèle en question. La plupart des logiciels du génie électrique ne permettent qu'une simulation assistée par ordinateur des différents

modèles des dispositifs électriques (DIFIMIDI, FLUX2D, FLUX3D, MAXWELL, ANSYS, SABER, ...etc.). Quelques uns sont dédiés spécialement à un dimensionnement assisté par ordinateur, en offrant ainsi une aide réelle à la CAO optimisée des dispositifs électrotechniques, on cite en particulier ANSOFT, module d'optimisation de MAXWELL, Pro@Design, Toolbox d'optimisation de MATLAB, ...etc.

A la fin de cette deuxième étape, un choix définitif pourra être réalisé à partir des résultats de dimensionnement des différentes structures.

I.3- NECESSITE DE LA CAO

Il est clair dès lors, que concevoir un dispositif de façon générale n'est pas une tâche facile à réaliser. En effet, il est question de manipuler des connaissances concernant les différentes structures du dispositif à concevoir et des modèles mathématiques complexes afin de choisir la meilleure structure et d'élaborer des stratégies de dimensionnement. C'est pourquoi, il est plus que nécessaire de développer des outils d'aide à la conception des dispositifs électrotechniques en particulier, permettant d'automatiser, de plus en plus, les deux étapes de conception présentées précédemment. L'objectif de ces outils est de gagner du temps, d'optimiser les solutions actuelles et de réduire le coût de production et le nombre de prototypes.

Il est incontestable que les ordinateurs permettent d'augmenter l'efficacité de la conception en manipulant des outils mathématiques et des algorithmes de plus en plus compliqués. Ils permettent aussi de traiter des connaissances de plus en plus diversifiées, qu'on ne peut gérer sans de telles machines, avec de plus en plus de rapidité d'exécution et de plus en plus de capacité de stockage de l'information.

I.4- OUTILS DE LA CAO

Plusieurs outils de CAO ont été développés pour réaliser les deux étapes de la CAO (des machines électriques). On va décrire brièvement, le principe de base de ces outils et énumérer leurs différents types, que ce soit ceux concernant le choix de la structure à concevoir, ou ceux du dimensionnement de la structure choisie.

I.4.1- Outils d'aide au choix de la structure du dispositif à concevoir

Cette étape est difficile à programmer car, comme on déjà l'a mentionné, il s'agit de faire une collecte de connaissances et d'intégrer l'expérience, le savoir faire et la créativité.

On peut simplifier cette étape, en mettant en place une base de données qui regroupe l'ensemble des solutions qui existent pour des problèmes typiques et leurs caractéristiques respectives [5,6]. Une

comparaison des performances et des caractéristiques requises par le cahier des charges avec celles de la base de données permet de choisir systématiquement la structure la plus adaptée du dispositif à concevoir.

Des outils performants se basant sur l'intelligence artificielle, tels que les systèmes experts, sont naturellement les plus adaptés à ce type de tâches. En effet, ils servent à imiter le raisonnement d'un expert en la matière, lorsqu'il est confronté au choix d'une structure parmi plusieurs solutions. Ces outils sont généralement des programmes orientés objet qui permettent de prendre cette décision de choix en manipulant une certaine expertise acquise ou préprogrammée à l'avance.

On ne s'intéresse pas dans ce travail à cette étape de conception qui est très délicate et peu développée, car assez souvent, la structure du dispositif est généralement imposée dans le cahier des charges et le travail le plus important est le dimensionnement de la structure. Aussi, faut-il ajouter, que cette étape de conception ne permet pas de trancher définitivement entre plusieurs structures et seul le dimensionnement permet un choix objectif et final.

I.4.2- Outils de dimensionnement de la structure du dispositif à concevoir

Les outils mis en œuvre pour assister le concepteur à dimensionner la structure choisie d'un dispositif peuvent être regroupés en trois familles. Ils partent tous les trois d'un modèle mathématique d'une structure de base préalablement choisie dans la première étape de la CAO d'un dispositif, mais ils utilisent des approches différentes pour dimensionner la structure en 'inversant' le modèle de base.

I.4.2.1- Outil de dimensionnement par une approche procédurale

Cette approche consiste à développer une procédure qui traite les équations dans un ordre logique et ramène ponctuellement le dimensionnement à une suite de problèmes mathématiques simples ne demandant pas d'algorithmes numériques lourds et compliqués [5,6]. Elle part d'un modèle mathématique assez simplifié et, au fur et à mesure, on fait des tests et des boucles pour rectifier des choix non judicieux ou corriger des calculs afin d'améliorer le dimensionnement. Ces procédures, sont suffisamment décrites dans les ouvrages habituels de dimensionnement des machines électriques.

D'autre part, cette approche qui est basée sur une synthèse fine et une grande expérience dans le domaine, ne nécessite pas généralement de point initial, ce qui veut dire qu'elle permet le dimensionnement de la structure sans avoir une idée a priori de l'ordre de grandeur de ses paramètres descriptifs.

Néanmoins, la qualité de la solution trouvée reste loin d'être performante à cause des hypothèses simplificatrices avancées pour établir le modèle et des variables qui ont été fixées empiriquement au début. Autrement dit, même si la solution conçue satisfait le cahier des charges, elle est rarement optimale [5,6]. En plus, si le temps mis pour trouver une solution, une fois la procédure programmée, est généralement court. Il reste à signaler que cette approche n'a rien de générique, car chaque dispositif à dimensionner possède sa propre procédure de dimensionnement. Par ailleurs, cette approche aboutit à des structures en se basant sur des modèles analytiques très simplifiés et sur des connaissances empiriques issues de l'expérience. C'est pourquoi une vérification des performances et des caractéristiques obtenues par cette approche, en utilisant des outils de modélisation numérique très puissants, est plus que nécessaire.

I.4.2.2- Outils de dimensionnement utilisant des systèmes experts

Une approche de dimensionnement basée sur des techniques de l'intelligence artificielle est un système expert qui peut reproduire le raisonnement d'un expert en prenant une décision vis à vis d'un problème de conception quelconque. Cette discipline, à part, d'aide au dimensionnement des dispositifs, englobe toutes les connaissances et les règles nécessaires à une procédure de conception d'une catégorie de dispositifs bien déterminée. En d'autres termes, cette approche projette une reproduction de la procédure de conception telle qu'elle est pratiquée par un expert en la matière. Cela exige une adaptation du raisonnement aux résultats déjà obtenus et aux situations imprécises ou incertaines. Ce raisonnement de haut niveau et cette prise de décision peuvent être pris en charge par la technique de la logique floue.

Bien que ces logiciels de CAO, basés sur des systèmes experts, soient évolutifs et puissent traiter les deux phases de la conception d'une structure, ils prennent un grand temps pour la mise en œuvre et ils sont en général longs, de par l'utilisation d'un langage symbolique de haut niveau [1,5,6].

I.4.2.3- Outils de dimensionnement à l'aide d'algorithmes d'optimisation

Une autre alternative très utilisée comme outil d'aide au dimensionnement des dispositifs électrotechniques est basée sur des algorithmes d'optimisation. En effet, dans le cas où le cahier des charges est réalisable, il existe en général une infinité de solutions à un problème de dimensionnement donné. N'est-il pas intéressant dans ces conditions de rechercher la meilleure conception en optimisant une performance ou une caractéristique du dispositif à dimensionner tels que le rendement, le coût, le facteur de puissance, d'un convertisseur électromécanique par exemple, ...etc. ?

On cherche alors à rendre extrémale, une performance ou une caractéristique du dispositif à dimensionner, appelée la fonction objectif, tout en respectant un ensemble de contraintes techniques et/ou économiques imposées à la structure finale du dispositif.

Le formalisme d'un problème d'optimisation en génie électrique, est composé de la fonction objectif à rendre extrémale (minimale s'il s'agit de pertes, de coût ou de masse, ...etc.; maximale s'il s'agit de rendement, de facteur de puissance, de force ou de couple, ...etc.) et d'un ensemble de contraintes (performances limites, contraintes physiques, limites géométriques de l'espace d'exploration, ...etc.) sous forme d'égalités et/ou d'inégalités qui peuvent être linéaires ou non linéaires, implicites ou explicites, à respecter [5-8].

Un algorithme d'optimisation part d'une conception initiale (structurelle ou dimensionnée) puis ajuste un ensemble de paramètres, itération après itération, jusqu'à ce que la fonction objectif atteigne son optimum tout en respectant l'ensemble des contraintes imposées par le cahier des charges. Cette approche convient donc parfaitement au problème de l'amélioration d'une structure déjà existante.

Pour traiter un tel problème de dimensionnement optimisé, on a besoin de [5,6] :

a- Un outil d'analyse du dispositif à optimiser : C'est un programme de calcul qui permet d'établir une relation quantitative entre les paramètres de construction et de fonctionnement d'un dispositif et permet ainsi de calculer les performances et les contraintes physiques mentionnés dans le cahier des charges, en fonction des paramètres descriptifs du système à optimiser. Dans le cas des convertisseurs électromécaniques, deux types d'outils d'analyse se présentent, basés respectivement sur des modèles analytiques spécifiques à chaque structure, ou des modèles numériques plus généraux permettant une analyse plus fine tels que ceux s'appuyant sur des équations de champs électromagnétiques traitées par la méthode des éléments finis par exemple [9].

b- Un algorithme d'optimisation : Plusieurs techniques ont été développées et peuvent être regroupées en deux grandes familles d'algorithmes, de deux manières différentes. On distingue d'une part les algorithmes d'optimisation déterministes ou stochastiques [6] et d'autre part les algorithmes d'optimisation à recherche locale, ou à exploration globale.

On s'intéresse dans ce travail aux outils de dimensionnement optimisé des dispositifs électrotechniques, qu'on appellera vaguement, outils d'aide à la CAO optimisée, ou bien CAO optimisée des dispositifs électrotechniques, tout court. De ce fait, quelques détails concernant les outils d'analyse et les algorithmes d'optimisation (les deux composantes constitutives d'un outil de CAO optimisée) seront donnés dans ce qui suit.

I.5- POSITION D'UN PROBLEME DE CAO OPTIMISEE DES MACHINES ELECTRIQUES

Mathématiquement parlant, une CAO optimisée des machines électriques, telle qu'elle est définie au paragraphe précédent, est en général, un problème de programmation non linéaire sous contraintes. 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 tel que $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)^t$, soumise à un ensemble de m contraintes d'inégalités ($h_i(X), i=1, m$) et/ou p contraintes d'égalités ($g_i(X), i=1, p$) [10-13] :

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

Où X est un vecteur constitué de n paramètres d'optimisation (x_1, x_2, \dots, x_n) appartenant à un espace d'exploration à n dimensions; $F(X)$, ($g_i(X), i=1, p$) et ($h_i(X), i=1, m$), sont des fonctions linéaires ou non linéaires de X .

Un problème de programmation non linéaire est caractérisé par une non linéarité au niveau de la fonction objectif et/ou au niveau des contraintes. Ce type de problèmes peut être ramené en un problème d'optimisation non linéaire sans contraintes, en des sous problèmes quadratiques, ou linéaires sans contraintes (par une approximation ou une linéarisation locale de la fonction objectif et/ou de l'ensemble des contraintes non linéaires à chaque itération), ou même en un problème d'optimisation combinatoire (en discrétisant l'espace d'exploration). Il en découle un ensemble de formulations utilisées pour traiter ses différentes catégories de problèmes, qu'on va décrire brièvement dans ce qui suit.

I.6- DIFFERENTES FORMULATIONS D'UN PROBLEME DE CAO OPTIMISEE

Il y a plusieurs voies pour formuler et traiter un problème d'optimisation non linéaire. A un niveau conceptuel élevé nous pouvons distinguer deux cas, selon que les contraintes sont traitées indirectement ou prises en compte directement.

Dans le premier cas, on ne traite pas directement le problème de satisfaction des contraintes, mais on les incorpore dans la fonction objectif de telle sorte que cette fonction ne soit optimale que si les contraintes sont satisfaites. Dans le deuxième cas, les contraintes ne sont pas intégrées dans la fonction objectif et l'algorithme d'optimisation est adapté pour tenir compte directement de

l'ensemble des contraintes. Il est à noter que les deux méthodes de prise en compte des contraintes peuvent être combinées.

Formellement, traiter une contrainte indirectement signifie une transformation du problème par modification de la fonction objectif à optimiser. Le nouveau problème ainsi défini impose la vérification de toutes les contraintes éliminées pour toute solution optimale. Ceci implique que le problème donné est transformé en un problème équivalent sans contraintes et que les deux problèmes partagent les mêmes solutions. Ainsi pour un problème donné concernant l'optimisation sous contraintes, plusieurs problèmes équivalents peuvent être définis en choisissant un sous-ensemble de contraintes à vérifier indirectement et/ou définir une fonction objectif qui pondère leur satisfaction différemment. Il y a deux questions importantes à poser :

- Quelles sont les contraintes qui devraient être traitées directement (conservées comme contraintes) et quelles sont celles qui devraient être traitées indirectement (substituées par des fonctions objectifs à optimiser ou à insérer dans l'expression de la fonction objectif) ?
- Comment définir les fonctions objectifs à optimiser ou les expressions ajoutées à la fonction objectif initiale, correspondant au traitement indirect des contraintes ?

Le traitement direct des contraintes implique que leur violation n'est pas reflétée dans la valeur de la fonction objectif. C'est pourquoi, la solution obtenue est soit éliminée soit réparée si au moins l'une des contraintes à prendre en considération directement est violée [12,14].

En général, il est préférable que les contraintes imposées sur les variables d'entrée (variables à optimiser) soient prises en compte directement en imposant des plans butées délimitant l'espace d'exploration de l'algorithme d'optimisation et que les contraintes imposées sur des grandeurs de sortie soient intégrées dans la fonction objectif. Plusieurs stratégies concernant l'intégration d'un ensemble de contraintes d'égalité ou d'inégalité, linéaires ou non linéaires, dans un algorithme d'optimisation sous contraintes, ont été proposées dans la littérature spécialisée. On cite principalement [12-14] :

- La méthode de pénalisation, qui est une technique largement répandue. Elle consiste à évaluer le degré de violation d'une ou de plusieurs contraintes et employer ce degré de violation pour en déduire une pénalité, qui est ajoutée à la fonction objectif pour les problèmes de minimisation et soustraite pour les problèmes de maximisation. Ainsi, la somme de tous les degrés de violation des contraintes vérifiées donne une pénalisation nulle, sinon, si au moins une contrainte est violée, la fonction objectif est pénalisée. Par conséquent, les solutions invalides infaisables reçoivent une pénalité appliquée à la fonction objectif, pour avoir violé les contraintes. Plusieurs formulations ont été proposées pour inclure l'ensemble de contraintes sous forme d'une pénalisation, dans

l'expression de la fonction objectif. Voici un exemple de pénalisation, dans le cas d'un problème de minimisation :

$$(P) \Rightarrow (P') \Leftrightarrow \min de \left(\Phi(X, r) = F(X) + \sum_{i=1}^m r_i \max(0, g_i(X)) + \sum_{i=1}^p r_{i+m} |h_i(X)| \right) \quad (I.2)$$

Où Φ est la nouvelle fonction objectif et r est un vecteur de facteurs positifs de pénalisation (qui peut être un scalaire dans certains cas).

- La méthode barrière qui est une technique d'intégration de l'ensemble des contraintes d'inégalités dans l'expression de la fonction objectif. Elle consiste à transformer (P) de (I.1) de la façon suivante (dans le cas d'un problème de minimisation) :

$$(P) \Rightarrow (P') \Leftrightarrow \begin{cases} \min de \left(F(X) - \sum_{i=1}^m \mu_i \ln(-g_i(X)) \right) \\ h_i(X) = 0 \quad i = 1, p \end{cases} \quad (I.3)$$

Dans ce cas, la fonction objectif n'est même pas définie si la solution ne respecte pas les contraintes d'inégalités.

- La méthode de Lagrange et la méthode de Karush-Kuhn-Tucker, dite aussi méthode de Lagrange augmentée, qui consistent à intégrer l'ensemble de contraintes d'égalité et d'inégalité respectivement, dans l'expression de la fonction objectif à minimiser et ramener ainsi la formulation (I.1) à un problème (P') de programmation non linéaire sans contraintes, tel que :

$$(P) \Rightarrow (P') \Leftrightarrow \min de \left(L(X, \lambda) = F(X) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(X) + \sum_{i=1}^p \lambda_{i+m} h_i(X) \right) \quad (I.4)$$

Où L est appelé le Lagrangien de P et λ est un vecteur constitué des multiplicateurs de Lagrange correspondant au $(m+p)$ contraintes, $\lambda_i (i=1, m+p) > 0$.

Par ailleurs, un problème de programmation non linéaire sous ou sans contraintes peut être transformé en faisant une approximation sur la fonction objectif et/ou l'ensemble des contraintes, ou bien en discrétisant l'espace d'exploration. On peut aboutir ainsi à :

- Un problème de programmation linéaire (appelée *Linear Programming* LP) qui est une stratégie permettant de transformer (I.1) en une suite de sous problèmes de programmation linéaire. Elle consiste à transformer localement (I.1) de la façon suivante :

$$(P) \Rightarrow (P') \Leftrightarrow \begin{cases} \min de \left(\nabla(F(X^k))^t X^{k+1} \right) \\ g(X) + \nabla(g(X^k))^t X^{k+1} \leq 0 \\ h(X) + \nabla(h(X^k))^t X^{k+1} = 0 \end{cases} \quad (I.5)$$

Où ∇ est l'opérateur de gradient, X^k est la solution à l'itération k et X^{k+1} est la solution à calculer pour une nouvelle itération ($k+1$).

Ainsi, un sous problème de type (LP) est construit à partir du problème non linéaire initial (P). Ensuite, un algorithme d'optimisation (minimisation) locale est utilisé pour trouver la solution d'une séquence de sous problèmes de type (LP), suite à cette approximation linéaire locale de la fonction objectif.

- La méthode de programmation quadratique, ou quadratique séquentielle (appelées *Quadratic Programming* QP et *Sequential Quadratic Programming* SQP respectivement) sont aussi des techniques Lagrangiennes largement répandues et permettent de traiter efficacement les problèmes de programmation non linéaire. Elles consistent à transformer localement (I.1) en une séquence de sous problèmes d'optimisation non linéaires (quadratiques) en introduisant l'effet des contraintes dans la fonction objectif et/ou en se basant sur une approximation locale de la matrice hessienne. La nouvelle formulation de (P) obtenue par une telle approximation est la suivante :

$$(P) \Rightarrow (P') \Leftrightarrow \begin{cases} \min de \left(\frac{1}{2} X^t H_s X + G^t X \right) \\ JX + g(X) \leq 0 \\ h_i(X) = 0 \quad i = 1, p \end{cases} \quad (I.6)$$

Où G est le gradient de la fonction objectif $F(X)$, J est le jacobien de l'ensemble des contraintes d'inégalités (généralement on ne considère que l'ensemble des contraintes violées ou prêt de l'être à chaque itération) et H_s est une approximation de la matrice hessienne du Lagrangien suivant :

$$L(X, \lambda) = F(X) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(X) \quad (I.7)$$

Ainsi, un sous problème de programmation quadratique est construit à partir du problème non linéaire initial (P). Ensuite, un algorithme d'optimisation locale (minimisation ou maximisation) est utilisé pour trouver la solution d'une séquence des sous problèmes de type (SQP), suite à cette approximation quadratique locale de la fonction objectif.

I.7- OUTILS D'ANALYSE DU DISPOSITIF A OPTIMISER (MODELES)

On distingue deux types de modèles qui peuvent être utilisés comme outil d'analyse des dispositifs électrotechniques, pour une éventuelle CAO optimisée : les modèles analytiques et les modèles numériques. On va décrire et discuter dans ce qui suit ces deux types de modèles leurs avantages, leurs inconvénients et leur efficacité.

I.7.1- Modèles analytiques

Ce sont une formulation analytique de solutions symboliques exactes des équations physiques régissant le fonctionnement d'un dispositif électrotechnique, obtenue en se basant sur un ensemble d'hypothèses simplificatrices sur la structure du dispositif et ses propriétés physiques. Plusieurs corrections peuvent être introduites par la suite sous forme de calculs itérés ou de facteurs correcteurs, pour tenir compte des phénomènes ou des simplifications grossières qui ont été admises au début.

On peut citer quelques exemples de modélisation analytique concernant les machines linéaires à induction par exemple :

- On peut établir l'expression exacte des champs et des potentiels magnétiques dans l'entrefer et dans l'induit ou le secondaire d'un moteur linéaire à induction en négligeant l'effet des dents du primaire, en corrigeant l'épaisseur d'entrefer par le coefficient de Carter et en supposant que la perméabilité des matériaux ferromagnétiques du primaire est infinie. A partir de la répartition de ces grandeurs électromagnétiques dans la machine, on peut déduire toutes les caractéristiques électromécaniques du moteur (force de propulsion, rendement, facteur de puissance, ...etc.) ;

- On peut prévoir à partir d'un schéma électrique équivalent, le comportement global d'un moteur linéaire à induction et déterminer analytiquement toutes ses performances et caractéristiques électromécaniques.

Les modèles analytiques présentent les avantages suivants [5,6] :

- ils sont rapides et permettent d'explorer au maximum l'espace des solutions dans un temps relativement court ;

- ils permettent une grande plage de variation de tous les paramètres du modèle dans les limites de validité de ses équations ; cela permet par exemple de dimensionner des moteurs de puissances très différentes et dont tous les paramètres varient dans de grandes proportions ;

- leurs équations symboliques contiennent en général un lien explicite entre tous les paramètres et les phénomènes physiques qui interviennent dans le système ; cela aide le concepteur à comprendre le fonctionnement intime de la machine et l'interaction entre les différents paramètres, notamment pour réaliser d'éventuels compromis ;

- ils permettent de calculer l'expression symbolique rigoureuse de tous les paramètres de fonctionnement en fonction de tous les paramètres descriptifs du système et de toutes les dérivées partielles de la fonction objectif par rapport à tous les paramètres du système. Cela s'avère particulièrement utile lorsque le modèle est lié à un algorithme de gradient et permet en outre de connaître facilement la sensibilité d'une caractéristique ou d'une performance fonctionnelle face à une variation d'un paramètre descriptif.

En revanche, ils présentent les inconvénients suivants [5,6] :

- ils sont adaptés aux calculs de performances globales ou moyennes, mais peu aux calculs de phénomènes locaux. Ainsi, ils ne permettent pas (ou difficilement) de modéliser des phénomènes microscopiques (par exemple une saturation magnétique locale dans l'isthme d'une dent, ou l'effet des parties frontales des enroulements d'une machine électrique sur la répartition des champs) ; ainsi ces modèles manquent généralement de précision dans l'évaluation de certains phénomènes locaux ;

- ils ne sont pas génériques ; cela implique qu'un développement complet de toutes les équations doit être réalisé pour chaque nouvelle machine.

I.7.2- Modèles numériques

Ces modèles résolvent directement les équations physiques de base du système à dimensionner, avec un faible niveau d'hypothèses, mais en utilisant des algorithmes numériques lourds. Ils fournissent des valeurs de potentiels (magnétiques, électriques ou thermiques) en des points de la structure. On en déduit des grandeurs macroscopiques ou globales telle que la force de propulsion moyenne, la puissance, le rendement, ...etc., d'un moteur linéaire à induction par exemple. Les méthodes des éléments finis, des différences finies, des volumes finis et des intégrales de frontières sont des exemples de méthodes numériques largement utilisées, permettant une modélisation locale des phénomènes électriques, magnétiques, mécaniques ou thermiques. Ces méthodes reposent en général sur la décomposition de la structure en petites régions (maillage) sur lesquelles on suppose dans certains cas une évolution donnée du potentiel (linéaire ou quadratique en général). En regroupant les équations nodales de toutes les subdivisions et en utilisant les conditions aux limites du problème, on peut établir une distribution approchée du potentiel dans tous les nœuds et par suite dans toutes les mailles de la structure.

Ces modèles présentent les avantages suivants [1,5,6,9] :

- ils sont précis, car ils peuvent tenir compte des phénomènes locaux et ce d'autant plus que le maillage de la structure est plus fin ;

- ils se présentent le plus souvent sous forme de logiciels génériques dans lesquels on ne fait que décrire la structure géométrique et ses propriétés physiques ; ainsi le temps de développement est plutôt court.

En outre, ils présentent les inconvénients suivants [1,5,6,9] :

- ils sont lents à cause de la lourdeur des calculs mis en œuvre et du fait qu'ils nécessitent au départ un maillage de la structure ;

- ils n'offrent pas de lien explicite entre les paramètres car ils se présentent comme une boîte noire abstraite ; aussi ces modèles ne donnent-ils que peu d'informations explicites sur la physique du problème ;

- ils ne permettent pas un couplage facile des différents phénomènes physiques. En pratique, on dispose actuellement au mieux de couplages forts ou faibles entre deux phénomènes physiques (magnétiques et thermiques ou magnétiques et électriques par exemple). Il ne s'agit pas nécessairement d'une limite théorique, mais dans tous les cas, les couplages ont tendance à allonger encore plus les temps de calcul.

I.8- ALGORITHMES D'OPTIMISATION DES PROBLEMES DE LA CAO

Comme on l'a déjà mentionné précédemment, un outil de la CAO optimisée est constitué par un outil ou un modèle d'analyse du dispositif à concevoir et un algorithme d'optimisation. On s'intéresse dans cette section aux algorithmes d'optimisation qui peuvent être divisés en deux grandes familles : les algorithmes déterministes et les algorithmes stochastiques. On décrira brièvement ces deux familles d'algorithmes dans ce qui suit.

I.8.1- Algorithmes d'optimisation déterministes

Ces algorithmes comprennent deux familles, l'une est appelée méthodes de descente (*Hill-climbing techniques*) et l'autre est constituée des méthodes d'exploration. La première catégorie de ces algorithmes recherche l'optimum à l'aide d'une information mathématique : la valeur de la dérivée partielle de la fonction objectif. Ainsi, l'algorithme descend en 'plongeant' rapidement vers l'optimum le plus proche.

Il existe plusieurs algorithmes d'optimisation déterministes, plus ou moins élaborées, convergeant plus ou moins rapidement et tenant compte ou non des contraintes [11,13]. On présentera dans ce qui suit ceux les plus utilisés.

I.8.1.1- Méthodes énumératives

Elles sont de principe simple; dans un espace de recherche fini, ou infini mais discrétisé, un algorithme énumératif évalue la valeur de la fonction à optimiser en chaque point de l'espace des solutions faisables [5,6]. L'utilisation d'un tel algorithme est intéressante lorsque le nombre de points n'est pas très important. Mais en pratique, beaucoup d'espaces de recherche sont trop vastes pour que l'on puisse explorer toutes les solutions une par une et tirer une information utilisable.

Ces méthodes présentent deux inconvénients majeurs, d'une part elles sont inadaptées aux problèmes de grande dimension et, d'autre part, elles ne sont pas guidées par un raisonnement ou un processus intelligent, qui conduit la recherche vers des sous-espaces susceptibles de contenir une bonne solution, sans balayer tout l'espace des solutions. En revanche, elles permettent de localiser la solution globale du problème si la discrétisation de l'espace d'exploration est représentative.

I.8.1.2- Méthode du gradient

La méthode du gradient fait partie d'une grande classe de méthodes numériques appelées méthodes de descente [11,13]. Le principe de base de ces méthodes consiste à minimiser une fonction à plusieurs variables, en se donnant un point de départ arbitraire dit solution initiale. Ensuite, on calcule l'itéré suivant de telle sorte à se rapprocher du minimum de la fonction. On cherche une direction de descente suivant laquelle si on incrémente (ou on décrémente) la solution initiale (avec un pas de descente), la fonction objectif décroît. Le pas de descente peut être fixe ou variable, donnant naissance à une multitude de variantes de la méthode de descente. Une idée naturelle pour trouver une direction de descente est d'incrémenter la solution courante dans le sens inverse du gradient de la fonction. Cette méthode du gradient a pour avantage d'être très facile à mettre en œuvre, mais malheureusement, les conditions de convergence sont assez lourdes et cette méthode est en général assez lente.

On utilise le plus souvent la méthode du gradient à pas constant. Toutefois, on peut faire varier le pas à chaque itération : on obtient alors la méthode du gradient à pas variable ou adaptatif. La méthode du gradient à pas optimal propose un choix de pas qui rend la fonction objectif minimale le long de la direction de descente choisie. Plusieurs techniques ont été proposées pour accélérer la descente, on cite la méthode de la plus grande pente (*steepest descent*) et la méthode de recherche de la ligne de descente (*search line strategy*) associée à la condition de Armijo [11-13]. D'autres méthodes ont été proposées pour rendre la descente plus sûre en limitant le pas de descente dans une région de confiance (*trust region method*) [12]. Cela garantit la robustesse du processus itératif par rapport à la solution de départ.

I.8.1.3- Méthode du gradient conjugué

La méthode du gradient conjugué appartient aux méthodes de résolution des problèmes de programmation non linéaires de type SQP (cas d'une fonction objectif quadratique). Dans ce cas particulier, cela revient à résoudre un système d'équations linéaires de la forme : $AX = b$. Elle est inspirée de la méthode du gradient. En effet, les directions de descente ne sont plus celles du gradient, mais elles sont orthogonales (ou conjuguées) pour que la convergence soit rapide. Théoriquement, la méthode du gradient conjugué trouve le minimum d'une fonction objectif quadratique, en n itérations au plus où n est l'ordre de la matrice A qui est symétrique et semi définie positive [11-13,17]. Cette méthode est très stable même pour des matrices mal conditionnées (dans ce cas des méthodes de pré conditionnement de la matrice ont été proposées).

Cet algorithme peut être généralisé pour les fonctions objectifs, non linéaires et non quadratiques. La justification est simple : au voisinage d'un optimum local, une grande variété de fonctions non linéaires peuvent être approximées par une forme quadratique. Mais dans ces conditions, on aura à calculer ou approximer la matrice hessienne à chaque itération.

I.8.1.4- Méthodes de Newton et quasi-Newton

D'origine, cette méthode est utilisée pour résoudre un système d'équations non linéaires : $F(x)=0$, telles que F est un vecteur de fonctions non linéaires de n composantes. Ensuite, elle a été utilisée pour rechercher un extremum d'une fonction objectif. En partant d'une solution initiale X_0 , l'itéré suivant de la solution X_k est calculé d'après l'équation suivante :

$$X_{k+1} = X_k - J(X_k)^{-1} * F(X_k) \quad (I.8)$$

Telle que $J(X_k)$ est la matrice jacobienne de $F(X_k)$.

L'inconvénient majeur de cette méthode qui appartient aussi aux méthodes de descente, c'est sa convergence locale. Si ce point est mal choisi (trop loin de la solution) la méthode peut soit diverger, soit converger vers une autre solution. Il peut paraître surprenant de devoir choisir le point de départ (assez près de la solution recherchée) puisqu'on ne connaît pas celle-ci. En pratique, on essaie de s'approcher tout d'abord, de cette solution par une méthode de type gradient (pour éviter les extremums locaux) et/ou une méthode exploratrice stochastique ou déterministe (pour localiser l'optimum global), ensuite on applique la méthode de Newton. L'avantage de cette méthode est sa grande rapidité. En effet, sa convergence est quadratique.

Pour appliquer cette méthode de Newton à la recherche d'extrema d'une fonction objectif, on doit tout d'abord rappeler que l'extremum d'une fonction continue à plusieurs variables est

caractérisé par un gradient nul. Ceci est un système d'équations non linéaires qu'on peut résoudre en utilisant la méthode de Newton. Toutefois, il faudra vérifier ensuite si l'extrema obtenu représente un minima ou un maxima de la fonction objectif. D'autre part, on note que la matrice jacobienne du gradient c'est la matrice hessienne de la fonction objectif. De ce fait, la formule itérative de la méthode de Newton s'écrira sous la forme suivante :

$$X_{k+1} = X_k - H_s^{-1}(X_k) * F(X_k) \quad (I.9)$$

Le calcul de $H_s^{-1}(X_k)$ est l'étape la plus coûteuse de la méthode en terme de temps de calcul. Actuellement, des méthodes dites quasi-Newton ont été développées. Elles gardent la rapidité de la méthode de Newton et évitent le calcul coûteux en terme de temps de calcul de la matrice hessienne (ou jacobienne) nécessaire à chaque itération et qui peut se faire analytiquement ou par une approximation par différences finies. On y trouve plusieurs variantes, telles que les méthodes dites de BFGS (*Broyden-Fletcher-Golfard-Sahno*), de DFP (*Davidon-Fletcher-Powell*) et de *Levenberg-Marquard* (utilisée pour traiter des problèmes de type (SQP)), qui proposent un calcul approximatif de la matrice jacobienne ou hessienne en utilisant des formules algébriques [11,12,18]. Dans ce cas, on peut aussi décider de garder cette matrice pendant plusieurs itérations et de l'actualiser périodiquement, afin d'améliorer la rapidité d'exécution de l'algorithme d'optimisation.

Ces méthodes peuvent être couplées avec une méthode de recherche linéaire associée à une règle de type Armijo, qui a l'avantage d'avoir une convergence rapide. De plus, elles peuvent être munies d'une robustesse vis-à-vis du point de départ en les dotant d'une méthode dite de région de confiance (*trust region*).

I.8.1.5- Méthode de relaxation de Rosenbrock

La méthode de relaxation de Rosenbrock permet de ramener un problème de minimisation à plusieurs variables à une résolution successive de n problèmes de minimisation à une seule variable chacun, à chaque itération. Si on cherche à minimiser une fonction objectif à n variables à l'itération $k+1$, on fixe toutes les composantes de l'itéré X_k sauf la première et on minimise la fonction objectif par rapport à cette première composante, en utilisant la méthode de Newton par exemple. On recommence ensuite la même procédure pour minimiser la fonction objectif, par rapport à la deuxième composante et ainsi de suite. On exécute ainsi plusieurs itérations jusqu'à ce qu'un critère de convergence soit vérifié. L'utilisation de cette méthode n'aboutit pas forcément à l'optimum local.

I.8.1.6- Méthode du polytope de Nelder-Mead

C'est une méthode d'optimisation locale qui est fréquemment utilisée pour traiter des problèmes de type LP. Elle est appelée aussi méthode simplex. Cette méthode déterministe permet de résoudre le problème en utilisant directement la valeur de la fonction objectif, sans faire appel à ses dérivées (cette méthode n'appartient pas à la famille des méthodes de descente). Contrairement aux autres méthodes qui démarrent à partir d'un point initial, la méthode de Nelder-Mead utilise un 'polytope' de départ qui est une forme géométrique de $(n+1)$ points, n étant la dimension du problème. Au début, l'un de ces points est obtenu par un tirage aléatoire, les autres n points sont choisis de manière à former une base, généralement orthogonale [18]. Ensuite à chaque itération de l'algorithme du polytope, on remplace le plus mauvais point courant par un nouveau point déterminé par des transformations géométriques élémentaires, au voisinage du polytope. On répète cette procédure jusqu'à ce que les $(n+1)$ aient la même performance à une précision près.

I.8.1.7- Méthode complexe

Cette technique d'optimisation est une variante de la méthode simplex exposée précédemment. Elle consiste à manipuler un ensemble de solutions du problème à optimiser, chacune représente un point dans l'espace d'exploration. Typiquement, on choisit au début de façon aléatoire, un nombre de solutions égal au double du nombre des paramètres à optimiser [10,18]. L'idée principale de cette méthode est de remplacer le point le plus mauvais par un nouveau point. Celui-ci est la réflexion du point le plus mauvais par rapport au barycentre du reste des points. La solution optimale est établie lorsque tous les points sont pratiquement confondus à une précision près.

I.8.1.8- Algorithme d'optimisation par analyse d'intervalle 'Branch and Bound'

Cet algorithme d'optimisation permet de localiser l'optimum global d'un problème à plusieurs variables sous contraintes, en utilisant une technique basée sur une analyse d'intervalle de tout l'espace d'exploration. L'efficacité de cet algorithme au point de vue obtention de l'optimum global n'est plus à démontrer, puisque l'algorithme effectue une décomposition du domaine initial en sous-pavés de plus en plus petits et aucun point de l'espace d'exploration n'est écarté grâce à une élimination bien sélectionnée des sous-pavés ne satisfaisant pas au moins une contrainte ou n'améliorant pas le minimum déjà trouvé [19]. De ce fait, les pavés restants fourniront un encadrement de plus en plus serré de l'optimum global. Néanmoins, cette méthode peut consommer des temps de calcul énormes, dans le cas de certains problèmes à grand nombre de paramètres à optimiser. Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature pour accélérer la convergence d'un tel algorithme.

I.8.1.9- Méthode de Hooke-Jeeves

Cette technique d'exploration permet de rechercher une solution qui optimise une fonction objectif, en partant d'un point quelconque. Ensuite, une exploration de l'effet d'une petite incrémentation sur chaque paramètre d'optimisation, l'un après l'autre, est menée. Si la fonction objectif s'améliore, on remplace le point précédent par le nouveau point, sinon on essaie le cas d'une petite décrémentation et on procède au même test précédent. Si la fonction objectif n'est pas influencée par la variation d'un paramètre donné, on le garde tel qu'il est et on passe séquentiellement à l'effet des autres paramètres d'optimisation [20].

Si après avoir testé tout les paramètres, la fonction objectif s'est améliorée et le point courant s'est déplacé à un nouveau point, on translate celui-ci dans la direction du déplacement par exploration et on cherche le meilleur point correspondant à une meilleure fonction objectif, en utilisant une règle de recherche linéaire. Si cette exploration au voisinage du point courant n'aboutit à aucun changement, on diminue l'incrément (ou le décrétement) et on refait la procédure d'exploration jusqu'à ce que l'incrément des paramètres à optimiser diminue au dessous d'un seuil préalablement défini [20].

I.8.2- Algorithmes d'optimisation stochastiques

Elles sont des méthodes où l'approche de l'optimum est en partie ou entièrement guidée par un processus stochastique. Les procédures purement aléatoires, qui explorent et mémorisent le meilleur élément trouvé en se basant sur une exploration aléatoire de l'espace des solutions possibles, ne sont pas non plus efficaces et robustes. On leur préfère les méthodes dites pseudo aléatoires ; ces méthodes utilisent un choix aléatoire comme outil pour guider une exploration 'intelligente' de l'espace des solutions. Elles présentent un inconvénient majeur ; c'est qu'elles ne peuvent garantir leur convergence que d'une manière asymptotique relativement lente. En revanche, la solution obtenue est une bonne localisation de l'optimum global. Une multitude de variantes de ce type d'algorithmes ont été développées, on trouve principalement :

I.8.2.1- Méthode de Monte-Carlo

C'est une technique d'optimisation purement aléatoire, effectuant une exploration globale de l'espace des solutions faisables [21]. Elle consiste à générer des combinaisons aléatoires des paramètres descriptifs du système en utilisant un tirage de nombres aléatoires. Ensuite, on évalue les performances et les caractéristiques de chaque combinaison, en utilisant un outil d'analyse du dispositif à dimensionner. On trie ensuite la solution qui optimise la fonction objectif et vérifie l'ensemble des contraintes imposées par le cahier de charges à la fois.

Pour obtenir des résultats statistiquement fiables, il est nécessaire d'évaluer un très grand nombre de combinaisons aléatoires, typiquement quelques milliers. Ce nombre est bien sûr d'autant plus grand que le nombre de variables est élevé. Plus le nombre de cas évalués est grand, plus on trouvera des structures de plus en plus optimisées. Car théoriquement, un nombre d'échantillons infini permettrait de trouver la structure optimale globale, en balayant tout l'espace de recherche. Le temps de calcul constitue l'une des faiblesses de ces méthodes dans le cadre de traitement des problèmes d'optimisation. Le grand avantage de cette méthode est sa simplicité, sa capacité de donner des orientations pour étudier des structures intéressantes qui auraient été a priori écartées et son aptitude à trouver des structures que l'on n'aurait pas aussi bien optimisées par d'autres techniques.

I.8.2.2- Méthode de recherche tabou

La méthode de recherche tabou est une technique d'exploration locale combinée avec un certain nombre de règles et de mécanismes permettant à celle-ci de surmonter l'obstacle des optima locaux, tout en évitant de cycloper. Dans une première phase, la méthode de recherche tabou part d'une solution quelconque appartenant à l'ensemble de solutions. Ensuite, l'algorithme explore itérativement l'espace de solutions, afin de choisir le meilleur voisin. Ainsi, l'algorithme évalue la fonction objectif en plusieurs points entourant le point initial et retient le voisin qui améliore la valeur de la fonction objectif, ou au pire celui qui la dégrade le moins. L'originalité de la méthode de recherche tabou, par rapport aux méthodes locales, qui s'arrêtent dès qu'il n'y a plus de voisin permettant d'améliorer la valeur de la fonction objectif, réside dans le fait que l'on retient le meilleur voisin, même si celui-ci est plus mauvais que la solution d'où l'on vient [16]. Ce critère autorisant les dégradations de la fonction objectif évite à l'algorithme d'être piégé dans un minimum local, mais il induit un risque de recherche cyclique. En effet, lorsque l'algorithme a quitté un minimum quelconque par acceptation de la dégradation de la fonction objectif, il peut revenir sur ses pas, à l'itération suivante. Pour régler ce problème, l'algorithme a besoin d'une mémoire pour conserver pendant un moment la trace des dernières meilleures solutions déjà visitées. Ces solutions sont déclarées *tabou*, d'où le nom de la méthode. Celles-ci sont stockées dans une liste de n solutions, appelée *liste tabou* et une nouvelle solution n'est acceptée que si elle n'appartient pas à cette liste. Ce critère d'acceptation d'une nouvelle solution évite les chemins de recherche cyclique de l'algorithme, durant la visite d'un nombre de solutions au moins égal à la longueur de la liste tabou et il dirige l'exploration de la méthode vers des régions du domaine de résolution non encore visitées [16].

I.8.2.3- Algorithme de Metropolis

L'algorithme de Metropolis est un algorithme d'optimisation stochastique, basé sur la recherche de l'optimum en utilisant un processus aléatoire. La méthode consiste à faire évoluer une solution possible du problème de façon aléatoire. A chaque étape d'un processus itératif, on effectuera une petite modification de la solution de façon aléatoire, puis on calculera la fonction objectif, si elle s'améliore par rapport à la solution précédente, on conserve cette nouvelle solution qui va subir à son tour des modifications au cours des cycles suivants [22,23]. Si le nouveau point choisi itinéraire est moins bon que son antécédent, il ne sera pas forcément rejeté. En effet, il peut être conservé comme nouvelle solution à condition qu'il puisse, par un coup de chance, obtenir un tirage au sort favorable. Ça peut être le cas où la variation de la fonction objectif est inférieure à une variable aléatoire positive simulée. Ce système de *rattrapage* d'une solution a priori plus mauvaise constitue la clef de l'algorithme, car il permet au système d'explorer des régions défavorables, mais dont la traversée est nécessaire à l'obtention des solutions finales.

Plusieurs variantes ont été dérivées de cette stratégie de Métropolis. On cite, la méthode du recuit simulé et les algorithmes d'acceptation avec seuil qu'on va exposer dans ce qui suit.

I.8.2.4-Méthode du recuit simulé

Le recuit simulé trouve ses origines dans la thermodynamique. Cette méthode est issue d'un phénomène physique de refroidissement lent d'un corps en fusion, qui le conduit à un état solide, de basse énergie. Il faut abaisser lentement la température, en marquant des paliers suffisamment longs pour que le corps atteigne *l'équilibre thermodynamique* à chaque palier de température. Pour les matériaux, cette basse énergie se manifeste par l'obtention d'une structure régulière, comme dans les cristaux et l'acier.

L'analogie exploitée par le recuit simulé consiste à considérer une fonction objectif à minimiser comme fonction d'énergie et une solution qui peut être considérée comme un état donné de la matière correspondant à la fonction d'énergie. Le recuit simulé exploite généralement le critère défini par l'algorithme de Metropolis pour l'acceptation d'une solution obtenue par perturbation de la solution courante.

Pour une *température* donnée et à partir d'une solution courante, on considère une transformation élémentaire qui changerait la solution actuelle en une solution voisine. Si cette perturbation induit une diminution de la valeur de la fonction objectif, elle est acceptée [22-25]. Dans le cas contraire, la perturbation est acceptée tout de même avec une probabilité bien déterminée. C'est le paramètre de contrôle qui est la *température* du système, qui influe sur la probabilité d'accepter une solution plus mauvaise (pour cela on utilise la distribution de Boltzmann). A une température élevée, la

probabilité d'acceptation d'un mouvement quelconque tend vers l'unité, c'est-à-dire presque tous les changements sont acceptés. L'algorithme équivaut alors à une marche aléatoire dans l'espace des configurations possibles. Ensuite, cette température est diminuée lentement au fur et à mesure du déroulement de l'algorithme pour simuler le processus de refroidissement des matériaux. Cette diminution doit être suffisamment lente pour que l'équilibre thermodynamique soit maintenu. L'efficacité du recuit simulé dépend fortement du choix de ses paramètres de contrôle, dont le réglage reste très empirique.

I.8.2.5- Algorithme d'acceptation avec seuil

Ces algorithmes appelés '*threshold algorithms*' en anglais, sont une variante de la méthode de Metropolis [22,23,26]. La différence se situe au niveau de l'acceptation de dégradation à chaque étape. Dans la méthode du recuit simulé par exemple, cette décision est prise selon le critère de Metropolis. Dans un algorithme d'acceptation avec seuil, une telle décision est prise de manière déterministe. A chaque itération, l'acceptation d'une solution au voisinage se base uniquement sur une fonction auxiliaire et un seuil. En effet, cette nouvelle solution est acceptée si la fonction auxiliaire est inférieure au seuil, tous deux prédéfinis. Ceux-ci peuvent être choisis de nombreuses manières. Dans le cas le plus simple, la fonction auxiliaire est définie en tant que la variation de la fonction objectif. Tandis que, le paramètre de seuil est choisi de manière analogue à la température du recuit simulé : il est initié à une valeur élevée puis décroît progressivement à chaque fois qu'un nombre prédéterminé d'itérations est effectué. Les seuils ainsi générés correspondent à une suite de valeurs positives décroissantes. L'idée est de diminuer petit à petit la chance d'accepter des configurations qui dégradent la fonction de coût. Quand le seuil tend vers 0, l'algorithme réalise une recherche de descente aléatoire. La difficulté essentielle de cette approche se situe au niveau de la détermination des seuils pour une application donnée.

I.8.2.6- Algorithmes évolutifs

Les algorithmes évolutifs englobent une autre classe assez large des méthodes d'optimisation stochastiques. Ces algorithmes sont basés sur le principe du processus d'évolution naturelle. Ils doivent leur nom à l'analogie avec les mécanismes d'évolution des espèces vivantes. Un algorithme évolutif typique est composé de trois éléments essentiels [27-29] :

- 1) une *population* constituée de plusieurs individus représentant des solutions potentielles (configurations) du problème donné ;
- 2) un *mécanisme d'évaluation* de l'adaptation (ou de la fonction objectif à maximiser, *fitness function*) de chaque individu de la population à l'égard de son environnement extérieur ;

3) un *mécanisme d'évolution* composé d'opérateurs permettant d'éliminer certains individus et de produire de nouveaux individus à partir des individus sélectionnés.

Du point de vue opérationnel, un algorithme évolutif typique débute avec une population initiale souvent générée aléatoirement et répète ensuite un cycle d'évolution composé de 3 étapes séquentielles [27-29] :

- 1) évaluer la performance (dite aussi l'adaptation ou la qualité) de chaque individu de la population par l'outil d'analyse du dispositif à optimiser,
- 2) sélectionner une partie des individus et
- 3) produire de nouveaux individus par des recombinaisons d'individus sélectionnés.

Ce processus se termine quand la condition d'arrêt est vérifiée, par exemple, quand un nombre maximum de cycles (générations) ou un nombre maximum d'évaluations est atteint. Selon l'analogie de l'évolution naturelle, la qualité des individus de la population devrait tendre à s'améliorer au fur et à mesure du déroulement du processus. En effet, la production de nouveaux individus dans un algorithme évolutif est basée sur un ensemble d'opérateurs tels que la sélection, la mutation et éventuellement le croisement. La *sélection* a pour objectif de choisir les individus qui vont pouvoir survivre et/ou se reproduire pour transmettre leurs caractéristiques à la génération suivante. Elle est basée généralement sur le principe de conservation des individus les mieux adaptés et d'élimination des moins adaptés. Le *croisement* ou la recombinaison cherche à combiner les caractéristiques des individus parents pour créer des individus enfants avec de nouvelles potentialités dans la génération future. La *mutation* effectue de légères modifications de certains individus.

D'une manière générale, on peut distinguer trois grandes familles d'algorithmes évolutifs : les algorithmes génétiques, la programmation évolutive et les stratégies d'évolution. Ces méthodes se différencient par leur manière de représenter les données et par leur façon de faire évoluer la population d'une génération à l'autre.

I.8.2.6.1- Algorithmes génétiques

Le principe fondamental de ces algorithmes a été exposé par Holland en 1975 [30,35]. Ils s'inspirent du fonctionnement de l'évolution naturelle, notamment la sélection de Darwin et la procréation selon les règles de Mendel. La sélection naturelle que Darwin appelle l'élément 'propulseur' de l'évolution, favorise les individus d'une population qui sont les mieux adaptés à un *environnement* [8,14]. La sélection est suivie de la procréation, réalisée à l'aide de croisements et de mutations au niveau du patrimoine génétique des individus (ou *génotype*), constitué d'un ensemble de gènes. Ainsi deux individus '*parents*', qui se croisent, transmettent une partie de leur patrimoine

génétique à leurs descendants. Le génotype de l'enfant fait que celui-ci est plus au moins bien adapté à l'environnement. S'il est bien adapté, il a une plus grande chance de procréer dans la génération future. Au fur et à mesure des générations, on sélectionne les individus les mieux adaptés et l'augmentation du nombre des individus bien adaptés fait évoluer la population entière. Dans les algorithmes génétiques, on essaie de simuler le processus d'évolution d'une population, en partant d'une population de n solutions du problème représentées par des individus. Cette population choisie aléatoirement est appelée population parent et le degré d'*adaptation* d'un individu à l'environnement est exprimé par la valeur de la fonction objectif (dans un problème de maximisation) que l'individu représente. Dans ce cas, un individu est d'autant mieux adapté à son environnement, que la fonction objectif de la solution qu'il représente est plus grande. Au sein de cette population, intervient alors la *sélection* au hasard d'un ou deux parents, qui produisent une nouvelle solution, à travers les *opérateurs génétiques*, tels que le *croisement* et la *mutation* [8,14,30-35]. La nouvelle population, obtenue par le choix de n individus parmi les populations parent et enfant, représente la nouvelle génération. En itérant ce processus, on produit une population de plus en plus riche en individus mieux adaptés.

I.8.2.6.2- Programmation évolutive

La programmation évolutive a été initialement introduite pour simuler l'intelligence qui est définie sur l'hypothèse suivante : la caractéristique principale de l'intelligence est la capacité d'adaptation comportementale d'un organisme à son environnement [27-29]. Elle s'appuie sur un codage approprié du problème à résoudre et sur les opérations de mutation adaptées au codage [27-29]. Le codage d'un tel algorithme dépend du problème à résoudre. Dans le cas d'un problème d'optimisation dans le domaine des réels par exemple, les individus d'une population seraient des vecteurs de réels. A partir d'un codage donné des paramètres à optimiser d'un problème, une mutation (ou un opérateur d'évolution spécifique) sera définie. Ainsi, l'analogie est forte avec les méthodes de voisinage : une mutation correspond à un mouvement dans un algorithme de voisinage. Un cycle d'évolution typique d'une programmation évolutive est le suivant : chaque configuration de la population courante est copiée dans une nouvelle population [29]; les configurations sont ensuite mutées, conduisant à de nouvelles configurations. L'ensemble des configurations entre ensuite dans une étape de compétition pour survivre dans la génération suivante.

I.8.2.6.3- Stratégies d'évolution

Les stratégies d'évolution (*SE*) sont conçues au départ pour résoudre des problèmes d'optimisation définis sur des espaces continus [27-29]. Dans un algorithme de type (*SE*), les individus sont des vecteurs de réels. Comme la programmation évolutive, les stratégies d'évolution n'utilisent que la mutation et la sélection. L'algorithme le plus simple, noté (1+1)-*SE*, manipule un seul individu. A chaque génération (itération), l'algorithme génère par mutation un individu enfant à partir de l'individu parent et sélectionne l'un ou l'autre pour le conserver dans la population (selon l'adaptation ou la performance de chaque individu). Le processus s'arrête quand la condition d'arrêt est vérifiée, définie souvent par le nombre d'itérations, le temps de calcul et/ou l'écart entre la performance des deux individus meilleurs de deux itérations successives. La mutation dans un tel algorithme est aléatoirement appliquée à tous les composants de l'individu pour produire un enfant de telle sorte qu'un enfant ressemble plus au moins à ses parents. Cet algorithme (1+1)-*SE* se généralise en un algorithme (*m+l*)-*SE* qui signifie que *m* parents génèrent *l* enfants à chaque génération et qu'une sélection ramène ensuite la population de *m+l* individus à *m* individus [27-29].

I.8.2.7 Méthode de bruitage

La méthode de bruitage a été introduite sur des problèmes dont les paramètres à optimiser sont des nombres réels. Elle fait appel à une notion de bruitage de la donnée qui est définie de la façon suivante : la donnée bruitée est produite à partir de la donnée initiale en ajoutant à chacun des réels une composante calculée comme le produit de trois éléments [23] :

- a) une fonction aléatoire à valeurs réparties sur l'intervalle $\{0,1\}$,
- b) un paramètre permettant de contrôler le niveau du bruit,
- c) le plus grand des réels concernés, afin de normaliser le niveau du bruit par rapport à la donnée.

L'exécution de cette méthode comporte plusieurs étapes, chacune consiste à calculer un bruitage de la donnée, puis à effectuer une descente prenant en compte la valeur de la fonction objectif calculée à partir de la donnée bruitée. Le niveau du bruit est décrétement au début de chaque nouvelle étape et la descente s'effectue à partir de la configuration résultant de l'étape précédente. Il existe deux variantes pour le bruitage [23] :

- 1) chaque descente sur la donnée bruitée est suivie par une descente effectuée sur la donnée non bruitée. L'objectif consiste à mieux tenir compte de la donnée réelle lorsqu'un véritable optimum local est alors atteint ;
- 2) la configuration courante est régulièrement remplacée par la meilleure configuration obtenue depuis le début.

I.8.2.8- Méthode de colonie de fourmis

La méthode de colonie de fourmis s'inspire du comportement des colonies de fourmis réelles [16,36]. La méthode se caractérise par la combinaison d'une approche de construction et des mécanismes d'apprentissage fondés sur la mémorisation. Le principe de cette méthode est le suivant : Malgré la vision très limitée de chaque fourmi, une colonie de fourmis parvient à minimiser la longueur du chemin conduisant à une source de nourriture, grâce aux traces chimiques (phéromones) laissées par chacune des fourmis.

Un principe analogue a été utilisé pour traiter des problèmes d'optimisation. La méthode consiste à répéter un algorithme de construction (assimilé à l'action d'une fourmi) dans lequel chacun des choix est déterminé en tenant compte à la fois de la nature aléatoire du mouvement d'une fourmi et des traces laissées par les fourmis précédentes [36].

Ainsi, une fourmi qui a emprunté une arête incite les fourmis suivantes à emprunter cette même arête à leur tour.

I.8.2.9- Méthode des essais de particules

Les algorithmes d'optimisation par essaim de particules ont été introduits en 1995 par Kennedy et Eberhart comme une alternative aux algorithmes génétiques standard [37]. Ces algorithmes sont inspirés des essaims d'insectes (ou des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés [16,37]. En effet, tout comme ces animaux se déplaçant en groupe pour trouver de la nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation. Les individus de l'algorithme sont appelés particules et la population est appelée essaim. Dans cet algorithme, une particule décide de son prochain mouvement en fonction de sa propre expérience, qui est dans ce cas la mémoire de la meilleure position qu'elle a rencontrée et en fonction de son meilleur voisin [37]. Ce voisinage peut être défini spatialement en prenant par exemple la distance euclidienne entre les positions de deux particules ou socio métriquement (position dans l'essaim de l'individu). Les nouvelles vitesse et direction de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin.

I.8.3- Optimisation par interpolation non linéaire

Assez souvent, les outils d'analyse des machines électriques comprennent beaucoup d'équations et de paramètres. Ceux basés sur des hypothèses très simplificatrices, ou des relations empiriques

issues de l'expérience, n'aboutissent pas à des résultats assez précis et/ou ne sont pas souples et génériques.

Tandis que, les modèles les plus souples et les plus précis de ces machines présentent des non linéarités magnétiques et ils sont traités par des méthodes numériques puissantes telle que la méthode des éléments finis. Cela fait que les calculs des performances et des caractéristiques de ces dispositifs consomment un temps machine considérable.

Une interpolation non linéaire des performances des machines électriques en fonction d'un ensemble de paramètres à optimiser peut remplacer les modèles non linéaires des machines qui demandent un temps de calcul énorme. Parmi les méthodes les plus utilisées pour identifier une fonction non linéaire à plusieurs variables, on cite deux techniques de l'intelligence artificielle, à savoir les réseaux de neurones [38,39] et la technique neuro-floue.

L'apprentissage d'un tel ou tel réseau se fait généralement en utilisant une technique de propagation directe et/ou rétro des erreurs au sein du réseaux, pour ajuster ses paramètres afin de minimiser une erreur quadratique globale commise par le réseau sur l'ensemble des échantillons à chaque itération. Les échantillons sont des données sous forme de couples (les entrées qui sont les paramètres à optimiser et la ou les sorties qui sont les performances à optimiser et les contraintes requises) données par le modèle de la machine. Cet ensemble de données doit être diversifié et bien réparti sur l'espace d'exploration afin de garantir la représentativité du modèle de la machine par le réseau de neurones ou neuro-flou.

Une fois l'opération d'apprentissage accomplie, le réseau est prêt à optimiser la CAO de la machine électrique par rapport à une fonction objectif donnée en respectant un ensemble de contraintes définies par un cahier des charges.

I.8.4-Optimisation multi objectif

Dans plusieurs problèmes de CAO optimisée, il est question d'optimiser plusieurs fonctions objectifs à la fois. Une grande famille de méthodes d'optimisation multi objectif a été développée pour cette fin [40-42]. En général, il est rare de tomber sur une solution qui optimise l'ensemble des fonctions objectifs simultanément, ce qui représente une solution idéale pour ce type de problèmes d'optimisation. De ce fait, il faut trouver tout d'abord l'ensemble des solutions qui optimisent le maximum de fonctions objectifs, appelé solutions dominantes ou non dominées, ou encore solutions optimales de Pareto [40]. Ensuite, on doit développer une logique de prise de décision, pour choisir la meilleure solution parmi l'ensemble de Pareto. Selon cette logique de prise de décision basée sur les préférences du concepteur (qui peuvent être fixées a priori, a posteriori ou durant la procédure d'optimisation de façon interactive), on distingue trois approches différentes [40-42]. Pour le

premier cas de préférences, une agrégation des différentes fonctions objectifs en une seule fonction à optimiser, est proposée. Le résultat dépend fortement de la manière d'agrégation des différentes fonctions objectifs (plusieurs méthodes d'agrégations ont été proposées dans la littérature). La deuxième approche est une procédure itérative dans laquelle une logique de prise de décision (décideur) articule progressivement ses préférences sur les différentes fonctions objectifs, au fur et à mesure que le processus d'optimisation avance. L'objectif de cette approche c'est de doter le décideur de plus d'informations concernant les fonctions objectifs afin de choisir la bonne alternative qui se présente. La dernière préférence, consiste à chercher tout d'abord l'ensemble des solutions optimales de type Pareto, puis élire la bonne solution a posteriori. Quant à cette logique de prise de décision, elle peut être une combinaison pondérée linéaire ou non linéaire de l'ensemble des fonctions objectifs, ou un système expert (à base de la logique floue par exemple) qui tient compte de l'importance de chaque fonction objectif ou d'un objectif préprogrammé et prend une décision de préférence vis-à-vis de n'importe quelle solution de Pareto.

I.8.5- Méthodes hybrides et autres

Plusieurs méthodes hybrides ont été développées pour traiter des problèmes d'optimisation. Le mode d'hybridation qui semble être le plus fécond concerne la combinaison entre les méthodes de descente ou de voisinage et les approches d'exploration globale, telles que les techniques d'évolution [16,23]. L'idée essentielle de cette hybridation consiste à exploiter pleinement la puissance de recherche des méthodes d'optimisation locale et de recombinaison des algorithmes explorateurs (évolutifs par exemple) sur une population de solutions. Un tel algorithme applique une ou plusieurs méthodes de voisinage sur les individus de la population pendant un certain nombre d'itérations ou jusqu'à la découverte d'un ensemble d'optima locaux et invoque ensuite un mécanisme de recombinaison pour créer de nouveaux individus. Les algorithmes hybrides sont sans doute parmi les méthodes les plus puissantes. Malheureusement, le temps de calcul nécessaire peut devenir prohibitif à cause du nombre d'individus manipulés dans la population. Une voie pour résoudre ce problème est l'exécution parallèle de ces algorithmes sur des machines parallèles ou sur des systèmes distribués. Un autre algorithme exemplaire de cette hybridation consiste à répéter un processus composé de deux étapes : la construction d'une solution en utilisant un algorithme stochastique (évolutif par exemple), suivie par une descente pour améliorer la solution construite.

Par ailleurs, plusieurs autres méthodes ont été aussi développées pour résoudre des problèmes d'optimisation. On cite principalement [16,23,43] :

- les systèmes immunitaires artificiels ;
- les algorithmes à estimation de distribution ;

- la recherche par dispersion,
- l'optimisation par homogénéisation, ...etc.

I.8.6- Comparaison entre différentes catégories d'algorithmes d'optimisation

En terme d'efficacité, les algorithmes d'optimisation stochastiques présentent les deux avantages incontestables suivants (le premier concerne la nature globale de la solution trouvée ce qui assure sa validité, tandis que le second concerne la rapidité d'obtention d'un code de calcul basé sur ces méthodes) [5,6,44] :

1- les procédés mathématiques sur lesquels reposent ces algorithmes ne nécessitent pas de point de départ physiquement cohérent, car ils évitent naturellement les optimums locaux. En pratique, cela veut dire pour le dimensionnement que l'on peut se passer d'une procédure d'initialisation élaborée et reposant sur la physique du problème ; un simple (et rapide) tirage aléatoire des paramètres initiaux peut éventuellement convenir, sans compromettre la convergence de l'algorithme ou buter sur un optimum local ;

2- ces méthodes sont directes, c'est-à-dire aucun calcul supplémentaire et aucune hypothèse particulière sur la nature mathématique du modèle ne sont nécessaires (en dehors des évaluations des différentes combinaisons des paramètres descriptifs de la structure) ; ainsi l'élaboration d'un logiciel reposant sur ces techniques d'optimisation n'impose que la programmation du modèle et de l'algorithme, ce qui rend cette élaboration a priori assez rapide.

Cependant, le principal inconvénient qui limite l'efficacité des algorithmes d'optimisation stochastiques, concerne leur rapidité d'obtention d'une solution. En effet, ces méthodes convergent lentement et nécessitent un grand nombre d'itérations pour converger asymptotiquement à un optimum global. Cela signifie qu'une fois le logiciel programmé, les méthodes de dimensionnement utilisant ces algorithmes sont plutôt lentes dans l'obtention d'une solution, surtout si elles sont liées à des modèles numériques, qui eux-mêmes consomment un temps de calcul relativement énorme. De plus, comme ces méthodes n'utilisent pas de critères rigoureux de convergence, il est très difficile de savoir avec quelle précision relative l'optimum global est atteint.

D'autre part, les algorithmes déterministes comprennent deux familles, l'une est constituée des méthodes de descente et l'autre des méthodes d'exploration. La première catégorie de ces algorithmes orientent leur recherche de l'optimum à l'aide d'une information mathématique : la valeur des dérivées partielles de la fonction objectif. Ainsi, l'algorithme descend en 'plongeant' rapidement vers l'optimum le plus proche. D'une manière générale, ces algorithmes possèdent les trois inconvénients suivants, qui sont à mettre en parallèle avec les avantages des méthodes stochastiques [6,44] :

1- ces algorithmes nécessitent le calcul de toutes les dérivées partielles de la fonction objectif en fonction de tous les paramètres dont elle dépend ; ils imposent donc un temps de calcul et des développements importants pour chaque problème ;

2- ces algorithmes peuvent converger vers des optimums locaux, ce qui impose de bien choisir le point initial et donc de développer une procédure dédiée à ce travail ; pour confirmer le résultat, il est nécessaire de réaliser plusieurs optimisations avec plusieurs points initiaux pour trouver l'optimum global ;

3- ces algorithmes sont applicables dans des espaces continus ; ils ne permettent donc pas de tenir compte directement d'éventuels paramètres discrets tels que le nombre de paires de pôles, d'encoches et de spires, d'une machine électrique.

En revanche, les méthodes de descente présentent les deux avantages intéressants qui suivent [5,6,44] :

1- elles convergent rapidement et ce d'autant plus que l'on dispose d'une expression symbolique exacte des dérivées partielles, ce qui est théoriquement possible en général ; ainsi, une fois l'algorithme est programmé, elles sont extrêmement rapides dans la recherche d'une solution locale;

2- elles possèdent des critères de convergence exacts et on peut choisir la précision avec laquelle un optimum est atteint ; ceci permet d'obtenir de bonnes solutions en ajustant la précision de convergence.

I.8.7- Comparaison entre différents outils de CAO optimisée

Le dimensionnement par optimisation, peut être effectué selon quatre procédures différentes [5,6] :

1- Dimensionnement optimisé d'une structure en utilisant un modèle numérique associé à un algorithme déterministe : Ce genre d'approches est très lourd car il faut évaluer les dérivées partielles numériquement ; l'approche est très coûteuse en terme de temps de calcul et la convergence n'est pas toujours facile surtout si l'on veut prendre en compte beaucoup de paramètres. De plus, le temps de développement est long car il n'existe pas d'outils génériques qui formalisent cette approche. La méthode semble donc assez peu efficace, car :

a- elle demande beaucoup d'investissement en temps de développement ; d'autre part, il faut développer une procédure pour trouver un point initial et programmer le logiciel (ou établir un code de calcul) qui lie un algorithme du gradient à un modèle numérique ;

b- le temps d'obtention de la solution est long du fait du nombre de calculs numériques à effectuer et ce d'autant plus que l'on veut obtenir une solution globale et plus précise ;

c- la qualité de la solution n'est pas toujours satisfaisante car le modèle ne tient pas compte de tous les phénomènes physiques, donc toutes les contraintes n'interagissent pas ensemble ; par exemple on peut trouver une machine électrique optimale de point de vue rendement ou facteur de puissance, mais dont les échauffements sont excessifs et ne respectent pas les contraintes thermiques, si la modélisation thermique n'intervient pas.

2- Dimensionnement optimisé d'une structure en utilisant un modèle numérique associé à un algorithme stochastique : Cette approche est moins lourde que la précédente en terme de temps de développement et de calcul, car elle ne nécessite pas le calcul des dérivées partielles. Ainsi, on peut utiliser facilement un outil générique déjà existant pour la modélisation numérique et le lier à un algorithme d'optimisation disponible dans des bibliothèques de procédures déjà programmées, ce qui permet de réduire les temps de développement. Ceci étant, il reste à signaler les inconvénients suivants :

a- le temps de calcul reste toujours long à cause du nombre important d'analyses par le modèle numérique surtout si l'on considère beaucoup de paramètres ;

b- la précision de la solution est incertaine à cause de la nature de la méthode d'optimisation et il est difficile de prendre en compte la diversité physique des contraintes.

3- Dimensionnement optimisé d'une structure en utilisant un modèle analytique associé à un algorithme stochastique : Cette approche permet d'utiliser un modèle décrivant le système dans sa globalité ce qui permet de tenir compte de toutes les contraintes du cahier des charges simultanément. Le temps de développement est essentiellement limité par l'obtention d'un modèle analytique complet du système à dimensionner, tâche qui doit être répétée pour chaque nouvelle structure. De plus, l'utilisation des algorithmes stochastiques demande beaucoup d'analyses par le modèle dans la recherche d'une solution ; la convergence reste donc longue même si elle est plus courte qu'avec les modèles numériques, ce qui autorise à tenir compte de plus de paramètres. L'efficacité est donc améliorée à la fois en temps de calcul et au niveau de la cohérence de la solution avec les contraintes du cahier des charges.

4- Dimensionnement optimisé d'une structure en utilisant un modèle analytique associé à un algorithme déterministe : Dans cette approche, le temps de développement concerne surtout, outre l'obtention du modèle, le calcul de toutes les dérivées partielles. Lorsque le problème est grand (ce qui est nécessairement le cas si on veut modéliser tous les phénomènes physiques d'un système), le nombre de dérivées partielles devient extrêmement important. On peut surmonter ce problème, en renonçant à l'expression symbolique des dérivées partielles et les calculer numériquement, mais cela limite la rapidité d'obtention des solutions et surtout crée des problèmes numériques qui empêchent parfois la convergence ; au total la méthode serait plutôt lente et imprécise. Ou bien, on

automatise le calcul des dérivées partielles à l'aide d'un logiciel de calcul symbolique. On dispose alors des dérivées partielles exactes, ce qui permet d'utiliser toute la puissance des algorithmes déterministes de descente (c'est-à-dire la rapidité et la précision de convergence). De plus ces opérations mathématiques ne dépendent pas de la nature physique des équations et elles ont donc un caractère générique.

En résumé, les méthodes d'exploration traditionnelles, déterministes ou énumératives, ne sont pas efficaces pour tout type de problème. Lorsqu'on veut résoudre un problème difficile, dès que la dimension du problème est grande, ces méthodes peuvent avoir des temps de calcul déraisonnables et/ou convergent à un minimum local. On a alors recours aux méthodes stochastiques, ou aux méthodes hybrides pour remédier surtout au problème de piégeage dans un minimum local.

On conclut aussi, que c'est l'approche regroupant les modèles analytiques et les méthodes déterministes de descente combinées aux méthodes stochastiques (méthodes hybrides), qui se montre la plus efficace car [5],[6] :

- 1- le temps de développement est limité à l'obtention d'un modèle analytique de la structure, le reste des développements informatiques étant pris en charge automatiquement par des procédures qu'on peut trouver dans la bibliothèque de la majorité des compilateurs ou des logiciels de calcul mathématique en général ;
- 2- la qualité de la solution dépend essentiellement de celle de la modélisation qui doit être la plus large et la plus précise que possible pour tenir compte correctement de tous les phénomènes physiques.

En ce qui concerne, les limites de cette approche, elles sont celles des modèles analytiques et des algorithmes de descente, à savoir [5],[6] :

- 1- il est nécessaire de pouvoir décrire tout le système par un modèle analytique et ceci n'est pas toujours aisé ;
- 2- il faut disposer d'une variété assez diversifiée de points de départ, ce qui est réalisable en utilisant des algorithmes stochastiques par exemple ;
- 3- l'algorithme de descente peut être piégé dans un optimum relatif et il ne sait pas gérer les paramètres discrets (on peut par exemple converger vers une solution où le nombre de pôles d'une machine électrique vaut un nombre non entier). L'une des solutions qui permet de pallier ce problème, consiste à commencer l'optimisation avec des méthodes stochastiques qui gèrent les paramètres discrets et évitent les extremums relatifs puis de finir avec une méthode déterministe de descente en fixant les paramètres discrets ; on y perdrait en temps de calcul mais on y gagnerait en précision de la solution.

I.9- CONCLUSION

On a procédé dans ce chapitre à une description du processus de conception qu'on a décomposé en deux étapes, la définition d'une structure et son dimensionnement. On a passé en revue les principales méthodes (permettant le dimensionnement optimisé d'une structure donnée), qui sont constituées d'un outil d'analyse et d'un algorithme d'optimisation. On a aussi présenté d'une part, les deux types d'outil d'analyse (les modèles analytiques et les modèles numériques) et d'une autre part les différents algorithmes d'optimisation (méthodes déterministes, stochastiques et hybrides) utilisées pour établir un outil de la CAO optimisée des dispositifs électrotechniques de façon générale. On a également présenté une comparaison des différentes méthodologies de dimensionnement utilisant une procédure d'optimisation déterministe ou stochastique basée sur des modèles analytiques ou numériques.

Ce chapitre, plutôt abstrait, représente finalement l'état d'art de la CAO optimisée des dispositifs de façon générale. Les deux chapitres suivants de ce travail de thèse, feront l'objet de modélisations analytique et numérique, respectivement, d'une structure spéciale des machines électriques, à savoir le moteur linéaire à induction qu'on va prendre comme exemple d'application dans le reste de ce travail. L'objectif final c'est d'établir une CAO optimisée de cet actionneur en utilisant quelques méthodes d'optimisation appartenant aux différentes catégories précitées.

CHAPITRE II MODELISATION ANALYTIQUE 2D EN VUE DE LA CAO OPTIMISEE DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

II.1- INTRODUCTION

La modélisation analytique régit par le biais d'équations physiques et analytiques le fonctionnement des machines électriques. Un modèle analytique est obtenu en se basant sur un ensemble d'hypothèses simplificatrices sur la structure du dispositif et ses propriétés physiques. Plusieurs corrections peuvent être introduites par la suite sous forme de calculs itérés ou de facteurs correcteurs, pour tenir compte des phénomènes ou des simplifications grossières qui ont été admises au début. En introduisant ces facteurs de correction, on peut rendre le modèle analytique de plus en plus performant et représentatif.

Une très longue expérience est entre nos mains de nos jours, en ce qui concerne la modélisation analytique des différents types de machines électriques. En effet, il existe une littérature très riche concernant ce type de modélisation, englobant une expérience de plus d'un siècle et demi de recherche, d'expérimentation et de savoir faire.

On se limite dans ce chapitre à la présentation d'une modélisation analytique du moteur linéaire à simple induction, qu'on a pris comme exemple d'application dans ce travail. On rappelle tout d'abord le principe de fonctionnement de cette machine spéciale. Ensuite, on présente brièvement les différentes méthodes utilisées pour modéliser analytiquement ce type d'actionneurs électromécaniques.

La méthode des couches semble être la plus utilisée pour modéliser analytiquement le moteur linéaire à induction. On la présentera en détail et on l'utilisera pour déterminer les caractéristiques électromécaniques de ce moteur en se basant sur un schéma équivalent monophasé et établir un outil d'analyse 2D en vue d'une CAO optimisée du moteur linéaire à induction. Les résultats de simulation obtenus par un code de calcul établi seront validés en les comparant avec des résultats expérimentaux et de simulation extraits d'autres travaux.

II.2- PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

Les différents types des moteurs linéaires correspondent exactement aux différents moteurs rotatifs du moment que la machine linéaire n'est qu'une machine cylindrique développée. Tout comme pour les moteurs rotatifs, le moteur linéaire à induction est le plus utilisé parmi les

différents types des moteurs linéaires [45,46]. On utilise généralement les termes primaire et secondaire pour désigner inducteur et induit, au lieu de stator et rotor respectivement.

D'autre part, le moteur linéaire à simple induction (qui est une variante du moteur linéaire à induction couramment utilisée en pratique), fonctionne suivant le même principe que le moteur asynchrone dont le rotor et le stator auraient été développés le long de l'entrefer [45].

Le schéma de la figure (II.1) représente un moteur linéaire à simple induction, où le déplacement de l'induit (ou l'inducteur) s'effectue selon l'axe longitudinal (OX) à une vitesse mécanique V [47].

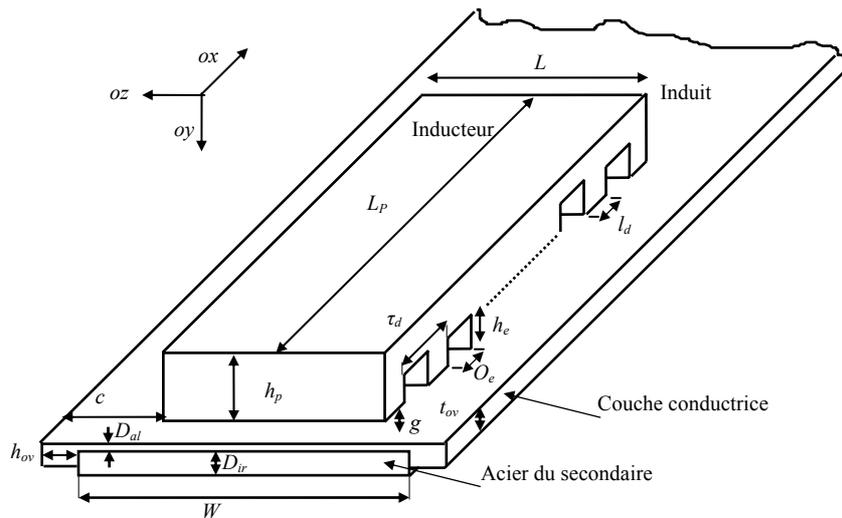


Figure II.1 Structure d'un moteur linéaire à simple induction

Les enroulements inducteurs du primaire (la conception électrique des enroulements d'excitation des moteurs linéaires et rotatifs est semblable sinon assez voisine) dont la partie active est placée suivant l'axe transversal (OZ), sont logés dans les encoches du primaire et parcourus par des courants circulant aussi dans la direction transversale (OZ). Ceux-ci créent une induction principale dirigée suivant l'axe normal (OY). Si ce bobinage, convenablement réparti, est alimenté par une source polyphasée (ou plus particulièrement triphasée) de pulsation ω , l'induction magnétique principale et la force magnétomotrice se propagent suivant l'axe longitudinal (OX) sous la forme d'une onde se déplaçant à la vitesse linéaire [45] :

$$V_s = \omega k^{-1} = 2\tau f = \lambda f \quad (\text{II.1})$$

Le flux magnétique correspondant traverse l'entrefer et engendre dans l'induit des forces électromotrices et des courants. Le flux magnétique créé par ces courants glisse par rapport à l'inducteur et à l'induit, mais reste immobile par rapport au flux principal. L'interaction de ces deux flux crée une poussée linéaire. L'induit (ou l'inducteur) est donc entraîné à la poursuite (en sens

inverse) du champ glissant. Alors, le principe élémentaire de fonctionnement est similaire à celui d'une machine à induction tournante, qui est basé sur un couplage magnétique asynchrone.

Malgré cette analogie élémentaire développée entre les deux machines, il n'en est généralement pas de même de celle de l'induit. En effet, celui-ci est généralement composé d'une couche d'acier ferromagnétique sur laquelle est appliquée une plaque conductrice de largeur ($W+h_{ov}=2c+L$) et d'épaisseur (D_{al}) dont une partie, qui se trouve entièrement dans le champ principal, est le siège de courants induits. On peut donc la comparer à la partie droite, active, des enroulements rotoriques des moteurs rotatifs. Les deux bandes latérales de largeur (c), situées de part et d'autre de cette partie active, donc hors du champ principal, jouent le rôle de circuits de fermeture pour les courants induits, remplissant ainsi une fonction similaire à celle des têtes de bobines des enroulements classiques ou à celle des deux bagues court-circuitées de la cage d'écureuil. On peut donc, en une première approximation, considérer l'induit du moteur linéaire à simple induction comme étant le développement plan d'un rotor à cage ayant un nombre infini de barreaux d'épaisseur arbitrairement petite [45,46].

II.3- MODELISATION DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

Les performances du moteur linéaire à induction diffèrent de celles de son homologue rotatif, à cause des effets d'extrémités qui se produisent à l'entrée et à la sortie du primaire ou du secondaire et qui altèrent considérablement les performances de ce type de moteurs par rapport à ceux du moteur cylindrique [45-47].

Les problèmes associés aux moteurs linéaires à induction sont relativement difficiles à analyser. Plusieurs techniques ont été développées, pour cette fin. Elles peuvent être regroupées en deux familles : les méthodes analytiques et les méthodes numériques.

Toutes ces méthodes (quelles soient analytiques ou numériques) partent d'une formulation de champs électromagnétiques issue des équations de Maxwell. Celles-ci régissent tous les phénomènes électromagnétiques, au sein des dispositifs électromagnétiques de façon générale et du moteur linéaire à induction en particulier.

II.3.1- Modélisation du moteur linéaire à induction par les équations de champ

Le problème de l'analyse des champs électromagnétiques au sein du moteur linéaire à induction se pose de façon fondamentale en terme des équations de Maxwell qui gouvernent tous les phénomènes électromagnétiques.

Dans la gamme des fréquences de fonctionnement des dispositifs électrotechniques classiques, notamment le moteur linéaire, on peut ignorer l'effet des courants de déplacement et les

phénomènes électrostatiques. De plus, en négligeant l'aimantation rémanente dans les parties ferromagnétiques du moteur et en considérant que les tôles magnétiques du moteur linéaire à induction sont isotropes, les équations de Maxwell et les relations constitutives des milieux constituant cet actionneur, s'écrivent sous la forme suivante [4,21,48,49] :

$$\begin{aligned}
 R\vec{\partial}t\vec{H} &= \vec{J}_c & a) \\
 R\vec{\partial}t\vec{E} &= -\frac{\partial\vec{B}}{\partial t} & b) \\
 Div\vec{B} &= 0 & c) \\
 Div\varepsilon\vec{E} &= \rho_c & d) \\
 \vec{B} &= \mu\vec{H} = \frac{1}{\nu}\vec{H} & e) \\
 \vec{J}_c &= \sigma\vec{E} & f)
 \end{aligned} \tag{II.2}$$

Les deux premières équations de (II.2) expriment le couplage entre les phénomènes électriques et magnétiques, tandis que la troisième et la quatrième équations reflètent la conservation du flux magnétique et les charges électriques de conduction respectivement. De même, les deux dernières équations de (II.2) représentent les propriétés des matériaux magnétiques et la loi d'Ohm généralisée respectivement.

D'autre part, les équations (b) et (c) de (II.2), nous permettent de définir respectivement un potentiel scalaire électrique ϕ et un potentiel vecteur magnétique \vec{A} tels que :

$$\begin{aligned}
 \vec{B} &= R\vec{\partial}t\vec{A} \\
 \vec{E} + \frac{\partial\vec{A}}{\partial t} &= -Gr\vec{a}d\phi
 \end{aligned} \tag{II.3}$$

En présence des pièces en mouvement, la densité des courants de conduction s'écrit sous la forme suivante :

$$\vec{J}_c = \vec{J}_{ex} - \sigma \frac{\partial\vec{A}}{\partial t} - \sigma Gr\vec{a}d\phi + \sigma\vec{V} \wedge \vec{B} \tag{II.4}$$

Cette densité de courants est la superposition de quatre termes représentant respectivement :

- Les courants imposés par la source alimentant l'enroulement du primaire du moteur linéaire à induction.
- Les courants de Foucault induits par la variation temporelle de l'induction dans les zones conductrices de l'induit et de l'inducteur du moteur.

- Un terme dû au potentiel électrique qui entre en jeu, puisque le flux magnétique n'est pas défini de façon univoque en fonction du potentiel vecteur magnétique seulement.
- Les courants induits par un mouvement mécanique relatif éventuel, entre une pièce conductrice et les lignes du champ magnétique défini dans le référentiel de l'étude.

Les équations précédentes peuvent être combinées pour aboutir à l'équation globale suivante [4,46,49] :

$$R\vec{\partial}t\left(\frac{1}{\mu}R\vec{\partial}t\vec{A}\right) = \vec{J}_{ex} - \sigma\left(\frac{\partial\vec{A}}{\partial t} + \text{Grad}\phi - \vec{V} \wedge R\vec{\partial}t\vec{A}\right) \quad (\text{II.5})$$

Cette équation permet d'analyser les champs électromagnétiques dans un dispositif électromagnétique alimenté en courant de façon générale et dans le moteur linéaire à induction en particulier. Notons que le potentiel vecteur magnétique n'est pas unique, en effet la première équation de (II.3) montre que celui-ci dérive d'un rotationnel. Une infinité de solutions se présentent et elles diffèrent les unes des autres d'un gradient. La jauge de Coulomb est souvent utilisée pour garantir l'unicité de la solution [4,46,49] :

$$\text{Div}\vec{A} = 0 \quad (\text{II.6})$$

II.3.2- Mise en équation dans l'hypothèse bidimensionnelle

Généralement, un dispositif électromagnétique comporte plusieurs matériaux, dont certains ont des caractéristiques non linéaires. Par ailleurs, les phénomènes électromagnétiques varient fortement au sein de la structure. C'est pourquoi, une analyse de la structure complète en trois dimensions (3D) s'avère fastidieuse et coûteuse en terme de temps de calcul. D'autre part, l'analyse à une dimension (1D) est peu représentative. L'emploi des modèles 2D est particulièrement simple et efficace et son choix est réaliste.

Si on néglige l'effet des courants induits dirigés suivant (OX) qui se referment dans la partie active de l'induit, l'effet de la partie frontale de l'enroulement du primaire et l'effet de la longueur transversale finie d'un moteur linéaire à induction, on peut écrire :

$$\vec{J}_c = J_c \vec{k} \text{ et } \vec{A} = \vec{A}_z(x, y) = A \vec{k} \quad (\text{II.7})$$

Dans ce cas, la densité des courants d'excitation et le vecteur potentiel magnétique sont perpendiculaires à la section longitudinale du moteur linéaire à induction, qui représente le plan de l'étude et dans lequel circule le flux magnétique. De plus, le vecteur potentiel \vec{A} n'a qu'une seule composante suivant (OZ) qui ne dépend pas de la troisième dimension (z) et la condition de la jauge de Coulomb est naturellement vérifiée dans ce cas.

D'autres part la contribution du terme ($\vec{Grad}\phi$) dans les courants induits, dans cette hypothèse peut être négligée à cause de la symétrie de la répartition de ces courants dans les appareils à induction de façon générale [50]. Dans ces conditions, l'équation vectorielle (II.5) projetée sur les axes de coordonnées, donne naissance à la formulation analytique suivante [46,51] :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial A}{\partial y} \right) = -J_{ex} + \sigma \left(\frac{\partial A}{\partial t} + V \frac{\partial A}{\partial x} \right) \quad (II.8)$$

Plusieurs corrections ont été proposées dans un but de prendre en considération les effets tridimensionnels dans une modélisation 2D du moteur linéaire à induction, tels que l'effet de bords dû à la longueur transversale finie du moteur, à la partie frontale de l'enroulement du primaire d'une part et l'effet des courants qui se referment dans la partie active de l'induit, d'une autre part.

II.3.3- Modèle évolutif et régime harmonique

Dans le cas du modèle évolutif (appelé aussi modèle magnétodynamique pas à pas dans le temps), les phénomènes électromagnétiques sont couplés par la présence des courants de Foucault. En effet, dans l'équation (II.5) le caractère dynamique des phénomènes électromagnétiques est traduit par le terme $\sigma \left(\frac{\partial \vec{A}}{\partial t} - \vec{V} \wedge R \vec{\partial t} \vec{A} \right)$, qui représente les courants induits. Dans ces conditions, il s'agit de déterminer la distribution spatiotemporelle des champs électromagnétiques au sein du moteur linéaire à induction. Ainsi, ce modèle est susceptible de fournir l'évolution des champs électromagnétiques dans le temps et dans l'espace, mais il exige des temps de calcul importants, surtout en présence de la saturation.

Le traitement de ce modèle est à écarter quand il s'agit d'établir un outil de CAO optimisée, mais il peut être utilisé dans la phase finale de l'analyse et/ou de la conception du dispositif étudié.

D'autre part, l'utilisation du modèle harmonique (appelé aussi modèle magnétodynamique complexe) permet de s'affranchir de la contrainte de temps, en supposant que les courants de la source d'alimentation sont purement sinusoïdaux et les champs électromagnétiques varient aussi de façon sinusoïdale. Dans ces conditions, on utilise la représentation de Fresnel [4,46,49,51], en 2D on a :

$$\begin{aligned} \vec{J}_{ex} &= J_{ex} \exp[j(\omega t + \varphi)] \\ \frac{\partial \vec{A}}{\partial t} &= js\omega \vec{A} \end{aligned} \quad (II.9)$$

Où s est le glissement relatif de la vitesse par rapport au champ glissant.

De ce fait, l'équation (II.5) devient [4,46,49,51] :

$$R\vec{\partial}t\left(\frac{1}{\mu}R\vec{\partial}t\vec{A}\right) = \vec{J}_{ex} - \sigma(js\omega\vec{A} - \vec{V} \wedge R\vec{\partial}t\vec{A}) \quad (\text{II.10})$$

Projetée sur l'axe transversal (OZ), cette équation prend la forme analytique suivante en 2D :

$$\frac{\partial}{\partial x}\left(\frac{1}{\mu}\frac{\partial A}{\partial x}\right) + \frac{\partial}{\partial y}\left(\frac{1}{\mu}\frac{\partial A}{\partial y}\right) = -J_{ex} + j\sigma s\omega A + \sigma V \frac{\partial A}{\partial x} \quad (\text{II.11})$$

II.4- MODELISATION ANALYTIQUE DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

Plusieurs méthodes analytiques ont été développées afin de modéliser le moteur linéaire à induction. On cite principalement la méthode directe, la méthode des couches et la méthode des séries de Fourier [46,50-52]. Ces méthodes, une par une ou combinées, ont permis de traiter les problèmes de champs à 1D, 2D et 3D au sein des moteurs linéaires à induction [53]. On présentera brièvement ces trois familles différentes de méthodes et on détaillera la méthode des couches qui est la plus utilisée, notamment celle à 2D qui semble être adaptée à l'établissement d'un outil d'analyse dédié à la CAO optimisée du moteur en question.

II.4.1- Méthode directe

Cette méthode compte de considérables simplifications, elle a été utilisée pour déterminer la répartition de l'induction dans l'entrefer et la couche conductrice de l'induit, en ramenant le modèle de champ du moteur linéaire à induction à un problème à une dimension (1D). Elle a permis, entre autres, de caractériser les effets d'extrémités dans ce type de moteurs.

En effet, des tentatives d'analyse des effets d'extrémités dans les moteurs linéaires à induction ont mené les chercheurs, chargés de la conception, à utiliser cette méthode directe qui donne la répartition de l'induction dans l'entrefer de ces moteurs, en simplifiant largement l'équation tridimensionnelle (II.5) issue des équations de Maxwell.

Pour la machine représentée dans la figure (II.1), l'équation (II.10) peut être simplifiée en supposant que [46,54] :

- seule la composante H_y existe dans l'entrefer et la partie conductrice du secondaire ;
- la perméabilité de l'acier ferromagnétique du primaire et du secondaire est infinie ;
- seule la composante des courants induits suivant l'axe (OZ) existe dans la partie active de la couche conductrice du secondaire du moteur ;
- les courants induits suivant l'axe (OX) circulent dans la partie de la couche conductrice située de part et d'autre de la partie active ;

- en régime permanent, si la source d'alimentation est sinusoïdale, la dérivée par rapport au temps $\partial/\partial t$, est remplacée par $j\omega$;
- et les courants alimentant le primaire sont représentés par une nappe d'une densité de courant exprimée par :

$$j_{ex} = \text{Re} \left\{ J_{ex} \exp \left[j \left(\omega t - \frac{\pi x}{\tau} \right) \right] \right\} \quad (\text{II.12})$$

Dans ces conditions, l'équation (II.10) devient [46,54] :

$$\frac{\partial^2 B_y}{\partial x^2} - j \frac{\mu_0 \sigma \omega s}{g} B_y = \frac{\mu_0}{g} \frac{\partial j_{ex}}{\partial x} \quad (\text{II.13})$$

En régime permanent, la solution de cette équation est donnée par :

$$B_y = \text{Re} \left[B_s \exp \left\{ j \left(\omega t - \frac{\pi x}{\tau} \right) \right\} + B_1 \exp \left(\frac{-x}{\alpha_1} \right) \exp \left\{ j \left(\omega t - \frac{\pi x}{\tau_e} \right) \right\} + B_2 \exp \left(\frac{x}{\alpha_2} \right) \exp \left\{ j \left(\omega t + \frac{\pi x}{\tau_e} \right) \right\} \right] \quad (\text{II.14})$$

où α_1, α_2 et τ_e sont des fonctions de V, σ et g . Les constantes B_s, B_1 et B_2 peuvent être déduites à partir des conditions aux limites.

Bien que ce résultat compte de considérables simplifications, il présente une vue perspicace du fonctionnement du MLSI. Le premier terme de l'équation (II.14) est un champ principal glissant qui se propage dans le sens inverse de mouvement du primaire (ou bien le sens inverse du mouvement du primaire) et correspond au champ tournant dans l'entrefer d'une machine cylindrique à induction. Le second terme est l'induction magnétique due à l'effet de l'extrémité d'entrée du MLSI. Cette onde se propage le long de l'axe (OX) dans la direction de propagation du champ principal. Enfin, le troisième terme représente l'induction magnétique due à l'effet de l'extrémité de sortie du MLSI, cette onde se propage suivant l'axe (OX) dans la direction inverse du déplacement du champ fondamental. Ces deux ondes sont des harmoniques d'espace de l'induction principale dans l'entrefer des moteurs linéaires à induction. Elles sont la cause principale de l'atténuation des performances de ce type de moteurs par rapport à celles des moteurs rotatifs à induction.

En général, α_1 est plus grand que α_2 et l'onde due à l'entrée génère un effet plus large sur les performances du moteur linéaire à induction que celui de l'onde de sortie [46]. De plus, pour les grandes vitesses du primaire α_1 devient grand et les deux ondes prépondérantes sont de plus en plus antagonistes et de même module (résultat de la conservation du flux inducteur). Elles se propagent ensemble sur toute la longueur du primaire. C'est pourquoi les performances du MLSI se trouvent

sérieusement affectées pour les grandes vitesses. Ces effets sont également plus prononcés pour les petits glissements, car dans ce cas $\tau_e \cong (1-s)\tau \cong \tau$ et les deux ondes se compensent entre elles de plus en plus le long de la longueur du primaire.

D'autres travaux ont utilisé cette même approche de calcul à une dimension et ont pu inclure l'effet de bords dû principalement aux courants induits qui se referment dans la partie active du secondaire et à la longueur transversale finie du moteur et considérer une perméabilité finie de la carcasse magnétique. L'extension de cette méthode, pour prendre en compte les effets à deux et à trois dimensions, a été menée aussi avec succès dans plusieurs travaux [46].

II.4.2- Méthode des couches

Généralement, le moteur linéaire à induction possède un entrefer assez grand par rapport à son homologue rotatif (à cause de la contrainte mécanique due aux problèmes de guidage du mouvement). C'est pourquoi, l'hypothèse stipulant que le champ magnétique H est uniforme à travers l'entrefer s'avère peu réaliste. En plus, ce type de moteurs comporte un secondaire constitué d'une plaque en aluminium et d'une couche d'acier ferromagnétique, en général. Par conséquent, la distribution des courants induits dans le secondaire doit être prise en compte afin d'obtenir des résultats précis.

Pour cette fin, une approche d'analyse dite méthode de couches a été développée [46,52,55-57]. Elle consiste à diviser le MLSI en couches comme le montre la figure (II.2), ensuite à calculer la distribution de l'induction magnétique.

Dans l'hypothèse (2D), les champs sont supposés invariants dans la direction transversale (OZ) et les courants induits dans le secondaire circulent suivant la même direction. Néanmoins, dans un moteur linéaire à induction comprenant une couche conductrice dans le secondaire, les courants induits ont une composante suivant la direction longitudinale qui correspond à la direction du mouvement (OX). L'effet de ces courants est pris en compte en ajustant la résistivité des parties conductrices de l'induit par des facteurs correcteurs. De plus, l'effet d'encoche peut être pris en compte en augmentant l'entrefer par le coefficient de Carter et les enroulements de l'inducteur sont présentés par une nappe de courant infiniment mince, déposée sur la surface entre le primaire et l'entrefer.

L'inconvénient inhérent de la méthode des couches, appliquée à l'analyse des champs électromagnétiques au sein d'un moteur linéaire à induction, est la difficulté de prendre en compte l'effet des dimensions transversale et longitudinale finies de l'acier du primaire.

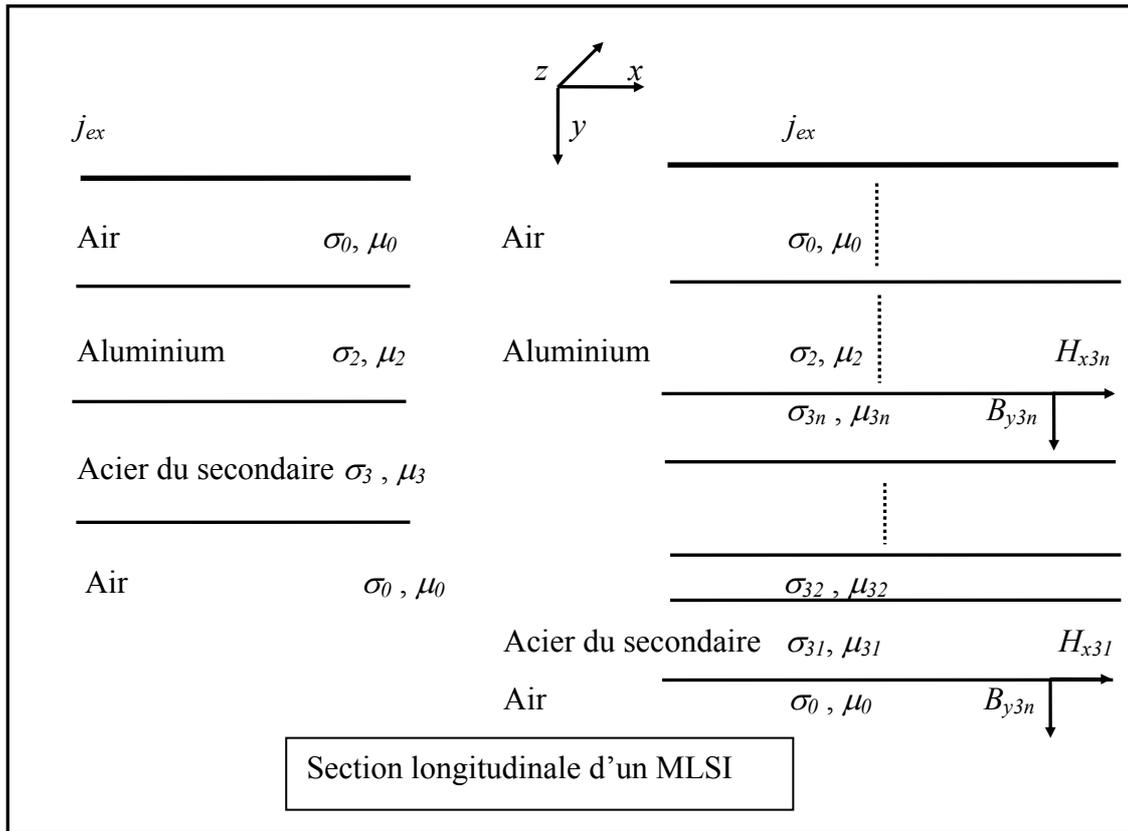


Figure II.2 Schéma de base de la méthode des couches appliquée à un moteur linéaire à simple induction

La figure (II.2) montre la disposition des couches dans un moteur linéaire à simple induction alimenté par une source de courant sinusoïdal tel que :

$$j_{ex} = \text{Re} \{ J_{ex} \exp [j(\omega t - kx)] \} \quad (\text{II.15})$$

Les valeurs de B_y et H_x de la figure (II.2) sont celles de l'interface entre les différentes couches, qui doivent vérifier les conditions de passage entre deux milieux. Pour la $n^{\text{ième}}$ couche et en supposant que les champs sont sinusoïdaux et ont une fréquence ω_n , on peut réduire (II.10) à l'équation suivante :

$$\frac{\partial^2 B_y}{\partial y^2} = \gamma_n^2 B_y \quad (\text{II.16})$$

Où :

$$\gamma_n = (k^2 + j\mu_n \sigma_n \omega_n)^{1/2} \quad (\text{II.17})$$

Tels que $k=2\pi/\lambda$, μ_n est la perméabilité de la $n^{\text{ième}}$ couche, $\omega_n=s_n\omega$ et s_n est le glissement de la $n^{\text{ième}}$ couche.

Dans l'équation (II.16), B_y est le module complexe de l'induction magnétique normale b_y , telle que :

$$b_y = \text{Re} \left\{ B_y \exp \left[j(\omega t - kx) \right] \right\} \quad (\text{II.18})$$

La solution de (II.16) est de la forme :

$$B_y = A_1 \cosh \gamma_n y + B_1 \sinh \gamma_n y \quad (\text{II.19})$$

Où A_1 et B_1 dépendent des conditions aux limites et des conditions de passage entre les différentes couches.

Puisque le flux est conservatif dans toutes les couches, la relation reliant B_y et H_x entre deux couches (n et $n-1$ par exemple) peut être établie. On obtient l'équation matricielle suivante :

$$\begin{pmatrix} B_{yn} \\ H_{xn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cosh(\gamma_n s_n) & \frac{1}{\beta_n} \sinh(\gamma_n s_n) \\ \beta_n \sinh(\gamma_n s_n) & \cosh(\gamma_n s_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_{yn-1} \\ H_{xn-1} \end{pmatrix} = [T_n] \begin{pmatrix} B_{yn-1} \\ H_{xn-1} \end{pmatrix} \quad (\text{II.20})$$

Où $\beta_n = \frac{\gamma_n}{j\mu_n k}$; et $[T_n]$ est la matrice de transfert de la couche n .

Une fois la matrice de transfert de chaque couche du moteur est connue, il est possible de trouver la matrice de transfert entre n'importe quelle paire de couches en multipliant toutes les matrices de transfert entre ces deux couches. Aux frontières entre les couches, B_y est continue et H_x l'est également sauf en présence des courants surfaciques. Dans ce cas H_x subit une discontinuité égale à la densité de ces courants surfaciques.

Si la densité des courants surfaciques (ou l'induction magnétique) est connue sur une frontière, les composantes de l'induction magnétique dans n'importe quelle couche de la machine, seront calculées en utilisant (II.20). De plus, des calculs itératifs permettent l'ajustement de la perméabilité de chaque couche pour prendre en considération la saturation.

Enfin, en connaissant la répartition des champs dans les différentes couches du moteur linéaire à induction, on peut évaluer les caractéristiques et les performances de celui-ci.

I.4.3- Méthode des séries de Fourier

L'effet des longueurs transversale et longitudinale finies du primaire d'un moteur linéaire à induction est pris en compte par la méthode des séries de Fourier. Elle consiste à supposer qu'une infinité de machines sont placées sur les axes longitudinal (OX) et transversal (OZ) et qui ont un seul primaire continu [46]. Mais les courants du primaire sont supposés discontinus de telle sorte

que la distribution de la densité de ces courants peut être représentée par une série de Fourier double (un produit de deux sommes d'ondes de courants sinusoïdales en fonction de x et de z). C'est-à-dire, la force magnétomotrice produite par les enroulements du primaire est remplacée par une série de Fourier double. Des méthodes directes en 2D et 3D et une méthode de couches en 3D ont été ainsi développées en se basant sur cette représentation en série de Fourier double de la force magnétomotrice créée par le primaire du moteur.

II.5- MODELISATION ANALYTIQUE DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT LA METHODE DES COUCHES

Bien que différentes structures d'un moteur linéaire à induction soient envisageables, on se limite dans cette partie au moteur linéaire à simple induction qui semble être le plus utilisé et qui fera l'objet d'une modélisation analytique dans l'hypothèse bidimensionnelle, en utilisant la méthode des couches.

D'un point de vue temps de calcul, la détermination de la répartition des champs électromagnétiques en 2D, dans une section longitudinale d'un moteur linéaire à simple induction est préférable à une analyse tridimensionnelle complète et est entièrement adéquate pour l'évaluation des performances du moteur en question, surtout quand il s'agit de mettre en œuvre un outil d'analyse à incorporer dans un outil de CAO optimisée.

On a vu que dans l'hypothèse bidimensionnelle (2D), les courants et le potentiel vecteur magnétique ont une seule composante selon l'axe (OZ). L'induction magnétique a deux composantes : l'une est principale ou normale et notée B_y , elle crée la poussée et elle est dirigée suivant l'axe (OY) ; et l'autre est tangentielle notée B_x , elle donne naissance à une force normale et elle est dirigée suivant l'axe (OX). La section longitudinale du moteur à analyser est schématisée dans la figure (II.2). Le secondaire est supposé composé de deux couches, l'une est conductrice (en aluminium généralement) et l'autre en acier ferromagnétique feuilleté ou massif. Celui-ci permet de canaliser le flux dans le secondaire et réduit le courant magnétisant de la machine.

En outre, l'acier du secondaire est caractérisé par une perméabilité magnétique qui varie d'un point à un autre (à cause de la saturation magnétique). De plus, il est le siège de pertes par hystérésis qui influent significativement sur l'impédance du secondaire. Ces effets devraient être inclus dans n'importe quel modèle général si on veut garantir une analyse précise et/ou une conception efficace des moteurs linéaires à induction.

De ce fait, l'outil d'analyse du moteur linéaire à simple induction, basé sur la méthode des couches et qu'on va présenter ci-après, tient compte de [51,55-57] :

- 1) l'effet de peau au niveau du secondaire,

- 2) la réaction des courants de Foucault du secondaire sur le champ magnétique d'excitation,
- 3) les effets de saturation et d'hystérésis dans l'acier ferromagnétique du secondaire,
- 4) les effets d'extrémités longitudinales et les effets transversaux de bords, du moteur.

La distribution bidimensionnelle des champs électromagnétiques est décrite par des équations sous forme de séries de Fourier. Les effets de saturation et d'hystérésis sont inclus au moyen d'une perméabilité magnétique relative équivalente de l'acier du secondaire, exprimée par [58] :

$$\mu_{re} = \mu_{rs}(\mu' - j\mu'') \quad (\text{II.21})$$

Où μ_{rs} est la perméabilité relative à la surface de l'acier secondaire du côté du primaire. Les composantes réelle et imaginaire sont décrites dans [58], telles que :

$$\mu' = a_R a_x, \quad \mu'' = 0.5(a_R^2 - a_x^2) \quad (\text{II.22})$$

Où les coefficients a_R et a_x dépendent du champ magnétique à la surface de l'acier du secondaire et tiennent compte de la saturation et de l'effet d'hystérésis.

Par ailleurs, le coefficient de Carter k_c (qui tient compte de l'effet des encoches du primaire) et le facteur de saturation k_μ (qui tient compte de la saturation du ferromagnétique du secondaire) sont employés pour obtenir l'entrefer équivalent [56-58] :

$$g' = k_c k_\mu g \quad (\text{II.23})$$

Les expressions de k_c et k_μ sont récapitulées dans l'annexe (voir sections A.II et A.III respectivement).

Aussi faut-il signaler que l'effet transversal des bords dans la couche de l'acier ferromagnétique de l'induit est inclus par un facteur de correction, qui est introduit pour augmenter l'impédance de l'acier du secondaire k_{zv} (voir annexe (section A.IV)), tel que [55-57] :

$$z'_{v1} = z_{v1} k_{zv} \quad (\text{II.24})$$

De plus, le facteur de correction de Russel et Norsworthy est utilisé pour tenir compte de l'effet des bords dans la plaque conductrice en aluminium (voir annexe, section A.IV), en corrigeant la conductivité électrique de cette couche de la façon suivante [59] :

$$\sigma'_{Al} = k_{RN} \sigma_{Al} \quad (\text{II.25})$$

D'autre part, pour tenir compte de l'effet des extrémités longitudinales dans un modèle analytique, plusieurs techniques ont été proposées dans la littérature [54,60-64]. La méthode qui consiste à modifier par un facteur correcteur la force électromotrice aux bornes de l'impédance

mutuelle d'un schéma équivalent en T, est considérée la meilleure de point de vue précision des résultats et simplicité des calculs. Le facteur de l'effet d'extrémités a été établi analytiquement et validé dans [54]. Il est exprimé ainsi :

$$k_e = \frac{E_{me}}{E_{ms}} \quad (\text{II.26})$$

Où E_{ms} est la valeur maximale de la force électromotrice induite dans une phase de l'enroulement du primaire par une onde d'induction magnétique se propageant à la vitesse de synchronisme. E_{me} est la valeur maximale de la force électromotrice induite à l'entrée du moteur linéaire à induction par l'onde d'une induction atténuée créée à cause de la longueur longitudinale finie du primaire. Ce facteur exprimant l'effet d'extrémités a été utilisé pour modifier la force électromotrice de la branche de magnétisation, comme il est illustré sur le schéma équivalent de la figure (II.3). Son expression, établie dans [54], est rappelée dans l'annexe (voir section A.V).

II.5.1 Analyse 2D des champs électromagnétiques dans un moteur linéaire à induction

L'établissement des expressions de champs électromagnétiques permet de déterminer l'impédance du secondaire et celle de magnétisation d'un schéma équivalent du moteur linéaire à simple induction. Une telle analyse de champs peut être réalisée en utilisant la méthode des couches. La section longitudinale à analyser se compose de trois couches isotropes : la première couche est une couche en acier du secondaire d'une épaisseur D_{ir} , la deuxième couche est une plaque conductrice en aluminium ou en cuivre d'une épaisseur D_{al} et la troisième couche est l'entrefer d'une épaisseur équivalente g' voir figure (II.1).

Cette analyse a été développée en supposant en premier lieu que le primaire et le secondaire ont des longueurs longitudinales et transversales infinies, ensuite la distribution des champs dans une machine de longueurs finies est déduite en utilisant des facteurs de correction tenant compte des effets des extrémités et des bords.

Selon la figure (II.2), le moteur linéaire à induction est doté d'un repère cartésien (OX, OY, OZ) lié au primaire qui est en mouvement linéaire avec une vitesse : $V=V_s(1-s)$ par rapport au secondaire. Alors, les expressions des champs électromagnétiques dans une section longitudinale du moteur linéaire à induction sont établies dans le cadre des hypothèses suivantes [55-57] :

- 1- l'acier du primaire est constitué de tôles ferromagnétiques de perméabilité infinie et parfaitement feuilletées (c'est-à-dire la conductivité électrique est nulle dans la direction transversale (OZ)) ;
- 2- l'enroulement du primaire est représenté par une nappe de courant très fine qui contient les harmoniques d'espace du bobinage ;

- 3- la section longitudinale analysée est constituée de 3 parties homogènes et isotropes : un entrefer d'une épaisseur g' , une plaque en aluminium d'une épaisseur D_{al} et une couche ferromagnétique secondaire d'une épaisseur D_{ir} comme on l'a noté précédemment ;
- 4- la surface active du primaire est parallèle à celle du secondaire ;
- 5- la perméabilité magnétique équivalente de l'acier du secondaire est définie de telle sorte que la saturation et le cycle d'hystérésis sont pris en compte, comme on l'a mentionné dans la section précédente ;
- 6- la perméabilité magnétique équivalente du ferromagnétique du secondaire est la même pour le fondamental et les harmoniques d'espace de la force magnétomotrice du primaire de rang élevé ;
- 7- la période spatiale de la distribution des champs électromagnétiques dans la direction longitudinale (OX) est de 2τ ;
- 8- toutes les grandeurs électromagnétiques sont des fonctions sinusoïdales du temps ;
- 9- le moteur est alimenté par une source de courant supposée parfaite (on néglige les harmoniques de courant dus à la commande par MLI de l'onduleur alimentant le moteur).

On obtient la répartition des champs suivante, en tenant compte de (II.19), des hypothèses ci-dessus et des conditions aux limites [51,55-57] :

- 1- Pour la région de l'entrefer ($0 < y < g'$) :

$$\begin{aligned}
 H_{mx3} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{I}{M_v} \left\{ \begin{aligned} &\left[\frac{K_{v2}}{\beta_v} \left[\frac{K_{v1}}{K_{v2}} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \cosh[\beta_v(y-g')] \right] \\ &\left[- \left[\mu_{re} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \sinh[\beta_v(y-g')] \right] \end{aligned} \right\} \\
 &\quad \left[- \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} + A_{mv}^- e^{j\beta_v x} \right) \right] \\
 H_{my3} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{I}{M_v} \left\{ \begin{aligned} &\left[\mu_{re} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \cosh[\beta_v(y-g')] \\ &\left[- \frac{K_{v2}}{\beta_v} \left[\frac{K_{v1}}{K_{v2}} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \sinh[\beta_v(y-g')] \right] \end{aligned} \right\} \\
 &\quad \left[j \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} - A_{mv}^- e^{j\beta_v x} \right) \right] \\
 E_{mz3} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{I}{M_v} \left\{ \begin{aligned} &\left[\mu_{re} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \cosh[\beta_v(y-g')] \\ &\left[- \frac{K_{v2}}{\beta_v} \left[\frac{K_{v1}}{K_{v2}} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \sinh[\beta_v(y-g')] \right] \end{aligned} \right\} \\
 &\quad \frac{j\omega\mu_0}{\beta_v} \left[\left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} - A_{mv}^- e^{j\beta_v x} \right) \right]
 \end{aligned} \tag{II.27}$$

2- Pour la région de la couche conductrice en aluminium ($g' < y < D_{al} + g'$) :

$$\begin{aligned}
 H_{mx2} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{1}{M_v} \frac{K_{v2}}{\beta_v} \left\{ \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \cosh[K_{v2}(y - D_{al} - g')] - \mu_{re} \sinh[K_{v2}(y - D_{al} - g')] \right\} \\
 &\quad \left[- \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} + A_{mv}^- e^{j\beta_v x} \right) \right] \\
 H_{my2} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{1}{M_v} \left\{ \mu_{re} \cosh[K_{v2}(y - D_{al} - g')] - \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \sinh[K_{v2}(y - D_{al} - g')] \right\} \\
 &\quad j \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} - A_{mv}^- e^{j\beta_v x} \right) \\
 E_{mz2} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{1}{M_v} \left\{ \mu_{re} \cosh[K_{v2}(y - D_{al} - g')] - \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \sinh[K_{v2}(y - D_{al} - g')] \right\} \\
 &\quad \frac{j\omega_v \mu_0}{\beta_v} \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} + A_{mv}^- e^{j\beta_v x} \right)
 \end{aligned} \tag{II.28}$$

3- Pour la région de l'acier ferromagnétique du secondaire ($y > D_{al} + g'$) :

$$\begin{aligned}
 H_{mx1} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{1}{M_v} \frac{K_{v1}}{\beta_v} e^{-jK_{v1}(y - D_{al} - g')} \left[- \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} + A_{mv}^- e^{-j\beta_v x} \right) \right] \\
 H_{my1} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{1}{M_v} e^{-jK_{v1}(y - D_{al} - g')} j \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} - A_{mv}^- e^{-j\beta_v x} \right) \\
 E_{mz1} &= \sum_{v=1}^{\infty} \frac{1}{M_v} e^{-jK_{v1}(y - D_{al} - g')} \frac{j\omega_v \mu_0 \mu_{re}}{\beta_v} \left(A_{mv}^+ e^{-j\beta_v x} + A_{mv}^- e^{-j\beta_v x} \right)
 \end{aligned} \tag{II.29}$$

Tels que :

$$M_v = \left\{ \begin{aligned} &\frac{K_{v2}}{\beta_v} \left[\frac{K_{v1}}{K_{v2}} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \cosh(\beta_v g') \\ &+ \left[\mu_{re} \cosh(K_{v2}D_{al}) + \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \sinh(K_{v2}D_{al}) \right] \sinh(\beta_v g') \end{aligned} \right\} ; \beta_v = \frac{v\pi}{\tau} ;$$

$$K_{v1} = \sqrt{\alpha_{v1}^2 + \beta_{v1}^2} = (a_{RvFe} + ja_{xvFe})k_{vFe} ; K_{v2} = \sqrt{\alpha_{v2}^2 + \beta_{v2}^2} = (a_{RvAl} + ja_{xvAl})k_{vAl} ;$$

$$a_{RvFe} = \frac{\text{Re}[K_{v1}]}{k_{vFe}} ; a_{xvFe} = \frac{\text{Im}[K_{v1}]}{k_{vFe}} ;$$

$$a_{RvAl} = \frac{\text{Re}[K_{v2}]}{k_{vAl}} ; a_{xvAl} = \frac{\text{Im}[K_{v2}]}{k_{vAl}} ;$$

$$k_{vFe} = \sqrt{\frac{\omega_v \mu_0 \mu_{rs} \sigma_{Fe}}{2}} ; k_{vAl} = \sqrt{\frac{\omega_v \mu_0 \sigma'_{Al}}{2}} ;$$

$$\alpha_{v1} = \sqrt{j\omega_v \mu_0 \mu_{rs} \sigma_{Fe}} = (a_R + ja_x)k_{vFe}; \quad \alpha_{v2} = \sqrt{j\omega_v \mu_0 \sigma'_{Al}} = (a_{R1} + ja_{x1})k_{vAl}.$$

On a omis la notion de temps $\exp(j\omega_v^+ t)$ dans les termes A_{mv}^+ , H_{mxv}^+ , H_{myv}^+ et E_{mzv}^+ ; et $\exp(j\omega_v^- t)$ dans les termes A_{mv}^- , H_{mxv}^- , H_{myv}^- et E_{mzv}^- . D'autre part la densité de courant linéaire du primaire, la pulsation et le glissement sont exprimés de la façon suivante respectivement :

a)- Pour les grandeurs directes :

$$A_{mv}^+ = \frac{mNk_{wv}\sqrt{2I}}{p\tau} \exp\left[j(\nu-1)\frac{m-1}{m}\pi\right]; \quad \omega_v^+ = s_v^+ \omega = 2\pi f s_v^+; \quad s_v^+ = 1 - \nu(1-s).$$

b)- Pour les grandeurs inverses :

$$A_{mv}^- = \frac{mNk_{wv}\sqrt{2I}}{p\tau} \exp\left[-j(\nu+1)\frac{m-1}{m}\pi\right]; \quad \omega_v^- = s_v^- \omega = 2\pi f s_v^-; \quad s_v^- = 1 + \nu(1-s).$$

Si on ne tient compte que du premier harmonique d'espace de la force magnétomotrice du primaire ($\nu = 1$), on aura :

1- Pour la région de l'entrefer ($0 < y < g'$) :

$$H_{mx3} = -\frac{A_m e^{-j\beta x}}{M} \left\{ \frac{K_2}{\beta} \left[\frac{K_1}{K_2} \cosh(K_2 D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_{2\nu 1} D_{al}) \right] \cosh[\beta(y-g')] \right. \\ \left. - \left[\mu_{re} \cosh(K_{2\nu 1} D_{al}) + \frac{K_1}{K_2} \sinh(K_{2\nu 1} D_{al}) \right] \sinh[\beta(y-g')] \right\} \quad (\text{II.30})$$

$$H_{my3} = \frac{jA_m e^{-j\beta x}}{M} \left\{ \left[\mu_{re} \cosh(K_2 D_{al}) + \frac{K_1}{K_2} \sinh(K_2 D_{al}) \right] \cosh \beta(y-g') \right. \\ \left. - \frac{K_2}{\beta} \left[\frac{K_1}{K_2} \cosh(K_2 D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_2 D_{al}) \right] \sinh \beta(y-g') \right\} \quad (\text{II.31})$$

$$E_{mz3} = \frac{j\omega \mu_0 A_m e^{-j\beta x}}{\beta M} \left\{ \left[\mu_{re} \cosh(K_2 D_{al}) + \frac{K_1}{K_2} \sinh(K_2 D_{al}) \right] \cosh[\beta(y-g')] \right. \\ \left. - \frac{K_2}{\beta} \left[\frac{K_1}{K_2} \cosh(K_2 D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_2 D_{al}) \right] \sinh[\beta(y-g')] \right\} \quad (\text{II.32})$$

2- Pour la région de la couche conductrice en aluminium ($g' < y < D_{al} + g'$) :

$$H_{mx2} = -\frac{A_m K_2 e^{-j\beta x}}{M\beta} \left\{ \frac{K_1}{K_2} \cosh[K_2(y-D_{al}-g')] - \mu_{re} \sinh[K_2(y-D_{al}-g')] \right\} \quad (\text{II.33})$$

$$H_{my2} = \frac{jA_m e^{-j\beta x}}{M} \left\{ \mu_{re} \cosh[K_2(y - D_{al} - g')] - \frac{K_1}{K_2} \sinh[K_2(y - D_{al} - g')] \right\} \quad (\text{II.34})$$

$$E_{mz2} = \frac{j\omega\mu_0}{\beta M} A_m e^{-j\beta x} \left\{ \mu_{re} \cosh[K_2(y - D_{al} - g')] - \frac{K_1}{K_2} \sinh[K_2(y - D_{al} - g')] \right\} \quad (\text{II.35})$$

3- Pour la région de l'acier ferromagnétique du secondaire ($y > D_{al} + g'$) :

$$H_{mx1} = -\frac{K_1 A_m}{M\beta} e^{-j\beta x} e^{-K_1(y - D_{al} - g')} \quad (\text{II.36})$$

$$H_{my1} = \frac{jA_m}{M} e^{-j\beta x} e^{-K_1(y - D_{al} - g')} \quad (\text{II.37})$$

$$E_{mz1} = \frac{j\omega\mu_0\mu_{re}A_m}{M\beta} e^{-j\beta x} e^{-K_1(y - D_{al} - g')} \quad (\text{II.38})$$

Tels que :

$$M = \frac{K_2}{\beta} \left[\frac{K_1}{K_2} \cosh K_2 D_{al} + \mu_{re} \sinh K_2 D_{al} \right] \cosh \beta g' + \left[\mu_{re} \cosh K_2 D_{al} + \frac{K_1}{K_2} \sinh K_2 D_{al} \right] \sinh \beta g'$$

$$\beta = \frac{\pi}{\tau} ; K_1 = \sqrt{\alpha_1^2 + \beta^2} ; K_2 = \sqrt{\alpha_2^2 + \beta^2} ; \alpha_1 = \sqrt{j\omega\mu_0\mu_{re}\sigma_{Fe}} ; \alpha_2 = \sqrt{j\omega\mu_0\sigma'_{Al}} ;$$

$$\text{et } A_m = \frac{3\sqrt{2}k_w NI}{p\tau}.$$

II.5.2- Expressions des impédances d'un schéma équivalent

On peut identifier quelques paramètres du schéma équivalent de la figure (II.3) en utilisant la répartition des champs électromagnétiques en 2D obtenue précédemment [46,51,54-57].

En effet, on peut exprimer l'impédance de l'acier du secondaire comme étant le rapport entre le champ électrique transversal et le champ magnétique longitudinal, à la surface de l'acier du secondaire du côté de l'entrefer (c'est-à-dire pour $y = D_{al} + g'$). De plus, en introduisant l'expression du facteur de l'effet de bords k_{zv} (voir annexe, section A.IV), on obtient l'impédance du ferromagnétique du secondaire qui tient compte de la longueur transversale finie du moteur linéaire à induction :

$$z'_{v1} = -\frac{j\omega_v\mu_0\mu_{re}}{K_{v1} \tanh(K_{v1}D_{ir})} k_{zv} \quad (\text{II.39})$$

D'autre part, l'impédance équivalente des deux couches du secondaire peut être exprimée comme étant le rapport du champ électrique transversal E_{mz2} au champ magnétique longitudinal

H_{mx2} à la surface de la couche en aluminium du côté du primaire (c'est-à-dire pour $y=g'$). On obtient :

$$z_{v12} = \frac{-\frac{j\omega_v\mu_0}{z'_{v1}K_{v2}} \sinh(K_{v2}D_{al}) + \cosh(K_{v2}D_{al})}{\cosh(K_{v2}D_{al}) - \frac{K_{v2}}{j\omega_v\mu_0} z'_{v1} \sinh(K_{v2}D_{al})} \quad (\text{II.40})$$

Notons que cette expression de z_{v12} dépend des paramètres de la couche de l'acier du secondaire. En faisant tendre l'impédance du ferromagnétique du secondaire vers l'infini, on déduit l'expression de l'impédance de la couche conductrice en aluminium. On trouve :

$$z_{v2} = \frac{-j\omega_v\mu_0}{K_{v2} \tanh(K_{v2}D_{al})} \quad (\text{II.41})$$

De ce fait, l'impédance de la branche du secondaire d'un schéma équivalent monophasé en T (voir figure II.3) peut être exprimée ainsi :

$$z_{vsec} = \frac{R_{vsec}}{s_v} + j \frac{X_{vsec}}{s_v} = \frac{z'_{v1}z_{v2}}{z'_{v1} + z_{v2}} \frac{1}{s_v} \quad (\text{II.42})$$

D'autre part cette impédance peut être ramenée au primaire de telle sorte que l'impédance du secondaire du schéma équivalent de la figure (II.3) soit exprimée par :

$$z'_{vsec} = \frac{R'_{vsec}}{s_v} + j \frac{X'_{vsec}}{s_v} = \frac{z'_{v1}z_{v2}}{z'_{v1} + z_{v2}} \frac{1}{s_v} k_{trv} \frac{L}{\tau} \quad (\text{II.43})$$

$$\text{Avec : } k_{trv} = \frac{2m(Nk_{wv})^2}{\nu p}$$

Exprimons maintenant l'impédance vue du côté du primaire (impédance en dessous de la nappe des courants du primaire). Elle peut être exprimée de la façon suivante (pour $y=0$) :

$$z_v = \frac{E_{my3v}}{H_{my3v}} = z'_{v1}z_{v12}z_{v123} = z_{v2}z_{v123} \quad (\text{II.44})$$

$$\text{Où : } z_{v123} = \frac{-\frac{j\omega\mu_0}{z_{vz}\beta} \sinh(\beta_v g') + \frac{\omega}{\omega_v} \cosh(\beta_v g')}{\cosh(\beta_v g') - \frac{\omega}{\omega_v} \frac{\beta_v}{j\omega_v\mu_0} z_{vz} \sinh(\beta_v g')} \quad (\text{II.45})$$

De même si on fait tendre l'impédance du secondaire z_{vz} vers l'infini, on obtient l'expression de la réactance de magnétisation :

$$z_{v0} = -jX_{v0} = -\frac{j\omega\mu_0}{\beta_v \tanh(\beta_v g')} \quad (\text{II.46})$$

On peut aussi ramener au primaire cette réactance de magnétisation de la manière suivante :

$$X_{v0} = \frac{\omega\mu_0}{\beta_v \tanh(\beta_v g')} k_{trv} \frac{L}{\tau} \quad (\text{II.47})$$

Pour tenir compte des pertes fer dans le primaire, une résistance R_{v0} montée en parallèle avec X_{v0} doit être ajoutée dans la branche de magnétisation, de telle sorte que :

$$R_{v0} = \frac{mE_{vs}^2}{\Delta P_{Fev}} k_{ad} \quad (\text{II.48})$$

Où : E_{vs} est la force électromotrice induite dans une phase du primaire ; ΔP_{Fev} sont les pertes fer et d'hystérésis dans le primaire ; et k_{ad} est un facteur de pertes additionnelles dans le primaire, il est compris entre 1.2 et 2.0 dans le cas des moteurs linéaires à induction [56].

Si la réactance de magnétisation et la résistance représentant les pertes fer actives sont montées en série comme il est illustré dans la figure (II.3), l'impédance de la branche de magnétisation sera exprimée par :

$$z_{v\mu} = R_{v\mu} + jX_{v\mu} \quad (\text{II.49})$$

$$\text{Où : } R_{v\mu} = \frac{R_{v0} X_{v0}^2}{R_{v0}^2 + X_{v0}^2} ; \text{ et } X_{v\mu} = \frac{R_{v0}^2 X_{v0}}{R_{v0}^2 + X_{v0}^2}$$

D'autre part, la résistance d'une phase du primaire est exprimée par :

$$R_{prim} = \rho_{cu0} (1 + \alpha_{cu} \Delta T) \frac{2(L + L_f)}{N_b \frac{\pi D_b^2}{4}} N \quad (\text{II.50})$$

Pour ce qui est de la réactance de fuites du primaire (due aux fuites dans les encoches et la partie frontale des bobines), elle est calculée en utilisant l'une des méthodes utilisées dans le cas des machines rotatives conventionnelles présentées d'une manière exhaustive dans [65]. On a pris dans cette étude [65,66] :

$$X_{v\text{prim}} = \omega_v \left\{ \left(\frac{N^2}{3} \right) \frac{\mu_0 L h_e}{O_e} + \frac{N^2 \mu_0 w_c}{8} \ln \left(\frac{\pi w_c^2}{4 h_e O_e} \right) \right\} \quad (\text{II.51})$$

Pour tenir compte de l'effet d'extrémité, l'amplitude de la force électromotrice induite dans une phase de l'enroulement du primaire est modifiée ainsi : $E_{mse} = E_{ms} (1 - k_e)$

Cela revient à monter une impédance en parallèle avec la branche de magnétisation exprimée par :

$$z_{vke} = \frac{1 - k_e}{k_e} z_{vtot} \quad (\text{II.52})$$

$$\text{Où : } z_{vtot} = \frac{z_{v\mu} z'_{vsec}}{z_{v\mu} + z'_{vsec}} \quad (\text{II.53})$$

Comme on l'a déjà mentionné, l'expression détaillée de k_e qui a été établie et validée dans [54], est développée dans l'annexe (voir section A.V).

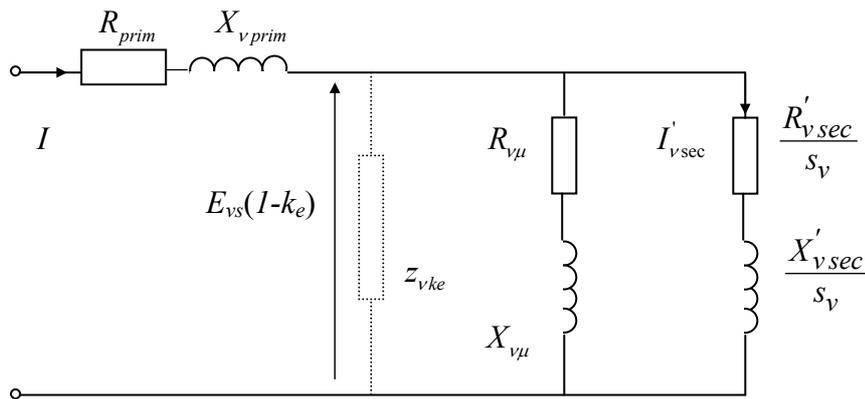


Figure II.3 Schéma équivalent par phase d'un moteur linéaire à induction tenant compte de l'effet d'extrémités longitudinales

II.5.3- Caractéristiques du moteur linéaire à induction

En partant du schéma équivalent, on peut déterminer les caractéristiques électromécaniques du moteur linéaire à induction. Commençons par l'expression des courants du secondaire et de magnétisation ramenés au primaire. Puisque le moteur est alimenté en courant, on peut écrire :

$$I'_{vsec} = \frac{E_{vs} (1 - k_e)}{\sqrt{\left(\frac{R'_{vsec}}{s_v} \right)^2 + \left(\frac{X'_{vsec}}{s_v} \right)^2}} = \frac{I z_{vtot1}}{z_{vtot1} + z'_{vsec}} \quad (\text{II.54})$$

$$\text{Où : } z_{vtot1} = \frac{z_{vke} z_{v\mu}}{z_{vke} + z_{v\mu}} \quad (\text{II.55})$$

Exprimons maintenant la puissance électromagnétique transmise du primaire au secondaire :

$$P_{vem} = \frac{m(I'_{vsec})^2 R'_{vsec}}{s_v} \quad (\text{II.56})$$

On en déduit l'expression de la puissance mécanique :

$$P_{vme} = P_{vem} (1 - s_v) \quad (\text{II.57})$$

Et celle du rendement :

$$\eta = \frac{P_{me}}{P_{em} + \Delta P_{prim}} = \frac{P_{me}}{P_a} \quad (\text{II.58})$$

Où P_{em} et P_{me} sont les puissances électromagnétique et mécanique totales calculées en tenant compte des harmoniques d'espace les plus prépondérants ; P_a est la puissance électrique totale absorbée par le moteur et ΔP_{prim} sont les pertes actives totales dans le primaire telles que :

$$\Delta P_{prim} = mR_{prim} I^2 + \Delta P_{Fe} \quad (\text{II.59})$$

D'autre part, on définit le facteur produit du rendement et du facteur de puissance ($\eta \cos \varphi$) noté aussi (KW/KVA), qui est une caractéristique de performance du moteur linéaire à induction :

$$KW / KVA = \eta \cos \varphi = \frac{P_{me}}{S_a} \quad (\text{II.60})$$

Où η est le rendement, $\cos \varphi$ est le facteur de puissance et S_a est la puissance apparente totale absorbée par le moteur.

Exprimons maintenant la poussée et la force normale développées par un moteur linéaire à induction. Pour la force de propulsion (la poussée) F_{vx} , on peut écrire :

$$F_{vx} = \frac{m(I'_{vsec})^2 R'_{vsec}}{s_v V_s} \quad (\text{II.61})$$

Pour le calcul de la force normale, on a utilisé une formule empirique proposée dans [56], elle est donnée par :

$$F_{vy} = \frac{B_{vmyg}^2}{4\mu_0} A_p - \frac{B_{vmxg}}{B_{vmyg}} F_{vx} \quad (\text{II.62})$$

Où A_p est la surface transversale équivalente du primaire qui tient compte des encoches semi remplies dans les machines linéaires. Elle est exprimée par (on ajoute Δx si la longueur du primaire du moteur linéaire est plus grande que $2\tau p$ dans la direction longitudinale (OX)) :

$$\begin{aligned} A_p &= (2\tau p + \Delta x)W && \text{si } W < L + 2g'; \\ A_p &= (2\tau p + \Delta x)(L + 2g') && \text{si } W > L + 2g'; \end{aligned}$$

et B_{vmyg} c'est l'amplitude de l'induction normale dans l'entrefer en tenant compte de la saturation et de l'effet d'extrémités longitudinales. Elle est empiriquement donnée par [56] :

$$B_{vmyg} = \frac{E_{vms}(1 - k_e)}{4\sigma_k \alpha_i f N k_w \tau L} \quad (\text{II.63})$$

$$\text{Avec : } \sigma_k = \frac{\pi\sqrt{2}}{4} \exp\left(\frac{1 - k_\mu}{18}\right) \text{ et } \alpha_i = \frac{2}{\pi} k_\mu^{1/3}.$$

Avant de calculer B_{vmyg} , on doit calculer tout d'abord le facteur de saturation k_μ (voir annexe, section A.III), ensuite, on calcule α_i et σ_k .

II.6- PRESENTATION DE LA PROCEDURE DE CALCUL

Pour valider le code de calcul simulant cette approche analytique présentée dans ce chapitre, quelques caractéristiques et performances d'un moteur linéaire à simple induction ont été calculées et comparées à celles calculées et/ou mesurées, présentées dans [67]. Une description du banc d'essai construit et testé à l'université canadienne 'Queen's University' est résumée et les différents paramètres du moteur linéaire sont récapitulés dans l'annexe (voir section A.I et tableau A.1).

La caractéristique magnétique $B(H)$ du ferromagnétique du secondaire et les coefficients $a_r(H)$ et $a_x(H)$ récapitulés dans une annexe (voir tableau A.2), ont été interpolés et utilisés pour tenir compte de la saturation et de l'hystérésis dans l'acier du secondaire.

D'autre part, les pertes fer actives dans le primaire ont été considérées et exprimées comme suit :

$$\Delta P_{Fe} = (C_H + C_{CF} f) f B^2 \quad (\text{II.64})$$

Où C_H est une constante des pertes par hystérésis, C_{CF} est une constante des pertes par courants de Foucault et B est l'induction dans les dents ou le dos du primaire.

Par ailleurs, le module du champ magnétique à la surface du ferromagnétique du secondaire est calculé ainsi :

$$H_{vmsFe} = (|H_{vmax}|^2 + |H_{vmz}|^2)^{1/2} \quad (\text{II.65})$$

On n'a pas tenu compte des harmoniques d'espace de la force magnétomotrice du primaire (c'est-à-dire on a pris $\nu = 1$) et des harmoniques de temps des courants du primaire dus à la commande par MLI de l'onduleur alimentant le moteur. Les références [56,67], ont montré que l'effet de celles-ci sur les caractéristiques d'un moteur linéaire à induction peut être négligé.

La procédure de calcul des caractéristiques du moteur linéaire à induction est résumée dans les étapes suivantes :

- 1- Lecture des données géométriques, électriques et magnétiques du moteur ;
- 2- Calcul de tous les paramètres du moteur qui ne dépendent pas du glissement ;
- 3- Pour une plage de glissement allant de 0.001 à 1.001 avec un pas de 0.01 faire :
 - a)- Poser $H_{msFe} = A_m$ et initialiser k_μ à 1 ;
 - b)- Calculer toutes les caractéristiques du moteur linéaire à induction dépendant de k_μ ;
 - c)- Calculer k_μ et corriger la valeur de H_{msFe} chaque itération jusqu'à ce que $\Delta H_{msFe} < 0.1\%$;
- 4- Traçage et/ou stockage des résultats.

Dans ces conditions, le temps de simulation nécessaire à l'exécution de cette procédure de simulation du modèle analytique du moteur linéaire à induction présenté précédemment, sur une plage de glissement variant de 0 à 1 avec un pas de 0.01 est de 0.3124 secondes sur un PC muni d'un processeur de type Pentium IV de 2 GHz et un espace mémoire vive de type RAM de 256 Mb.

II.7- RESULTATS DE SIMULATION ET VALIDATION DU CODE DE CALCUL

Les résultats de simulation obtenus en utilisant l'outil d'analyse présenté précédemment ont été comparés aux résultats de simulation et aux résultats expérimentaux obtenus en testant un moteur linéaire à induction à 'Queen's University', extraits à partir de la référence [67]. Le banc d'essai est composé principalement d'une roue de 7.6 m de diamètre, pouvant tourner de 0 à 101 km/h (voir annexe, (section A.I) pour plus de détails concernant cette installation).

Ainsi, pour valider le code de calcul simulant le modèle analytique du moteur linéaire présenté précédemment, on a tracé la poussée développée par le moteur linéaire du banc d'essai de 'Queen's University', pour cinq fréquences d'alimentation différentes $f=5, 11, 18, 28$ et 40 Hz, en fonction du glissement. Ensuite, on a comparé ces résultats à ceux obtenus dans [67], par simulation et par expérimentation, dans les mêmes conditions de fonctionnement. On note que les courbes de la

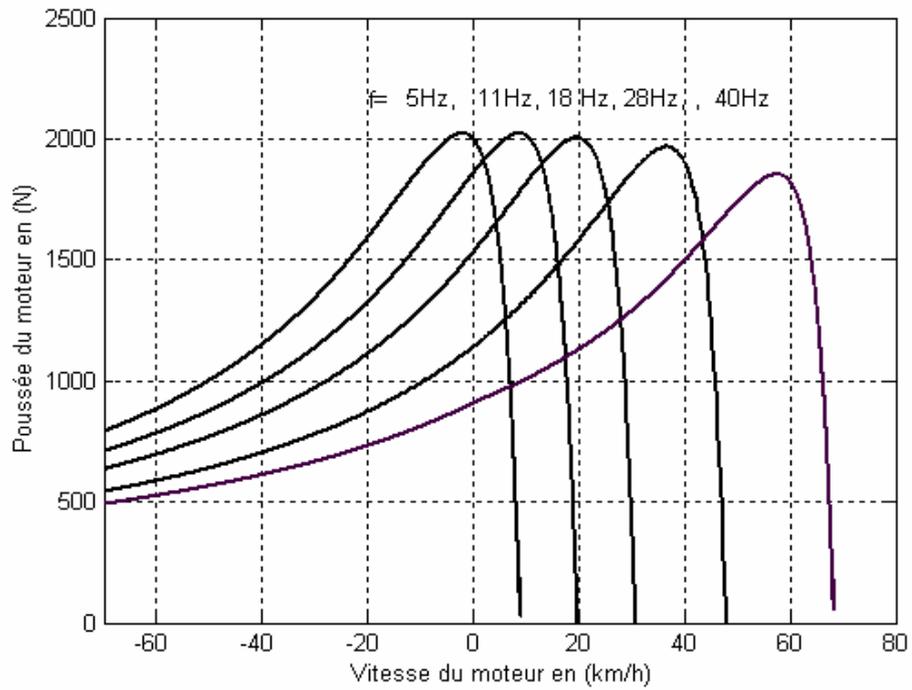
figure (II.4.a) sont en concordance satisfaisante avec celles de l'*image* (II.4.b) prise à partir de la référence [67]. Les mêmes remarques peuvent être tirées en faisant varier le glissement et le courant du primaire (voir figures et *images* de II.5 et II.6).

Notons qu'en alimentant le moteur linéaire à induction en courant, le pic de la poussée diminue avec l'augmentation de la fréquence d'alimentation, à cause de l'influence de l'effet des extrémités longitudinales en particulier et de la saturation du circuit magnétique du secondaire (voir figure II.4). De plus et pour une fréquence de 18 Hz, une augmentation de l'entrefer de 12.5 mm à 20.0 mm fait diminuer le pic de la poussée de 25% environ (voir figure II.6). D'autre part, la figure (II.6) montre une proportionnalité quasiment quadratique entre le courant du primaire et la poussée développée par le moteur.

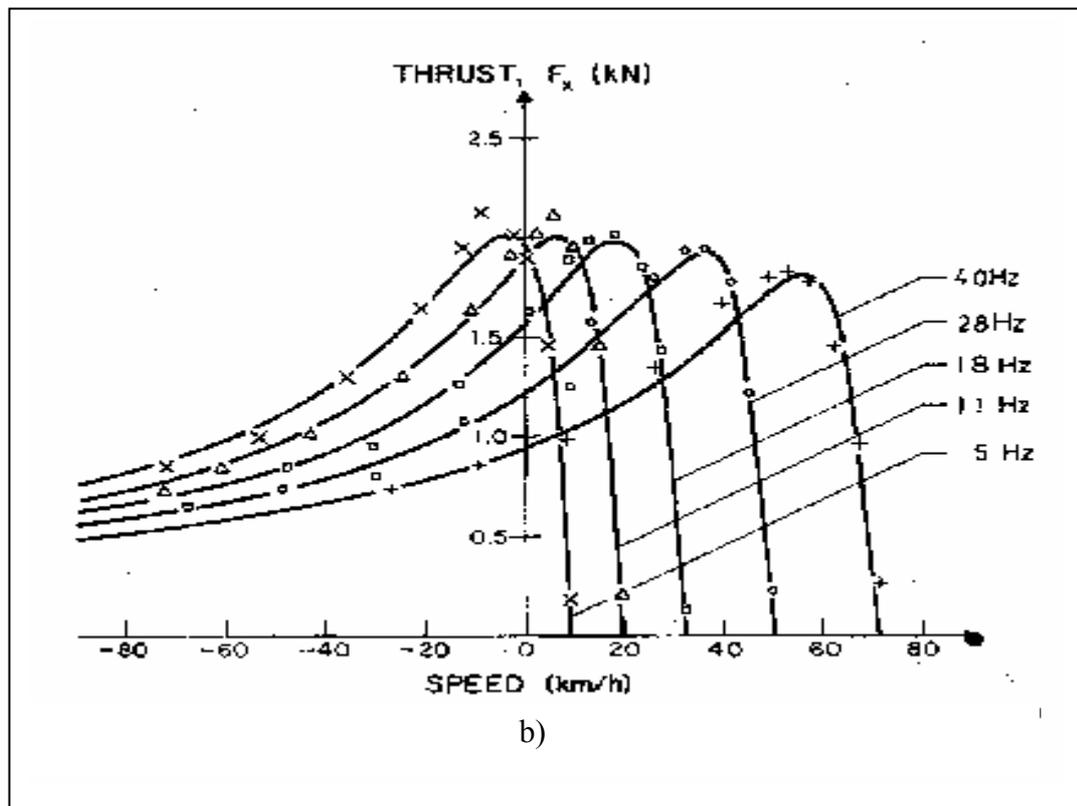
Par ailleurs, on peut conclure d'après les résultats obtenus que le code de calcul simulant le modèle analytique présenté peut être utilisé pour déterminer les performances électromécaniques d'un moteur linéaire à induction constitué de deux couches au secondaire avec suffisamment de précision. On a jugé assez suffisant, pour valider ce modèle, de ne présenter que les résultats discutés précédemment. Pour plus de détails, on peut consulter [51,55,56,67], dans lesquelles il a été montré que le présent modèle est valable sur une large plage de variation des paramètres clés du moteur linéaire à induction, en testant plus d'une machine linéaire de différentes puissances. En effet, ce modèle analytique a été testé et validé sur une grande plage de variation des principaux paramètres géométriques et électriques (entrefer, épaisseurs de la couche en aluminium et de l'acier du secondaire, courant du primaire et sa fréquence) dans ces mêmes références ([51,55,56,67]).

Ce même modèle analytique a abouti à des résultats suffisamment précis, du fait qu'il tient compte de l'hystérésis et de la saturation du ferromagnétique du secondaire, des effets d'extrémités et de bords et des pertes fer actives au primaire. Donc une utilisation de ce modèle pour développer un outil d'analyse et/ou de CAO optimisée d'un moteur linéaire à induction ne peut être qu'efficace, sauf que ce modèle possède les inconvénients des modèles analytiques cités au premier chapitre.

Aussi faut t'il noter que cet outil analytique est basé sur un schéma équivalent monophasé du moteur, dont l'impédance mutuelle et l'impédance du secondaire du moteur linéaire à induction, ont été évaluées à partir d'une analyse 2D des champs au sein d'une section longitudinale. Les effets d'extrémités et de bords ainsi que la saturation et l'hystérésis dans le ferromagnétique du secondaire, ont été pris en compte en utilisant des facteurs appropriés de correction. De plus les pertes actives dues aux courants de Foucault et de l'hystérésis dans le circuit magnétique du primaire ont été considérées en utilisant une perméabilité magnétique complexe. Ce qui justifie l'efficacité et la pertinence de l'outil obtenu, pour calculer les performances et les caractéristiques du moteur linéaire à simple induction.



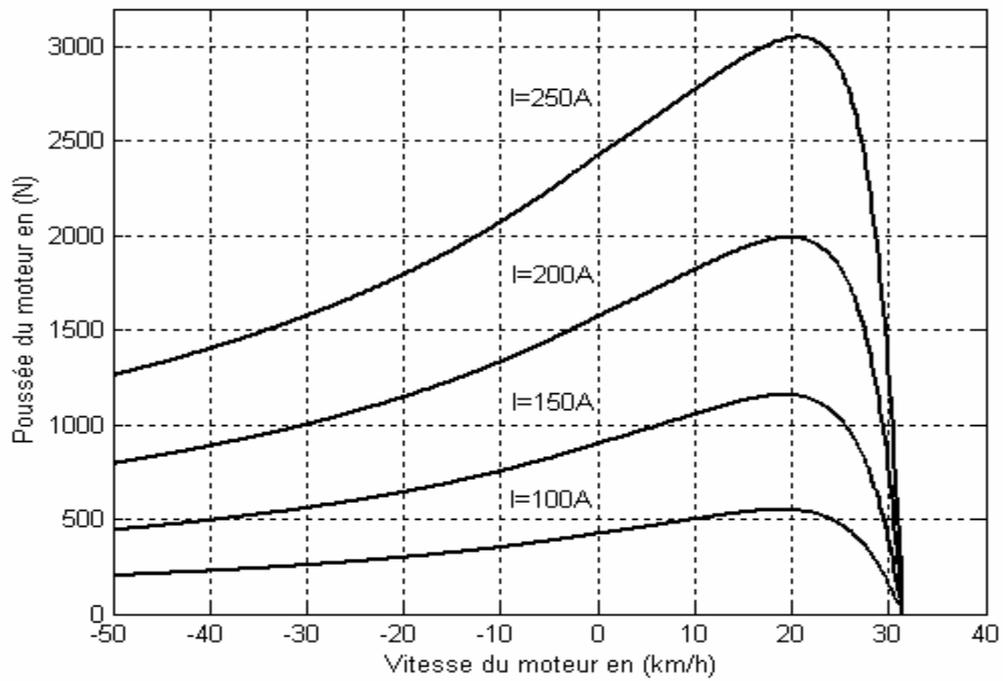
a)



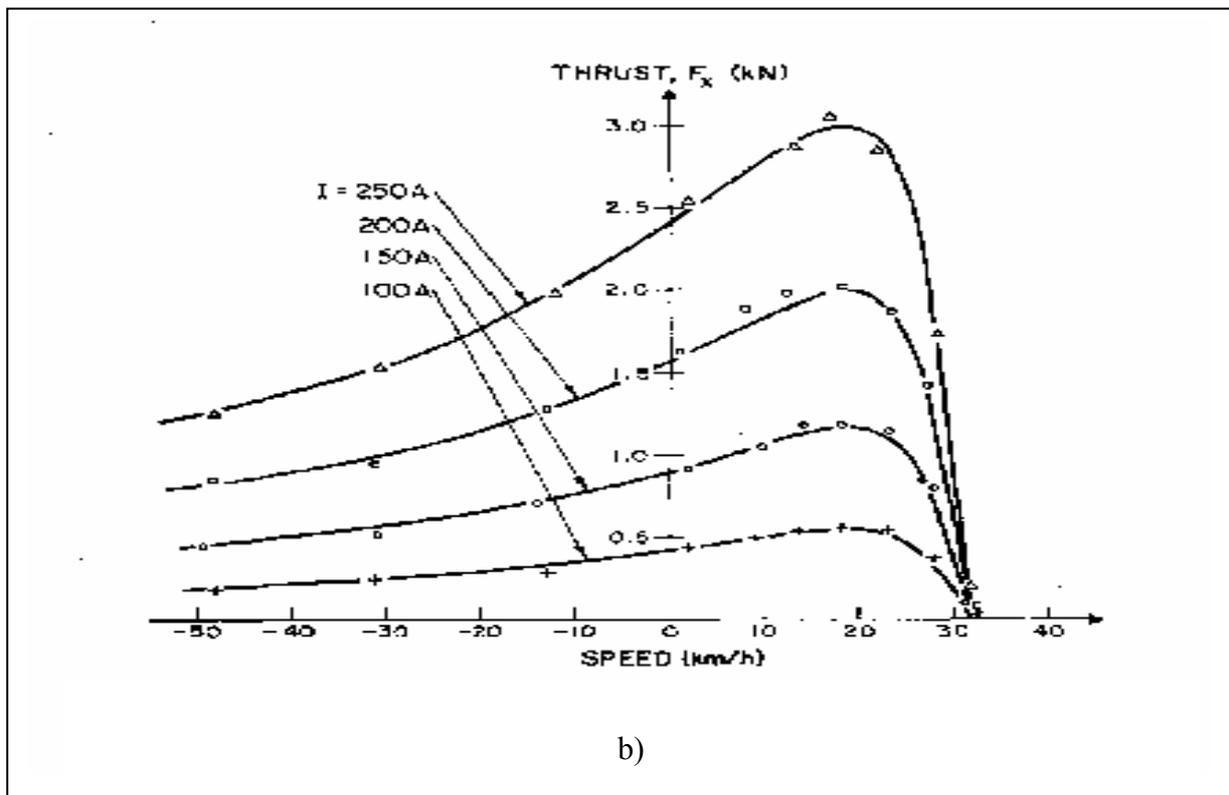
b)

Figure II.4 Poussée en fonction de la vitesse pour différentes fréquences des courants du primaire

a) Résultats de simulation, b) Résultats de simulation et d'expérimentation de [67].



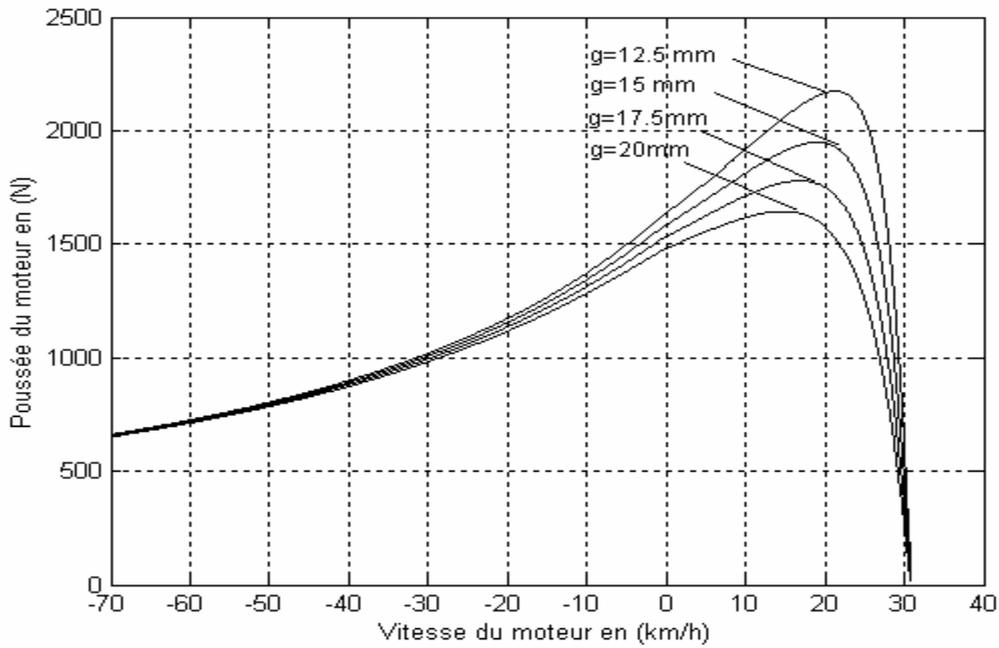
a)



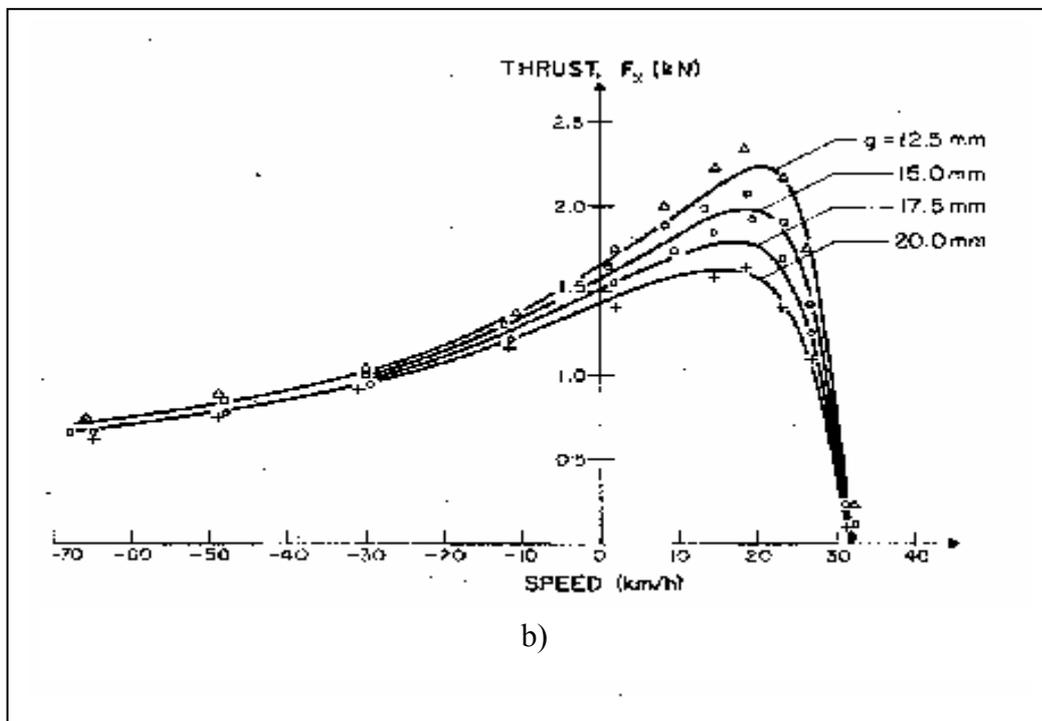
b)

Figure II.5 Poussée en fonction de la vitesse pour différents courants du primaire

a) Résultats de simulation, b) Résultats de simulation et d'expérimentation de [67].



a)



b)

Figure II.6 Poussée en fonction de la vitesse pour différentes valeurs de l'entrefer
 a) Résultats de simulation, b) Résultats de simulation et d'expérimentation de [67].

II.8 CONCLUSION

Une formulation analytique, basée sur la méthode des couches, a été présentée dans ce chapitre pour modéliser le moteur linéaire à induction, en partant d'une analyse 2D des équations des champs électromagnétiques et en se basant sur un ensemble d'hypothèses simplificatrices sur la structure du dispositif et ses propriétés physiques. Plusieurs corrections ont été introduites par la suite sous forme de calculs itérés ou de facteurs correcteurs pour tenir compte des phénomènes jugés d'une influence de premier plan sur le fonctionnement de l'actionneur, à savoir la saturation du circuit magnétique du secondaire, les effets tridimensionnels dus aux bords de la machine et l'effet des extrémités longitudinales.

On a pu prévoir, à partir d'un schéma équivalent monophasé, le comportement global du moteur linéaire à induction et déterminer analytiquement les performances et les caractéristiques électromécaniques de l'actionneur en question. Ce modèle analytique, suffisamment rapide en terme de temps de calcul, permet d'étudier des moteurs de différentes puissances et dont tous les paramètres varient dans de grandes proportions et de mettre en évidence l'interaction entre les différents paramètres clés du moteur, notamment pour réaliser d'éventuels compromis. De plus, il permet d'exprimer rigoureusement les paramètres de fonctionnement et toutes les dérivées partielles d'une éventuelle fonction objectif, en fonction de tous les paramètres descriptifs du système. Cela s'avère particulièrement utile lorsque le modèle est lié à un algorithme d'optimisation basé sur une méthode de descente et permet, en outre, de connaître facilement la sensibilité d'un paramètre fonctionnel à une variation d'un paramètre descriptif.

Néanmoins, ce modèle ne peut que modéliser globalement le moteur linéaire à induction en calculant les performances et les caractéristiques globales telles que la poussée, mais il n'est pas apte (ou difficilement) à calculer précisément des caractéristiques locales telles que la répartition de l'induction dans la zone dentaire du moteur. Ainsi, ce type de modèles manque généralement de précision dans l'évaluation de certains phénomènes locaux et il est spécifique à la machine linéaire à simple induction.

Face à ces limitations, l'utilisation des modèles numériques s'avère un passage obligatoire, au moins à un stade avancé voire la phase finale de la CAO d'une machine électrique de façon générale.

CHAPITRE III ANALYSE 2D PAR LA METHODE DES ELEMENTS FINIS DES CHAMPS ELECTROMAGNETIQUES D'UN MOTEUR LINEAIRE À INDUCTION

III.1- INTRODUCTION

On a noté au deuxième chapitre que la modélisation locale des machines électriques est mise en œuvre en partant des équations de Maxwell, associées aux conditions de passage entre deux milieux différents de point de vue diélectrique et/ou magnétique et aux conditions aux limites. Pour une source d'alimentation et un point de fonctionnement bien déterminés, on peut établir l'ensemble des équations aux dérivées partielles en terme de champs ou de potentiels électromagnétiques, qui régissent le fonctionnement du dispositif en question.

On a vu, qu'en utilisant un modèle analytique (cas du moteur linéaire à induction) et en se basant sur un ensemble d'hypothèses simplificatrices relativement excessif (qu'on peut supprimer en compliquant le modèle), on peut calculer les champs électromagnétiques dans la machine et, par conséquent, en déduire ses caractéristiques et performances. Cependant, on ne peut appréhender de façon simple la répartition locale des champs magnétiques et, par la même, la saturation du circuit magnétique [6].

Par contre, une connaissance fine et représentative de la distribution de ces champs représente la clé de l'étude de tout régime de fonctionnement des machines électriques de façon générale et permet aussi la détermination des caractéristiques locales et globales et des performances de ces dispositifs avec plus de précision.

La souplesse et la puissance de la méthode des éléments finis, en tant qu'outil numérique de détermination de la répartition fine des champs électromagnétiques au sein des machines électriques, ne sont plus à démontrer. En effet, cette méthode permet d'éliminer la plupart des hypothèses restrictives.

Dans ce chapitre, on va décrire brièvement l'ensemble des méthodes numériques les plus utilisées pour analyser la répartition des champs électromagnétiques au sein des machines électriques de façon générale et dans le moteur linéaire à induction plus particulièrement. Ensuite, on va présenter le fondement de la méthode des éléments finis (qui semble être la plus souple, la plus puissante et la plus utilisée) et son application à une modélisation 2D du moteur linéaire à induction, en régime évolutif et harmonique. Des résultats de simulation d'un code de calcul développé à base de la méthode des éléments finis en 2D, simulant le moteur en question en régime

harmonique (magnétodynamique complexe) seront présentés et validés par ceux obtenus par FLUX2D.

III.2- METHODES D'ANALYSE NUMERIQUE DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

Avec l'apparition des ordinateurs assez puissants en terme d'espace mémoire, rapides en terme d'exécution des calculs et économiques (coûts réduits), l'utilisation des méthodes numériques pour la résolution des problèmes de champs électromagnétiques, devient un choix réaliste.

Ce type de problèmes est modélisé de façon fondamentale, en partant des équations de Maxwell, qui sont manipulées pour aboutir à une équation différentielle globale régissant le fonctionnement du dispositif électromagnétique dans un cadre d'hypothèses restreint et bien déterminé.

A titre d'exemple, l'équation (II.8) exprimée en terme de la composante transversale du vecteur potentiel magnétique dans une section longitudinale du moteur linéaire à induction, est une fonction spatiotemporelle, de la position relative par rapport à un référentiel et du temps. La vitesse V permet à n'importe quelle partie de la machine d'avoir un mouvement par rapport au référentiel d'axes. Dans le cas du moteur linéaire à induction, les axes peuvent être choisis liés au primaire ou au secondaire. La saturation peut être aussi prise en compte, en ajustant la perméabilité magnétique μ en fonction du vecteur potentiel A par exemple.

L'équation différentielle aux dérivées partielles (II.5) définie en terme d'un potentiel vecteur magnétique, peut être résolue numériquement sur un volume qui contient le moteur linéaire à induction, en tenant compte des conditions aux limites appropriées. Plusieurs méthodes ont été développées et utilisées pour traiter ce type de problèmes. On va décrire brièvement celles les plus utilisées dans ce qui suit.

III.2.1- Méthode des éléments finis

La méthode des éléments finis consiste à subdiviser le volume ou la surface constituant le domaine de résolution en éléments finis interconnectés [9,48,68,69]. D'habitude ce sont des triangles ou des quadrilatères pour les problèmes 2D et des tétraèdres ou des hexaèdres pour les problèmes 3D. Ensuite, le vecteur potentiel magnétique sur chaque sommet ou noeud d'un élément est calculé, en supposant, a priori, que ce même potentiel varie dans l'élément d'une façon prédéfinie (linéaire ou quadratique par exemple). La méthode des éléments finis est basée sur une formulation intégrale, qui remplace l'équation différentielle aux dérivées partielles qui modélise le dispositif et les conditions aux limites requises par le phénomène. Parmi les formulations intégrales utilisées, on cite l'approche projective appelée aussi la méthode des résidus pondérés (qui est la plus

utilisée) et la formulation variationnelle qui consiste à construire une fonctionnelle représentant l'état énergétique du système [69]. 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 utilisés pour mailler le domaine de résolution.

L'équation 3D du vecteur potentiel magnétique exige une solution pour les trois composantes de \vec{A} suivant les axes de coordonnées. Pour un nombre d'éléments nécessaire pour obtenir une précision acceptable, l'espace mémoire et/ou le temps de calcul deviennent généralement très grands pour la majorité des problèmes d'électromagnétisme [8,49]. Il s'agit dans ces conditions de résoudre (II.5), associée à la jauge de Coulomb (II.6) et aux conditions aux limites, pour garantir l'unicité de la solution.

On note que ce type de problèmes 3D, possède quatre degrés de libertés par noeud et nécessite un temps de calcul considérable surtout en présence de la saturation et/ou dans le cas d'un régime transitoire. C'est pourquoi cette alternative est à écarter, quand il est question d'établir une procédure d'analyse de champs à incorporer dans un outil de CAO optimisée. Par contre, l'analyse des champs électromagnétiques en 3D dans le moteur linéaire à induction en vue d'en déduire ses caractéristiques et ses performances, reste envisageable [46].

Comme la solution idéale, en utilisant la formulation complète en 3D, demeure jusqu'à présent limitée par la puissance des ordinateurs, quelques hypothèses simplificatrices sont généralement avancées. Si la longueur transversale du primaire est assez grande et/ou l'effet de la partie frontale de l'enroulement du primaire et celui des courants induits qui se referment dans la partie conductrice de l'induit sont négligeables, il est possible d'obtenir la répartition de l'induction avec précision raisonnable en modélisant une section longitudinale à deux dimensions du moteur linéaire à induction dans le plan (XOY) [70-74]. Les effets de distorsion, dus aux courants induits dans le secondaire qui se referment suivant la direction de l'axe (OX), peuvent être pris en compte en ajustant la résistivité du secondaire (en utilisant des facteurs de correction, comme on l'a déjà mentionné au deuxième chapitre). Les champs dans ce cas sont supposés invariants dans la direction transversale (OZ). Avec des courants circulants dans la direction (OZ), le problème revient à traiter l'équation (II.8). Le problème est considérablement simplifié, puisque le vecteur potentiel magnétique a dans ce cas une seule composante A suivant (OZ) qui ne dépend que de x et de y .

Le calcul peut aboutir à la répartition du potentiel et de l'induction magnétique au sein du moteur linéaire à induction, ainsi que les caractéristiques électromécaniques du moteur (telle que

l'évolution de la force de propulsion en fonction de la vitesse ou du glissement pour différentes fréquences par exemple), ...etc.

Quand les courants d'excitation injectés dans l'enroulement du primaire, ne comprennent que l'harmonique fondamental, on peut supposer que les champs varient de façon sinusoïdale dans le temps. Les variables de (II.11) deviennent des complexes et la solution est obtenue en prenant la partie réelle de A . Si on prend en compte la saturation, la solution s'obtient par itérations et ajustement de la perméabilité des éléments du maillage, jusqu'à ce que B et H coïncident sur les courbes d'aimantation des matériaux constituant le circuit magnétique. L'avantage dans ce cas, c'est que la solution itérative est calculée une seule fois et on complète l'allure du champ dans le temps.

Si cette hypothèse n'est plus valable, ce qui est le cas des régimes transitoires ou d'une forte saturation du circuit magnétique, la solution complète de (II.8) pas à pas dans le temps doit être effectuée. Dans ce type de problèmes, le temps machine nécessaire pour la résolution augmente de plus en plus, surtout en présence de la saturation, ou bien quand il s'agit d'incorporer ce modèle dans un outil de CAO optimisée.

III.2.2- Méthode des intégrales de frontière

Cette technique diffère de celle de la méthode des éléments finis qui consiste en la recherche de la solution sur des noeuds distribués sur tout le domaine de résolution. En effet, celle-ci construit la solution sur une subdivision de noeuds distribués sur les frontières des différentes régions du moteur linéaire à induction [21,46]. A partir de ces valeurs sur les frontières, il est possible dans certains cas de calculer les champs si c'est nécessaire à l'intérieur du domaine de résolution.

L'inconvénient de cette méthode est la difficulté de prendre en considération la saturation, la nécessité d'un espace mémoire et d'un temps de calcul équivalents à ceux exigés par la méthode des éléments finis, car les matrices issues de cette méthode sont plus remplies que les matrices creuses associées à une résolution par la méthode des éléments finis. Néanmoins, il est possible qu'une combinaison des deux méthodes soit bénéfique, dans certains cas.

La méthode des intégrales de frontière est utilisée généralement en magnétostatique ou bien elle est couplée avec la méthode des éléments finis pour calculer les champs électromagnétiques dans les milieux linéaires et non conducteurs. En deux dimensions par exemple, elle est basée sur la formulation intégrale suivante [21] :

$$CA = \oint_c A \frac{\partial G}{\partial n} dc - \oint_c G \frac{\partial A}{\partial n} dc \quad (\text{III.1})$$

Où G est la fonction de Green de l'opérateur de Laplace, en deux dimensions elle est donnée par :

$$G = \frac{1}{2\pi} \ln \frac{1}{r} \quad (\text{III.2})$$

C est un facteur qui caractérise la forme de la frontière ($C=0.5$ sur un contour lisse) et $\frac{\partial A}{\partial n}$ est la projection du gradient du module de la composante transversale du vecteur potentiel magnétique sur la normale à l'élément de frontière dc .

L'intégrale est calculée sur la frontière c du domaine analysé. La discrétisation de (III.1) aboutit à un système linéaire en terme de valeurs du module de la composante transversale du vecteur potentiel magnétique sur les nœuds de la frontière.

III.2.3- Méthode des différences finies

C'est une méthode numérique simple à mettre en oeuvre, elle est utilisée pour la résolution des équations différentielles, en particulier celles aux dérivées partielles concernant les problèmes de champs électromagnétiques.

L'équation de diffusion des champs, en deux dimensions par exemple, définie sur une section longitudinale du moteur linéaire à induction en partant des équations de Maxwell, est de la forme de l'équation (II.8). La discrétisation de cette équation, en absence de la saturation et en utilisant le schéma d'Euler par exemple, est basée sur les approximations suivantes [21] :

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 A(x, y, t + \Delta t)}{\partial x^2} &= \frac{A(x - \Delta x, y, t + \Delta t) - 2A(x, y, t + \Delta t) + A(x + \Delta x, y, t + \Delta t)}{(\Delta x)^2} \\ \frac{\partial^2 A(x, y, t + \Delta t)}{\partial y^2} &= \frac{A(x, y - \Delta y, t + \Delta t) - 2A(x, y, t + \Delta t) + A(x, y + \Delta y, t + \Delta t)}{(\Delta y)^2} \\ \frac{\partial A(x, y, t + \Delta t)}{\partial t} &= \frac{A(x, y, t + \Delta t) - A(x, y, t)}{\Delta t} \end{aligned} \quad (\text{III.3})$$

En 2D, le domaine de résolution est maillé en éléments rectangulaires à chaque instant t , comme le montre la figure (III.1).

En discrétisant l'équation (II.8) en tout noeud du maillage et en tenant compte des conditions aux limites appropriées et des conditions de passage entre les différents milieux, on aboutit à un système algébrique sous la forme suivante :

$$[K][A]=[F] \quad (\text{III.4})$$

Les conditions initiales du problème servent comme un point de départ pour trouver le vecteur $[A]$ composé des valeurs nodales du vecteur potentiel magnétique, à chaque instant de temps. De

même, le problème modélisant le régime harmonique dans le corps complexe, peut être traité aussi en utilisant la méthode des différences finies.

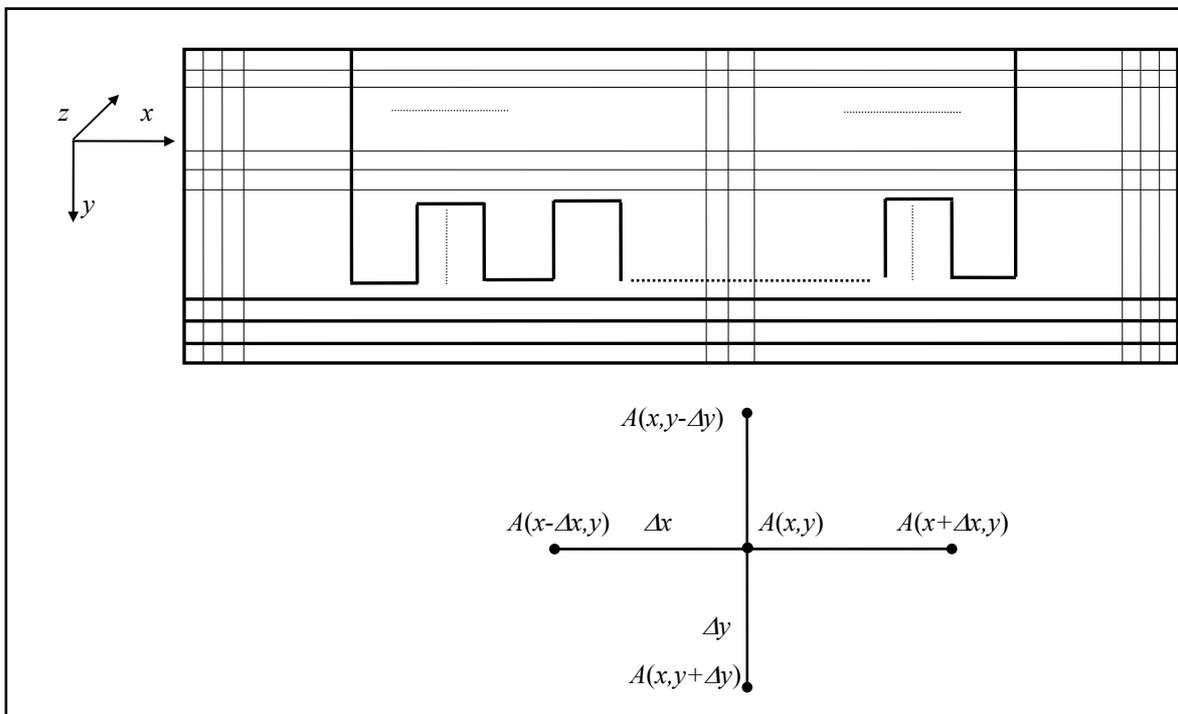


Figure III.1 Maillage d’une section longitudinale du moteur linéaire à induction proposé par la méthode des différences finies en 2D

La méthode des différences finies s’adapte difficilement aux géométries complexes. En plus, elle n’aboutit qu’aux valeurs nodales du vecteur potentiel, ce qui exige une interpolation pour déterminer les valeurs de A en d’autres points du domaine de résolution si c’est nécessaire. Pour ce qui est de la saturation, on peut en tenir compte dans ce cas, en ajustant la perméabilité de chaque nœud à chaque itération par exemple.

III.2.4- Méthode des volumes finis

La méthode des volumes finis, appelée aussi méthode des volumes de contrôle et développée par Spalding et Patankar, est une méthode de résidus pondérés pour laquelle les fonctions de poids sont égales à l’unité dans des volumes finis donnés. Elle consiste à discrétiser des équations différentielles aux dérivées partielles par une intégration sur des volumes finis entourant les noeuds du maillage, plutôt qu’au noeud lui-même (cas de la méthode des différences finies). En effet, dans le cas de cette méthode de volumes finis, le domaine d’intégration est subdivisé en des volumes de contrôle, chacun englobant un noeud du maillage.

Lors de l'assemblage des équations discrétisées, la matrice du système global est construite par arrête contrairement aux matrices globales issues d'une discrétisation par éléments finis, pour laquelle la construction se fait par élément. C'est-à-dire que pour chaque arrête, on additionne la contribution du flux aux coefficients de la matrice correspondant à l'équation et à l'inconnue concernées.

III.3- PRESENTATION DE LA METHODE DES ELEMENTS FINIS 2D

La méthode des éléments finis est l'une des méthodes numériques les plus utilisées actuellement pour résoudre d'une manière efficace les équations différentielles aux dérivées partielles des problèmes physiques.

La grande souplesse d'adaptation de cette méthode à modéliser des phénomènes stationnaires ou non stationnaires, linéaires ou non linéaires, dans des géométries complexes, a permis son utilisation dans la quasi-totalité des problèmes de champs aux dérivées partielles.

Elle s'applique à des domaines très variés de la physique de façon générale et à l'électromagnétisme en particulier. Le moteur linéaire par exemple englobe des phénomènes électriques et magnétiques couplés, par la présence des courants induits. En plus de ce couplage, la géométrie de la machine comprend une zone dentaire anisotrope et composée d'une distribution spatio-temporelle de courants et certains matériaux (ferromagnétiques) qui présentent des caractéristiques non linéaires. En tout cas, la méthode des éléments finis est tout à fait adaptée pour modéliser et tenir compte de ces phénomènes interdépendants non linéaires (et éventuellement non stationnaires).

III.3.1- Principe de la méthode des éléments finis

La méthode des éléments finis consiste à rechercher une fonction globale représentant les phénomènes étudiés, sur un domaine de résolution préalablement subdivisé en parties finies adjacentes appelées éléments finis [9,21,48,68,69].

Cette solution globale sera construite sur chacun des éléments du maillage et doit vérifier globalement les équations aux dérivées partielles qui modélisent le phénomène et les conditions aux limites requises. Sur chaque élément fini, la solution est décrite par une interpolation, en fonction des valeurs nodales de l'inconnue.

III.3.2- Maillage en éléments triangulaires linéaires

Le maillage consiste à discrétiser le domaine de l'objet analysé, qui peut être à une, deux, ou trois dimensions, en un ensemble d'éléments finis de forme simple [9,21,48,68,69]. Ces éléments peuvent être des segments, des triangles, des quadrilatères, des tétraèdres, des parallélépipèdes, des prismes etc., selon le domaine à discrétiser. Le recouvrement et les trous entre les éléments adjacents, sont inadmissibles. De plus tous les éléments du maillage ne doivent pas être trop aplatis [69]. La taille des éléments du maillage n'est pas forcément la même, ce qui permet la densification de la discrétisation dans les zones où l'inconnue varie fortement.

En deux dimensions, les éléments triangulaires s'adaptent à toute configuration géométrique et permettent une discrétisation simple d'un domaine de résolution 2D. La fonction d'interpolation de l'inconnue à approximer (le vecteur potentiel magnétique dans ce cas) est de la forme suivante :

$$A(x, y) = \alpha_1 + \alpha_2 x + \alpha_3 y \quad (\text{III.5})$$

Ce vecteur potentiel est parfaitement défini, en tout point d'un élément triangulaire, en connaissant les valeurs des potentiels en ces trois sommets (A_1, A_2 et A_3), on peut écrire :

$$A(x, y) = \sum_{i=1}^3 F_i(x, y) A_i \quad (\text{III.6})$$

Où $F_i(i=1,3)$ sont appelées les fonctions de forme, ou les coordonnées d'aire du fait de leurs propriétés géométriques. Elles s'expriment par :

$$F_i(x, y) = a_i + b_i x + c_i y \quad (\text{III.7})$$

Où a_i, b_i et c_i sont des constantes qui dépendent des coordonnées des trois sommets du triangle.

D'autre part, l'induction magnétique est exprimée de la façon suivante :

$$\vec{B} = R \vec{\text{rot}} \vec{A} \quad (\text{III.8})$$

Dans l'hypothèse bidimensionnelle, le vecteur potentiel magnétique a une seule composante suivant l'axe transversal (OZ), qui ne dépend que de x et de y , ce qui donne :

$$\vec{B} = \frac{\partial A}{\partial y} \vec{i} - \frac{\partial A}{\partial x} \vec{j} \quad (\text{III.9})$$

Donc, l'induction magnétique possède deux composantes : l'une est tangentielle, elle crée les forces normales dans le moteur linéaire à induction et l'autre est normale ou utile et engendre la poussée du moteur, tel que :

$$\begin{aligned}
 B_x &= \frac{\partial A}{\partial y} = \sum_{i=1}^3 c_i A_i \\
 B_y &= -\frac{\partial A}{\partial x} = -\sum_{i=1}^3 b_i A_i
 \end{aligned}
 \tag{III.10}$$

Ces expressions montrent que l'induction magnétique est constante sur un élément triangulaire, à chaque instant ou à chaque itération.

III.3.3- Formulations intégrales

La méthode des éléments finis est basée sur une formulation intégrale, qui remplace l'équation différentielle aux dérivées partielles modélisant le dispositif et les conditions aux limites requises par le phénomène.

Parmi les formulations intégrales, on cite l'approche projective appelée aussi la méthode des résidus pondérés (qui est la plus utilisée [69] et qu'on va décrire dans ce qui suit) et la formulation variationnelle qui consiste à construire une fonctionnelle représentant l'état énergétique du système.

La méthode projective dite des résidus pondérés, consiste à projeter le résidu des équations différentielles aux dérivées partielles du modèle à traiter, sur un ensemble de fonctions indépendantes appelées fonctions de pondération. Si on prend comme fonctions de pondération les fonctions de forme, on tombe sur la méthode de Pétrov Galerkin. Ce choix est préféré, puisqu'il aboutit à des meilleurs résultats [69].

Pour obtenir la solution recherchée, il faut que l'intégrale du résidu de l'équation différentielle projetée sur la base des fonctions de test soit nulle. Sachant que le domaine de résolution est subdivisé en triangles linéaires, la formulation intégrale sur un élément s'écrit de la manière suivante [9,48,68,69] :

$$\iint_s [F(x, y)] R(x, y, t) ds = 0
 \tag{III.11}$$

Tels que :

$$[F(x, y)] = [F_1(x, y) \quad F_2(x, y) \quad F_3(x, y)]^t
 \tag{III.12}$$

$$R(x, y, t) = \frac{1}{\mu} \left(\frac{\partial^2 A}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 A}{\partial y^2} \right) + J_{ex} - \sigma \left(\frac{\partial A}{\partial t} + V \frac{\partial A}{\partial x} \right)
 \tag{III.13}$$

Où S est la surface d'un l'élément et $R(x,y,t)$ est le résidu de l'équation du modèle évolutif (magnétodynamique pas à pas dans le temps), qu'on prend comme exemple d'illustration dans ce qui suit.

L'intégration par parties des deux premiers termes du résidu, nous permet d'écrire la formulation intégrale précédente sous sa forme faible. Après simplification et comme :

$$A(x, y) = \sum_{i=1}^3 F_i(x, y) A_i = [F(x, y)]^t [A] \quad (III.14)$$

Avec :

$$[A] = [A_1 \quad A_2 \quad A_3]^t \quad (III.15)$$

On obtient [69] :

$$\begin{aligned} & \frac{1}{\mu} \iint_s \left(\frac{\partial [F]}{\partial x} \frac{\partial [F]^t}{\partial x} + \frac{\partial [F]}{\partial y} \frac{\partial [F]^t}{\partial y} \right) [A] dx dy + \sigma \iint_s [F][F]^t \frac{\partial [A]}{\partial t} dx dy - \sigma V \iint_s [F] \frac{\partial [F]^t}{\partial x} dx dy \\ & + J_{ex} \iint_s [F] dx dy - \frac{1}{\mu} \oint_c [F] \frac{\partial A}{\partial n} dc = 0 \end{aligned} \quad (III.16)$$

Où c est le contour de l'élément et $\frac{\partial A}{\partial n}$ est la projection du gradient de A sur la normale au contour élémentaire dc .

Le terme $\frac{1}{\mu} \oint_c [F] \frac{\partial A}{\partial n} dc$ dépend des conditions aux limites et des conditions d'interface et sera

discuté ultérieurement (on montrera que cette intégrale de frontière n'influe pas le système global).

Après simplification des intégrales de (III.16), on obtient le système élémentaire suivant :

$$\begin{aligned} & \frac{S}{\mu} \begin{bmatrix} b_i^2 + c_i^2 & b_i b_j + c_i c_j & b_i b_k + c_i c_k \\ b_j b_i + c_j c_i & b_j^2 + c_j^2 & b_j b_k + c_j c_k \\ b_k b_i + c_k c_i & b_k b_j + c_k c_j & b_k^2 + c_k^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_i \\ A_j \\ A_k \end{bmatrix} + \frac{\sigma S}{12} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \partial A_i / \partial t \\ \partial A_j / \partial t \\ \partial A_k / \partial t \end{bmatrix} - \frac{\sigma V S}{3} \begin{bmatrix} b_i & b_j & b_k \\ b_i & b_j & b_k \\ b_i & b_j & b_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_i \\ A_j \\ A_k \end{bmatrix} \\ & = -J_{ex} \frac{S}{3} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (III.17)$$

Où i, j et k sont les numéros des trois noeuds de l'élément dans le maillage.

Ce système élémentaire peut être réécrit sous la forme compacte suivante :

$$[C]^{(e)} \frac{\partial [A]^{(e)}}{\partial t} + [K]^{(e)} [A]^{(e)} = [f]^{(e)} \quad (\text{III.18})$$

III.3.4- Assemblage des systèmes élémentaires

L'assemblage consiste à établir un système matriciel global à partir des systèmes élémentaires construits pour chaque élément du maillage. Ce système global est obtenu par la sommation de ces systèmes élémentaires. Les matrices globales contiennent un fort pourcentage de termes nuls, car un élément (i,j) d'une matrice globale n'est calculé que si le noeud i est relié au noeud j , c'est-à-dire si les deux noeuds appartiennent au moins à un même élément [9,48,68,69].

On a donc intérêt à concentrer les termes non nuls autour de la diagonale principale de ces matrices, ce qui permet d'obtenir des structures bandes et par conséquent réduire l'espace mémoire nécessaire pour le stockage et le temps de calcul, ou bien à ne stocker que les éléments non nuls et leur position dans une matrice creuse.

Après assemblage on obtient le système matriciel global suivant :

$$[C] \frac{\partial [A]}{\partial t} + [K][A] = [f] \quad (\text{III.19})$$

De même, si on applique la méthode des résidus pondérés au modèle de la magnétodynamique complexe (modèle en régime harmonique), on obtient le système matriciel suivant :

$$(jg\omega[C] + [K])[A] = [f] \quad (\text{III.20})$$

La résolution des systèmes (II.19) et (II.20) se fait après introduction des conditions aux limites et permet d'évaluer les valeurs nodales du vecteur potentiel magnétique.

III.3.5- Conditions aux limites et conditions d'interface

Pour que le problème soit complètement défini, il faut déterminer la contribution des conditions aux limites sur les frontières du domaine de l'étude, ainsi que les conditions de passage entre les différents milieux constituant ce domaine [9].

III.3.5.1- Conditions aux limites

On distingue essentiellement deux types de conditions aux limites, dans les problèmes de champs électromagnétiques formulés en terme du vecteur potentiel magnétique :

a) Conditions aux limites de Dirichlet ($A=A_0$) : Dans ce cas, le vecteur potentiel magnétique A est constant sur la frontière, ce qui veut dire que l'induction magnétique \vec{B} est parallèle à ce contour

qui présente alors une équipotentielle. On rencontre cette condition lorsque une partie ou tout le contour se trouve à une distance suffisamment éloignée des sources d'excitation, pour pouvoir négliger les valeurs du vecteur potentiel magnétique sur cette partie de la frontière par rapport aux valeurs de ce même potentiel à l'intérieur du domaine (c'est dire on suppose que $A=0$). Cette distance pourra être d'autant plus faible que le flux est mieux canalisé à l'intérieur du dispositif étudié. De plus, Cette condition aux limites peut se présenter aussi sur les plans ou les axes polaires (dans ce cas on se limite à mailler une partie du domaine de résolution).

b) Condition aux limites de Neumann homogène ($\partial A/\partial n=0$) : On la trouve sur les plans ou les axes d'antisymétrie magnétiques (axes inter polaires par exemple). Sur cette frontière les lignes de l'induction magnétique sont normales. De même, lorsque ce type de conditions aux limites apparaît sur des axes d'antisymétrie, le maillage est limité à une portion du domaine.

III.3.5.2- Conditions d'interface

Dans le cas général, un dispositif électrotechnique comporte des milieux différents (fer, air, aluminium, cuivre, ...etc.). Avant d'aborder la résolution du problème, il est nécessaire de connaître le comportement des champs électromagnétiques à travers l'interface entre chaque deux milieux différents. En effet, la composante normale de l'induction \vec{B} est continue au passage entre deux milieux différents telle que [75] :

$$\vec{B}_{n1} = \vec{B}_{n2} \tag{III.21}$$

De plus, la composante tangentielle du champ magnétique \vec{H} l'est également, en absence des courants surfaciques.

$$\vec{H}_{t1} = \vec{H}_{t2} \tag{III.22}$$

C'est à dire :

$$\frac{1}{\mu_1} \frac{\partial A}{\partial n} = \frac{1}{\mu_2} \frac{\partial A}{\partial n} \tag{III.23}$$

Cette condition rend nulle l'intégrale de frontière qui apparaît dans la formulation intégrale sous sa forme faible entre les éléments et élimine donc la contribution du terme suivant dans le système

$$\text{global} : \frac{1}{\mu} \oint_c [F] \frac{\partial A}{\partial n} dc .$$

III.3.6- Introduction des conditions aux limites

Les conditions aux limites de type Dirichlet, peuvent être introduites dans le système global (III.19) ou bien (III.20) sous sa forme discrétisée ($MA=b$), par trois méthodes différentes [69,70] :

- La première méthode consiste à éliminer les équations des noeuds soumis à ce type de conditions aux limites. Dans ce cas le nombre des équations nodales est réduit, mais le temps nécessaire pour la restructuration du système global est considérable.
- La deuxième méthode appelée la méthode du terme diagonal dominant, consiste à imposer la condition de Dirichlet en remplaçant l'élément diagonal du noeud soumis à cette condition aux limites par le chiffre le plus significatif du calculateur. Cette méthode risque de créer des problèmes de débordement.
- La troisième méthode appelée la méthode du terme unité sur la diagonale, consiste à modifier le système global sous sa forme linéaire ($MA=b$) en utilisant les formules suivantes (c'est la méthode utilisée dans ce travail) :

$$\begin{aligned} m_{ij} &= m_{ji} = 0 \\ m_{ii} &= 1 \quad (j=1,n) \\ b_i &= A_0 \end{aligned} \tag{III.24}$$

Où i est le numéro du noeud soumis à la condition aux limites de Dirichlet : $A = A_0$.

Par ailleurs, la condition de Neumann homogène est naturellement introduite et vérifiée par l'élimination de l'intégrale de frontière $\frac{1}{\mu_c} \oint [F] \frac{\partial A}{\partial n} dc$ et elle n'affecte pas le système global.

III.3.7- Analyse des champs électromagnétiques en présence de la saturation

Le circuit magnétique des dispositifs électrotechniques est constitué de ferromagnétiques, qui sont très perméables et permettent la circulation d'un flux magnétique important, quand on les excite par de forces magnétomotrices relativement faibles. Néanmoins, ils présentent quelques inconvénients, en particulier, la saturation, les pertes par les courants de Foucault et par l'hystérésis. Donc il faut ajouter à l'équation globale du modèle à traiter, la loi de comportement de ces matériaux ferromagnétiques $B(H)$ qui exprime la relation non linéaire qui existe entre l'induction et le champ magnétique et qui est due à la saturation.

Par ailleurs, nous avons vu que l'utilisation du modèle magnétodynamique complexe permet de calculer les champs électromagnétiques dans le moteur linéaire à induction alimenté par une source

de courant, en régime harmonique. Un tel calcul ne peut être précis que si la perméabilité magnétique est constante par rapport au temps, chose qui n'est pas vraie dans ce cas.

Pour utiliser cette représentation complexe des grandeurs, en présence de la saturation, on calcule une perméabilité magnétique équivalente qui a été proposée dans [49]. Elle est basée sur le principe de la conservation de l'énergie magnétique moyenne sur une période de la source d'alimentation (voir Annexe, section A.VI).

III.3.8- Résolution

Les systèmes matriciels différentiels ou complexes, résultant de l'application de la méthode des éléments finis à l'analyse des champs électromagnétiques au sein d'un moteur linéaire à induction (III.19, ou III.20), peuvent être traités par des méthodes numériques différentes, selon le cas traité.

Dans le cas d'un problème en évolution, la solution de (II.19) doit passer tout d'abord par une méthode de discrétisation dans le temps (on peut utiliser différents schémas de discrétisation tels que celui d'Euler ou de Runge-Kutta, ...etc.). Une discrétisation du système différentiel en question, par la méthode d'Euler implicite par exemple, permet d'écrire :

$$\{\Delta t[K] + [C]\}[A]^{k+1} = \Delta t[F] + [C][A]^k \quad (III.25)$$

En tout cas, le système issu de cette discrétisation, peut être mis sous la forme :

$$[M][A] = [B] \quad (III.26)$$

Où : $[A] = [A]^{k+1}$;

Ce vecteur représente les valeurs nodales du vecteur potentiel magnétique à l'instant $t + \Delta t$, tandis que $[A]^k$ représente les valeurs nodales du vecteur potentiel magnétique à l'instant t .

Si le problème est linéaire, le système d'équations (II.26) peut être résolu par une méthode itérative, sinon si le problème est non linéaire, ce qui correspond au cas de la saturation des matériaux ferromagnétiques (dans ce cas la reluctivité $\nu_m = 1/\mu$ devient variable et la matrice $[K]$ dépend de l'induction, donc du vecteur potentiel magnétique).

Alors la résolution de (III.26) par la méthode de Newton-Raphson, consiste à déclencher le processus itératif suivant, en partant d'une solution initiale $A^{(0)}$:

$$[J(A)][\Delta A] = -[F(A)] \quad (III.27)$$

$$\begin{aligned} \text{Avec : } [F(A)] &= \{[C] + \Delta t [K]\} [A] - \left\{ \Delta t [f] + [C][A]^k \right\} \\ &= [M][A] - [B] \end{aligned} \quad (\text{III.28})$$

$[J(A)]$ est la matrice jacobienne tel que :

$$J_{ij}(A) = \frac{\partial F_i}{\partial A_j} = C_{ij} + \Delta t (K_{ij} + \sum_{m=1}^n \frac{\partial K_{im}}{\partial A_j} A_m) \quad (\text{III.29})$$

Sur un élément, on a trouvé que :

$$K_{ij} = \frac{S}{\mu} (b_i b_j + c_i c_j) = S v_m (b_i b_j + c_i c_j) \quad (\text{III.30})$$

On montre (voir annexe, section A.VII) que [3] :

$$\sum_{m=1}^n \frac{\partial K_{im}}{\partial A_j} A_m = 2S \frac{dv_m}{d(B^2)} \left\{ b_i \sum_{l=i,j,k} b_l A_l + c_i \sum_{l=i,j,k} c_l A_l \right\} \left\{ b_j \sum_{l=i,j,k} b_l A_l + c_j \sum_{l=i,j,k} c_l A_l \right\} \quad (\text{III.31})$$

$\frac{dv_m}{d(B^2)}$ est interpolée à partir des tableaux $B(H)$ qui représentent la caractéristique d'aimantation des ferromagnétiques constituant le primaire et le secondaire du moteur linéaire à induction.

III.4- QUELQUES CARACTERISTIQUES LOCALES ET GLOBALES DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

La simulation numérique des phénomènes électromagnétiques peut apporter des renseignements ponctuels ou résultants. Dans cette section, on montre comment on peut déduire quelques caractéristiques, performances et grandeurs locales et globales, à partir d'une analyse de champs électromagnétiques en deux dimensions par la méthode des éléments finis, au sein d'une section longitudinale du moteur linéaire à induction, en terme du vecteur potentiel magnétique.

III.4.1- Expressions des champs

Une fois les valeurs nodales de A sont calculées, le vecteur potentiel magnétique en un point (x,y) de la section est donné par la forme d'interpolation (III.6). Donc, pour exprimer et calculer l'induction dans un élément, on utilise la formule (II.8), qu'on peut mettre sous la forme suivante :

$$\vec{B} = \sum_{i=1}^3 \text{Grad}(F_i(x, y)) \wedge \vec{A}_i \quad (\text{III.32})$$

Tandis que, le champ magnétique \vec{H} est déduit de la relation constitutive du milieu constituant l'élément en question, $B(H)$.

III.4.2 Expressions des forces

Deux méthodes différentes peuvent être utilisées pour calculer la force appliquée sur un objet entouré d'air, le tenseur de Maxwell ou la formule de Lorentz [76-79]. L'utilisation du tenseur de Maxwell, permet d'exprimer la force de propulsion ou la poussée F_x et la force normale F_y , appliquées au primaire du MLSI de la façon suivante :

$$F_x = \frac{L}{2\mu_0} \oint \{ (B_x^2 - B_y^2)n_x + 2B_x B_y n_y \} dl$$

$$F_y = \frac{L}{2\mu_0} \oint \{ (B_y^2 - B_x^2)n_y + 2B_x B_y n_x \} dl$$
(III.33)

Tels que n_x et n_y sont les composantes du vecteur unitaire normal à dl et c est un contour délimitant la section longitudinale du primaire.

Par ailleurs, la formule de Lorentz sous sa forme générale exprime la force appliquée au primaire de la façon suivante :

$$\vec{F} = L \iint_S \vec{J}_c \wedge \vec{B} dS$$
(III.34)

Où \vec{J}_c est la densité des courants de conduction qui circulent dans un élément de surface ds et S est la surface longitudinale du primaire. Dans l'hypothèse 2D, on peut simplifier cette relation sous la forme suivante :

$$F_x = L \iint_S J_c B_x dS$$

$$F_y = L \iint_S J_c B_y dS$$
(III.35)

La méthode du tenseur de Maxwell ne donne pas des résultats précis, à cause de la discontinuité du champ magnétique tangentiel à la frontière fer/air. Une correction sur H_t proposée dans [77] donne des résultats satisfaisants. On a considéré le résultat moyen des deux expressions (III.33) et (III.35).

III.4.3- Expression du facteur KW/KVA

Pour évaluer le facteur KW/KVA qui est une caractéristique de performance importante du moteur linéaire à induction et qui correspond au produit du rendement et du facteur de puissance ($\eta \cos \varphi$), on a utilisé les mêmes formules utilisées au deuxième chapitre, en effet on a :

$$KW / KVA = \eta \cos \varphi = \frac{F_x V}{S_a} = \frac{F_x V}{3z_{tot} I^2 + S_{prim}} \quad (III.36)$$

Telles que $F_x V$ est la puissance électromagnétique transmise au secondaire, S_a est la puissance électrique apparente absorbée par le moteur et S_{prim} est la puissance apparente due aux pertes actives et réactives au niveau du primaire.

III.5- VALIDATION DU CODE DE CALCUL

Un code de calcul à base d'éléments finis 2D établi pour simuler le comportement d'un moteur linéaire à induction en régime harmonique (magnétodynamique complexe) et non linéaire (en présence de la saturation dans le circuit magnétique du primaire et du secondaire), a été déjà présenté et validé globalement [70]. Dans ce travail, on va enrichir ce même code de calcul (version améliorée) et le valider localement en utilisant des répartitions de champs électromagnétiques, locales issues d'un logiciel professionnel français (FLUX2D). On commence tout d'abord par présenter brièvement ce logiciel et quelques résultats de simulation de celui-ci. Ensuite, on exposera et comparera des résultats de simulation obtenus par ce code de calcul établi à ceux de FLUX2D.

III.5.1 Présentation de FLUX2D

Ce logiciel a été conçu et réalisé en 1981 par le Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble (LEG, France). Il est, depuis cette date, commercialisé par la société CEDRAT et est aujourd'hui utilisé par les principaux constructeurs de matériel électrique [1-4,80]. Développé au départ pour les applications électrostatiques et magnétostatiques, il comprend aujourd'hui 20 modules qui permettent d'aborder l'ensemble des problèmes qui se posent lors de la conception d'un appareil électromagnétique. Ces modules constituent le pré processeur, le processeur et le post processeur du logiciel.

Le pré processeur de FLUX2D permet, à travers plusieurs modules, de définir la géométrie du dispositif à étudier (PREFLU), de choisir et/ou de construire une banque de matériaux (CLSMAT), d'affecter les propriétés physiques aux différentes régions géométriques prédéfinies (PROPHY) et de définir le schéma et/ou les données du circuit électrique (CIRFLU). Il permet également un

maillage automatique d'une géométrie 2D prédéfinie (PREFLU). D'autre part, le processeur de FLUX2D est constitué principalement d'un module de résolution 2D (SOLVER_2D) des différents modèles usuels de l'électromagnétisme et des problèmes thermiques. Enfin, le post processeur de FLUX2D (PostPro_2D) permet, entre autres, de tracer les équipotentielles ou les lignes de flux, le maillage, la géométrie et les courbes 2D ou 1D selon un chemin prédéfini. Il permet aussi de calculer des grandeurs globales telles que le couple ou la force appliqués à un contour fermé, les inductions, les flux, les inductances, etc. De façon générale, l'enchaînement des programmes de FLUX2D, doté d'une interface de Windows est schématisé par la figure (III.2) [1-3,80].

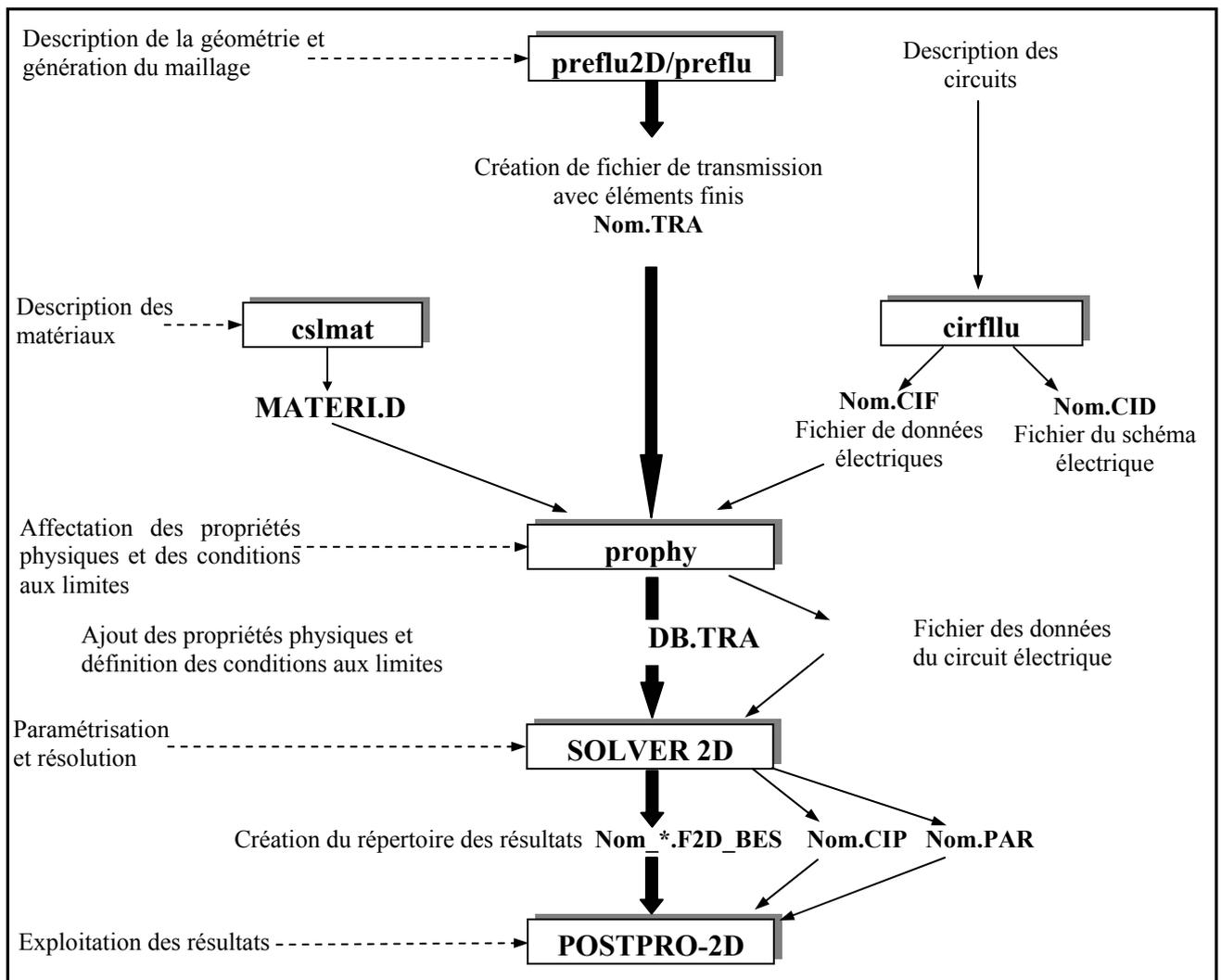


Figure III.2 Enchaînement général des programmes de FLUX2D muni d'une interface Windows

Voici quelques résultats de simulation d'un moteur linéaire de 12 encoches (dont l'ensemble les paramètres géométriques et électromagnétiques sont récapitulés dans une annexe (voir tableau A.1)), en régime harmonique (magnétodynamique complexe), obtenus par FLUX2D.

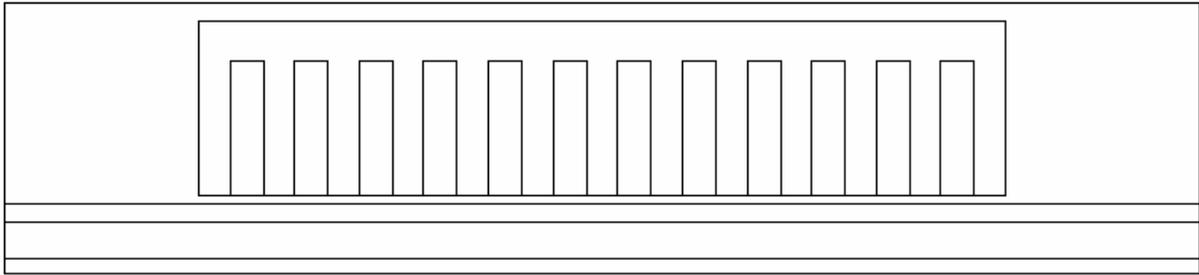


Figure III.3 Géométrie de la section longitudinale d'un moteur linéaire à induction de 12 encoches simulé par FLUX2D.

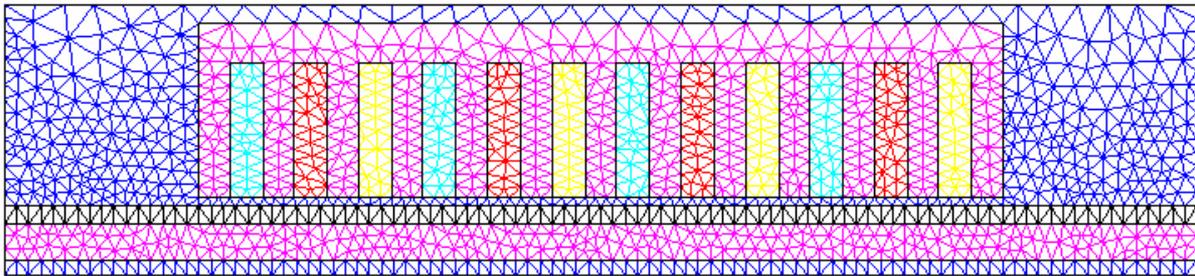
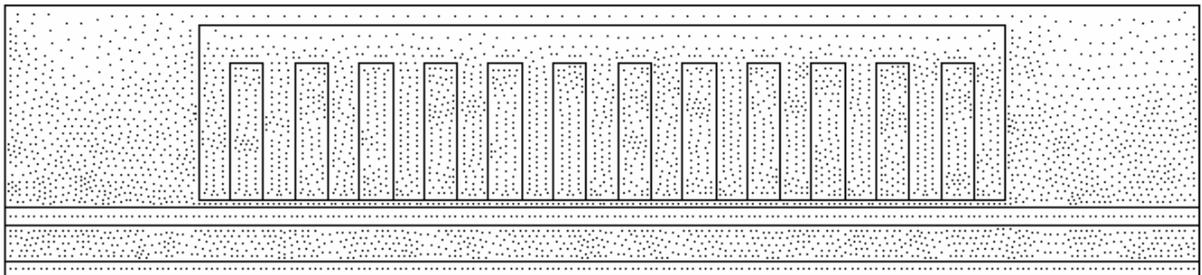


Figure III.4 Maillage de la section longitudinale d'un moteur linéaire à induction de 12 encoches



simulé par FLUX2D, en 3084 éléments triangulaires linéaires (6347 nœuds).

Figure III.5 Nœuds du maillage par FLUX2D de la section longitudinale d'un moteur linéaire à induction de 12 encoches.

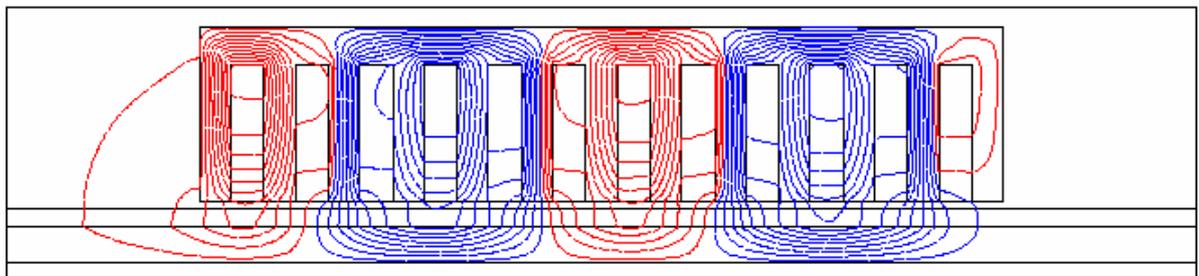


Figure III.6 Equipotentiels dans la section longitudinale d'un moteur linéaire à induction de 12 encoches.

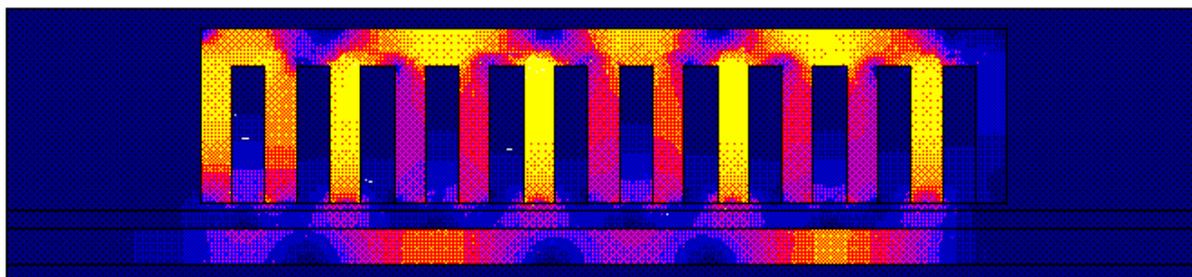


Figure III.7 Répartition de l'induction magnétique dans la section longitudinale d'un moteur linéaire à induction 12 encoches (en dégradé).

Tableau III.1 Valeurs (en Weber) des 25 équipotentielles utilisées pour tracer les lignes de champs de la figure (III.6)

Numéro	1	2	3	4	5
Equipotentielle	-11.8941e-4	-11.0166e-4	-10.1392e-4	-9.26169e-4	-8.38423e-4
6	7	8	9	10	11
-7.50677 e-4	-6.62931 e-4	-5.75185 e-4	-5.75185 e-4	-4.87438 e-4	-3.11946 e-4
12	13	14	15	16	17
-2.242 e-4	-1.36454 e-4	-4.87075 e-5	3.90386e-5	1.26785 e-4	2.14531 e-4
18	19	20	21	22	23
3.02277 e-4	3.90023 e-4	4.77769 e-4	5.65516 e-4	6.53262 e-4	7.41008 e-4
24	25				
8.28754 e-4	9.165 e-4				

III.5.2- Validation du code de calcul établi

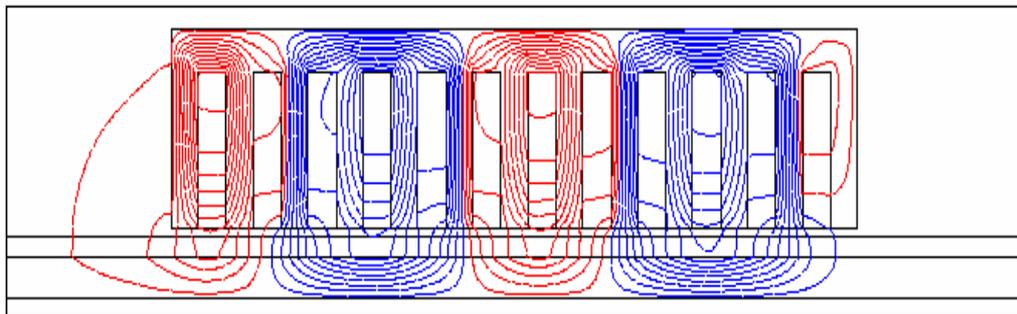
On présente dans cette section des résultats de simulation d'un code de calcul établi à base d'éléments finis en 2D et ceux de FLUX2D obtenus dans les mêmes conditions de fonctionnement d'un moteur linéaire à induction de 12 encoches. Le code de calcul établi permet de déterminer la répartition des champs électromagnétiques et quelques caractéristiques locales et globales d'un moteur linéaire à induction en régime harmonique (magnétodynamique complexe). Reprenons l'exemple d'application précédent (qui est un moteur linéaire de 12 encoches (MLSI N°2) dont l'ensemble de paramètres est récapitulé dans une annexe (voir tableau (A.1)), afin de valider cet outil d'analyse numérique établi en vue d'une CAO optimisée d'un moteur linéaire à induction.

Dans ce qui suit, on va présenter et comparer quelques résultats de simulation obtenus par ces deux outils d'analyse numérique de champs électromagnétiques, au sein d'une section longitudinale 2D d'un moteur linéaire à induction.

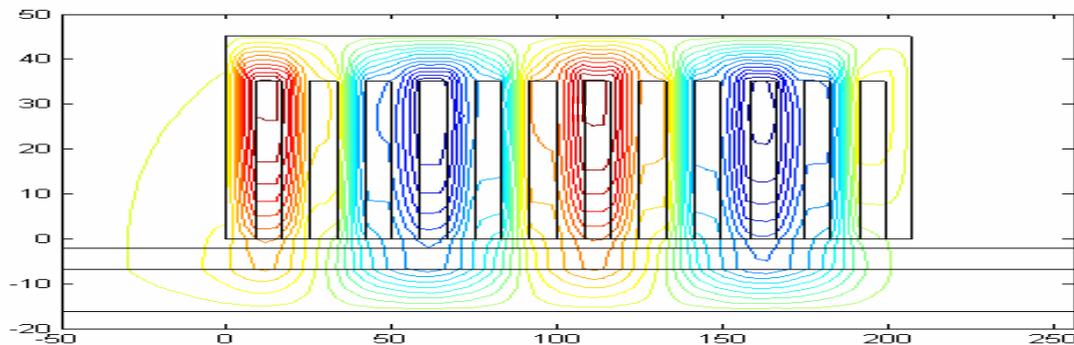
La figure (III.8) montre une concordance satisfaisante entre les deux cartes d'équipotentielles tracées sur une section longitudinale du moteur linéaire étudié, alimenté en courant ($J_{ex}=7A/mm^2$). La même remarque peut être notée à partir de la figure (III.9) représentant la répartition du vecteur

potentiel magnétique sur une section longitudinale du même moteur, obtenue par le code de calcul d'établi d'une part et celle obtenue par FLUX2D, d'une autre part.

Par ailleurs, les figures (III.10) à (III.12) montrent l'évolution de la composante normale de l'induction dans la couche conductrice en aluminium, dans l'entrefer et dans la zone dentaire respectivement. On note une fois de plus une concordance satisfaisante entre les résultats de simulation obtenus par le code de calcul établi et ceux de FLUX2D. Dans tous les cas étudiés, la différence entre les deux résultats n'a pas dépassé 1.13% globalement, pour le même maillage, toute grandeur confondue.

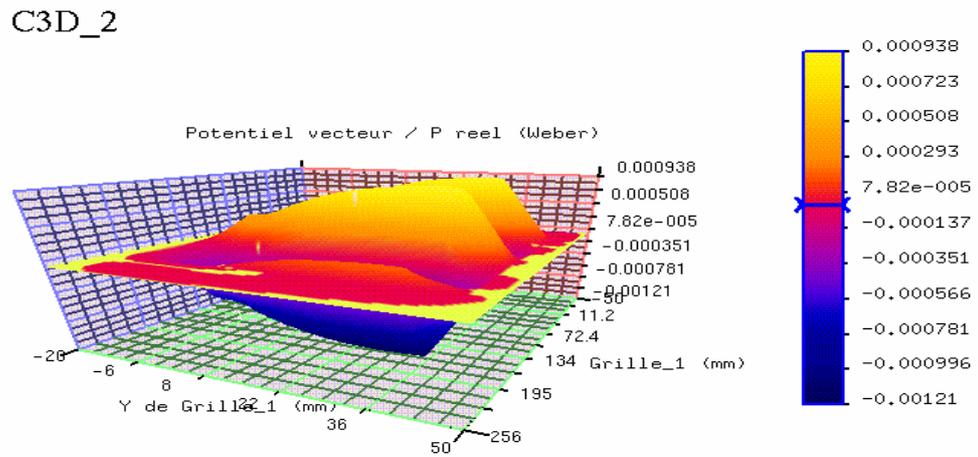


a) Résultat obtenu par FLUX2D

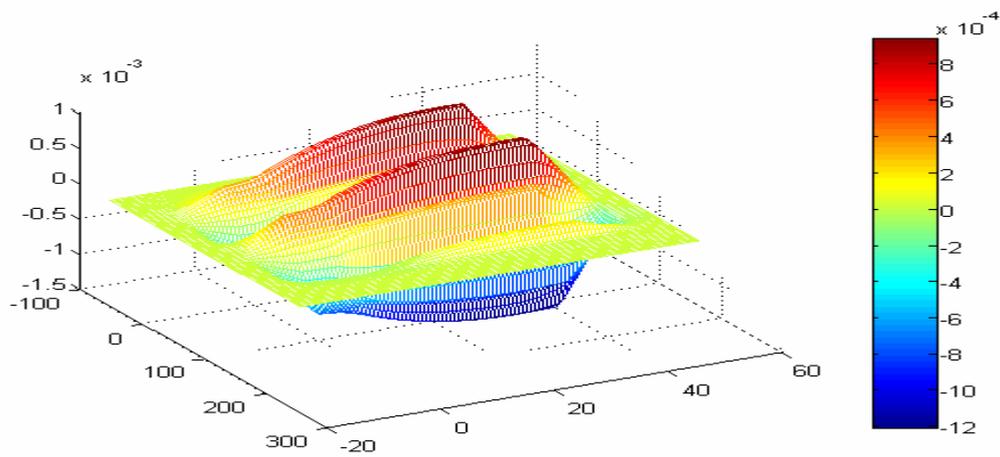


b) Résultat issu du code de calcul établi

Figure III.8 Equipotentiels dans une section longitudinale d'un moteur linéaire de 12 encoches (les isovaleurs sont celles du tableau III.1).



a) Résultat obtenu par FLUX2D



b) Résultat issu du code de calcul établi

Figure III.9 Distribution du vecteur potentiel magnétique dans une section longitudinale d'un moteur linéaire à induction de 12 encoches.

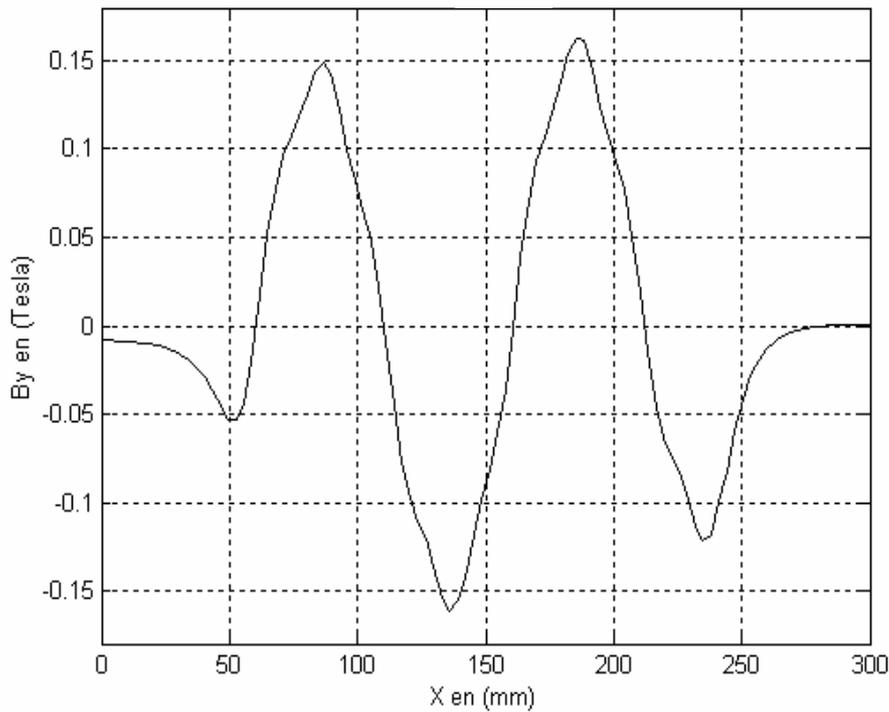
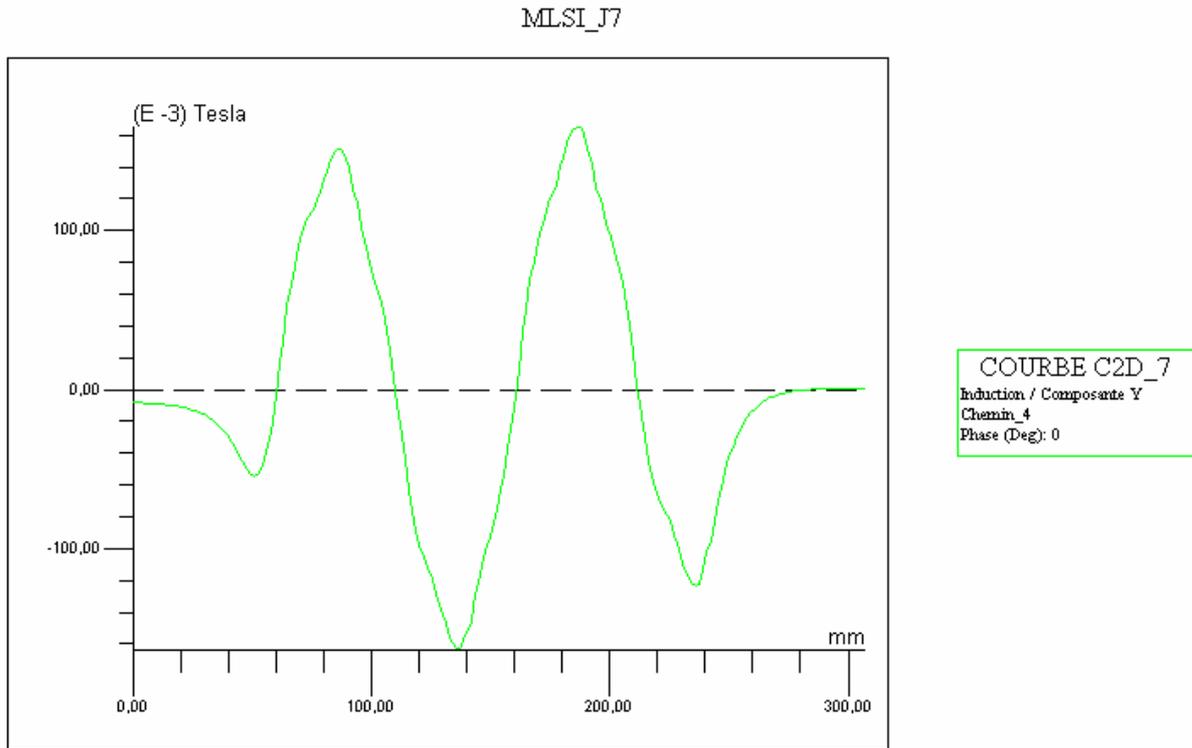


Figure III.10 Composante normale de l'induction dans la couche conductrice en aluminium
 a) Résultat obtenu par FLUX2D ; b) Résultat issu du code de calcul établi.

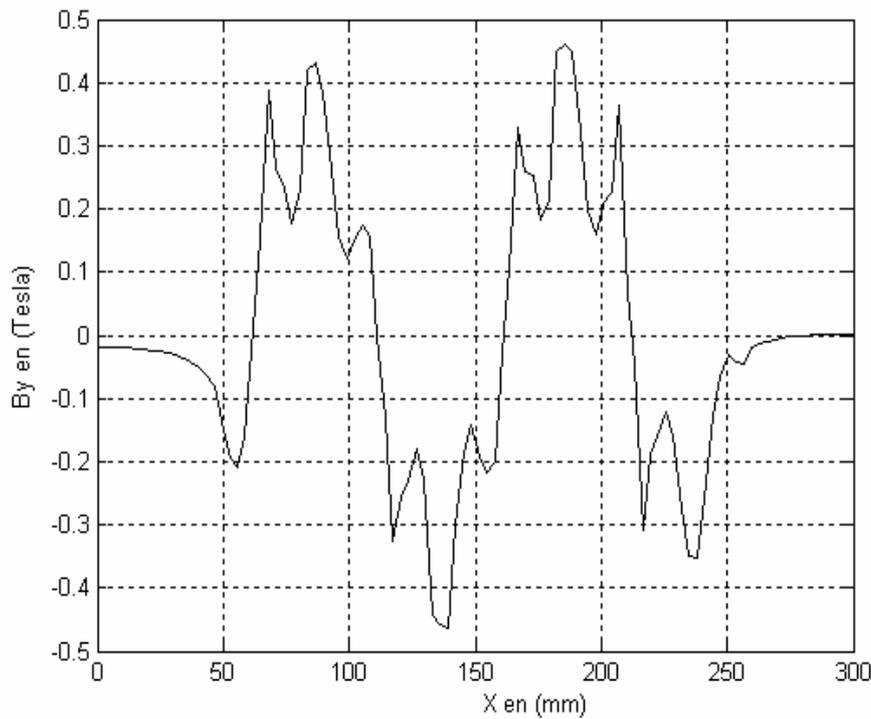
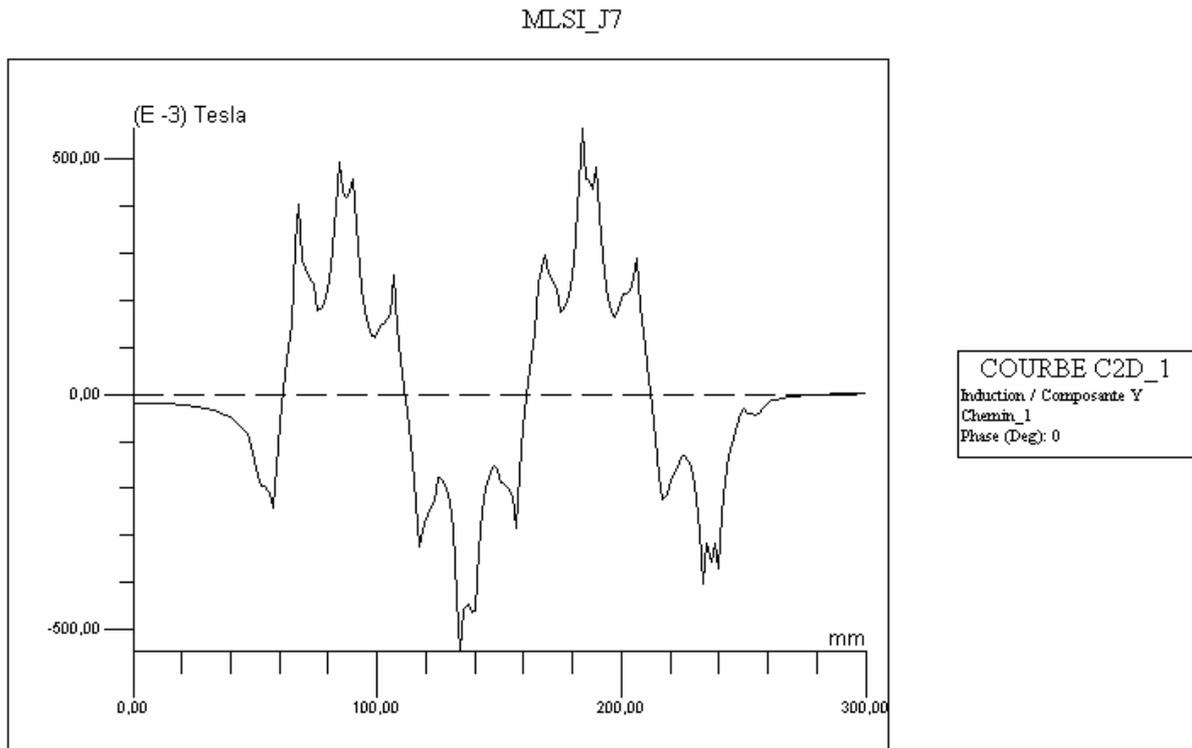


Figure III.11 Composante normale de l'induction dans l'entrefer
a) Résultat obtenu par FLUX2D ; b) Résultat issu du code de calcul établi.

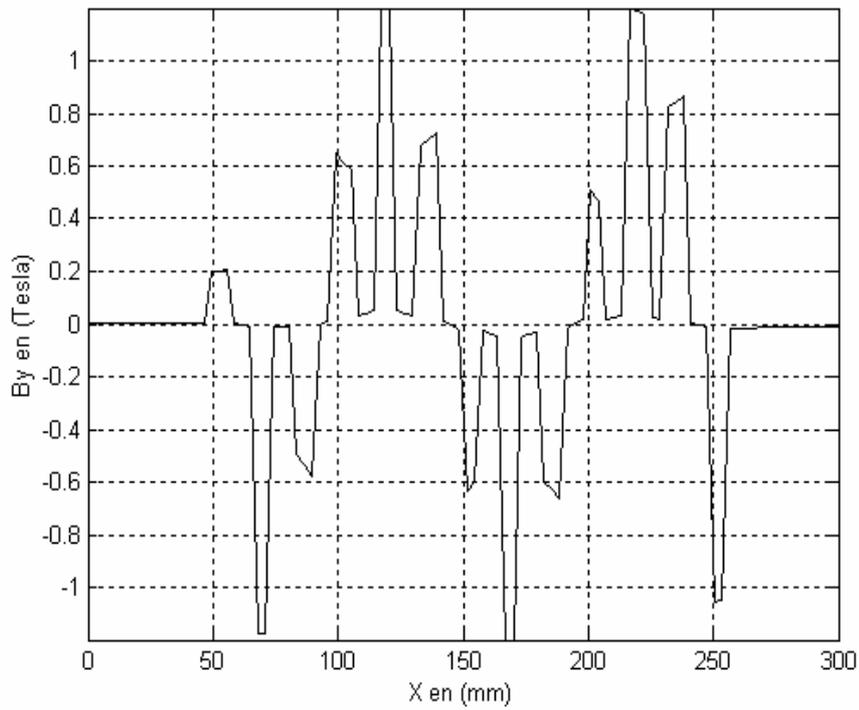
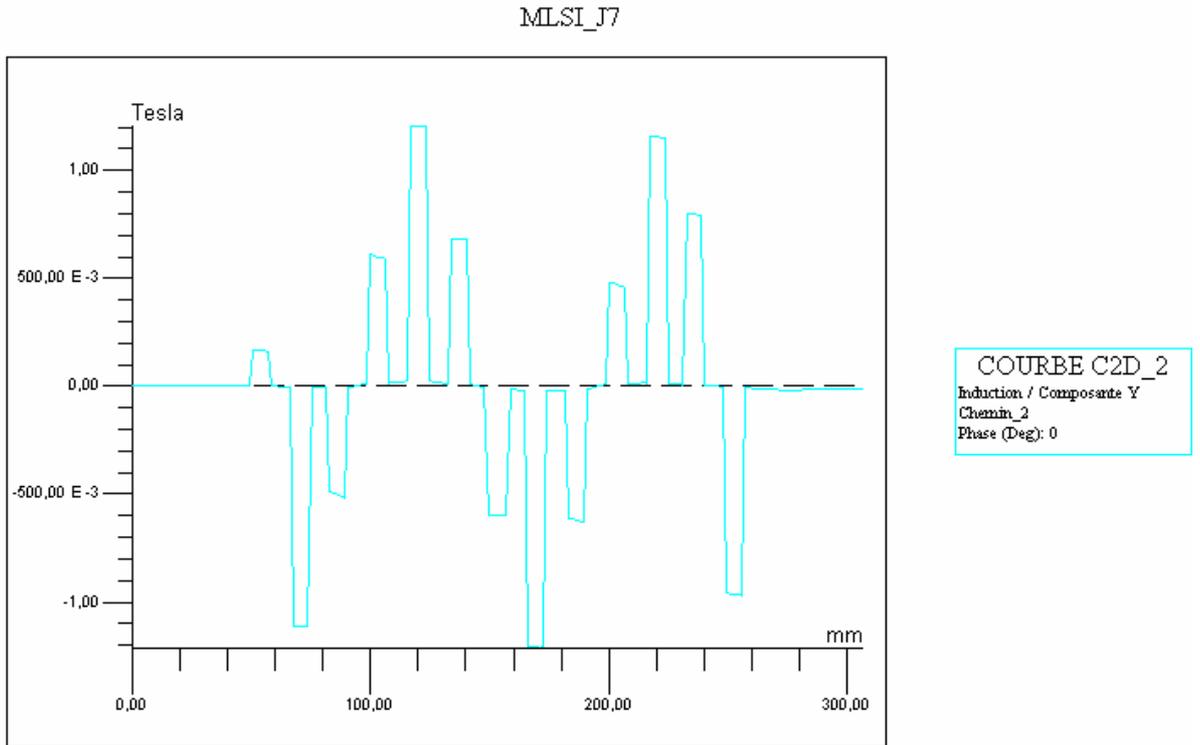


Figure III.12 Composante normale de l'induction dans la zone dentaire
a) Résultat obtenu par FLUX2D ; b) Résultat issu du code de calcul établi.

Le temps de simulation nécessaire à l'exécution du code de calcul établi à base d'éléments finis, modélisant en 2D une section longitudinale du moteur linéaire à induction (MLSI N°1, voir tableau (A.1) de l'annexe) en régime harmonique, sur une plage de glissement variant de 0 à 1 avec un pas de 0.01 pour les faibles glissements ($0 < s < 0.1$) et un pas de 0.025 ailleurs (soient 46 points à évaluer); est de 5.176 secondes environ (soit 36 fois plus lent que le modèle analytique). Il a été exécuté sur un PC muni d'un processeur de type Pentium IV de 2 GHz et un espace mémoire de type RAM de 256 Mb.

III.6- CONCLUSION

On a présenté dans ce chapitre le fondement de la MEF et son application pour l'analyse des champs électromagnétiques, dans une section longitudinale d'un moteur linéaire à simple induction, dans l'hypothèse bidimensionnelle. Les concepts théoriques présentés dans ce chapitre, ont été utilisés pour établir un code de calcul (qui sera intégré dans un outil de CAO optimisée du moteur linéaire à induction). Ce code de calcul a été validé en comparant ses résultats de simulation à ceux obtenus par FLUX2D.

En outre et comparativement aux outils de modélisation analytique, on peut conclure de façon générale que les méthodes numériques résolvent directement les équations physiques de base du système à dimensionner, avec un faible niveau d'hypothèses et en utilisant des algorithmes mathématiques numériques lourds. Ils fournissent ainsi, des valeurs du vecteur potentiel magnétique en tous les points du domaine de résolution. On en déduit les valeurs des grandeurs globales du problème avec plus de précision.

Choisit-on un modèle analytique ou une méthode numérique ? On est en face d'un dilemme : gagner en terme de temps de programmation et/ou de calcul, ou bien améliorer la précision des résultats. Généralement, les modèles numériques sont utilisés dans l'étape finale pour analyser et/ou valider les résultats de la CAO optimisée basée sur des modèles analytiques qui consomment moins de temps de calcul.

CHAPITRE IV OPTIMISATION STOCHASTIQUE DE LA CAO DES MACHINES ELECTRIQUES, APPLIQUEE AU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

IV.1- INTRODUCTION

Les problèmes d'optimisation qui se posent en technologie peuvent atteindre rapidement une complexité redoutable et nécessiter des temps de calcul impressionnants, à cause de l'explosion exponentielle du nombre des solutions à envisager en fonction du nombre de paramètres à ajuster. Le problème à exposer et traiter dans ce travail fait partie de cette classe de problèmes industriels. Penser à utiliser des méthodes énumératives ou exploratrices, qui évaluent toutes les combinaisons de l'espace de recherche discrétisé n'est qu'une illusion en général et devient indiscutable dès que le nombre des paramètres à optimiser frôle la dizaine. Une autre catégorie de méthodes dites déterministes, basée généralement sur le calcul de la dérivée ou du gradient, moins coûteuse en terme de temps de calcul, peut être employée. Ce type d'algorithmes fonctionne plus ou moins bien, dans des cas favorables pour lesquels la structure de la fonction objectif est convexe sur l'ensemble de l'espace d'exploration, autrement dit lorsqu'il n'existe qu'un seul optimum. La difficulté peut provenir de l'existence possible de plusieurs optima locaux. Dans ce cas, les méthodes de descente peuvent donc très bien aboutir, lorsqu'il existe plusieurs optima, à figer le système dans une configuration qui n'est pas la meilleure. L'une des variantes utilisée pour surmonter ce problème de piégeage dans un optimum local, consiste à faire plusieurs essais à partir des solutions initiales choisies arbitrairement, ou astucieusement quand on le peut, permettant d'atteindre chaque fois l'optimum local et puis de les comparer pour ne garder que le meilleur. Mais rien n'assure que l'un des essais ait abouti à l'optimum global, surtout s'il y a beaucoup d'optima locaux. D'où l'idée de bien orienter au départ le choix des solutions initiales, ou de s'orienter aux méthodes stochastiques.

Donc, le fait qu'il y'a possibilité de trouver plusieurs extrema locaux pour un problème d'optimisation non linéaire exige l'utilisation d'une certaine méthode pour tirer et trier les résultats d'optimisation.

De plus, dans une optimisation structurale, les dérivées partielles dont les expressions sont implicites généralement, sont habituellement évaluées en utilisant des rapports de différences exprimés en terme d'opérateurs différentiels, dont le calcul est peu coûteux mais moins précis. Ce problème de précision des calculs, ajouté au problème de possibilité de piégeage dans des extremums locaux, nous incite à utiliser des méthodes qui ne nécessitent pas le calcul des dérivées

partielles (*free derivative techniques*) comme algorithmes d'optimisation, telles que les stratégies stochastiques.

En outre, ces techniques d'optimisation basées sur des concepts stochastiques sont plus efficaces pour une exploration fiable de l'espace de recherche. Car, en ne nécessitant pas un calcul des dérivées, elles échappent systématiquement au piègeage dans des optima locaux (handicap majeur des méthodes déterministes de descente), au détriment d'un temps de calcul considérable.

Dans ce chapitre, on va formuler un problème de CAO optimisée d'un moteur linéaire à induction, auquel on va appliquer un ensemble de trois méthodes d'optimisation stochastiques, à savoir la méthode de Monte-Carlo (une méthode purement aléatoire), la méthode du recuit simulé et enfin la méthode des algorithmes génétiques (elle semble être la plus utilisée, on va la présenter un peu plus en détails). Des résultats de simulation d'un problème de CAO optimisée d'un moteur linéaire à induction seront présentés et discutés.

IV.2- FORMULATION DU PROBLEME ET ETAT D'ART DE LA CAO OPTIMISEE DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

Les effets des extrémités longitudinales et transversales détériorent sérieusement les caractéristiques et les performances des moteurs linéaires à induction, telles que la poussée, le rendement et le facteur de puissance [45,46,54]. En conséquence, il serait très intéressant d'établir une CAO optimisée permettant d'améliorer ces performances. Plusieurs travaux, ont été consacrés à ce problème de CAO optimisée de ce type de moteurs linéaires en utilisant diverses stratégies d'optimisation [7,38,81-90].

En général, une fonction objectif associée à quelques contraintes est optimisée, en ajustant un ensemble de paramètres de conception structuraux [38,84], en modifiant l'enroulement conventionnel ou l'alimentation du moteur [7,82,83], ou en modifiant plus au moins la structure de l'actionneur [88], etc. La fonction à optimiser est habituellement une performance du moteur telle que le rendement, le facteur de puissance, la force de démarrage, le rapport de la puissance utile au poids ou au coût, etc. [7,38,81-90].

Une CAO optimisée précise nécessite des outils puissants pour l'analyse de champs électromagnétiques au sein de cette machine spéciale, telles que la méthode des couches et la méthode des éléments finis, qu'on a présentées en détails au deuxième et au troisième chapitres respectivement.

Une combinaison de la méthode des éléments finis avec une technique d'optimisation qui ramène le problème à une descente de type SQP sans contraintes (SUMT, *Sequential Unconstrained Minimization Technique*) a été utilisée pour l'optimisation de la force de démarrage d'un moteur linéaire à simple induction [84]. Cette méthode utilise intensivement le calcul par la méthode des éléments finis pour chaque itération. De plus, la convergence vers un optimum global dépend du point initial (elle n'est pas garantie généralement).

D'autres méthodes ont été utilisées pour l'optimisation des moteurs à induction de façon générale, notamment celles basées sur des techniques de l'intelligence artificielle, telles que les techniques neuronales [38] et les algorithmes génétiques [8]. L'avantage principal de ces techniques c'est de réduire le temps de calcul et/ou de surmonter les problèmes de convergence vers des minimums locaux.

Il s'agit, dans ce travail, d'établir une CAO optimisée de la structure d'un moteur linéaire à induction dont les paramètres initiaux sont récapitulés dans le tableau (A.1) de l'annexe [51,55,56,67].

En général, c'est au concepteur de choisir les variables à optimiser et leur plage de variation. Il peut avoir intérêt à faire varier un grand nombre de paramètres pour augmenter les degrés de liberté de l'algorithme afin d'explorer suffisamment de solutions nouvelles et d'en choisir la meilleure. Ou bien, s'il a une vue suffisamment précise de ce qu'il veut obtenir, il peut limiter le nombre de variables à l'essentiel. Les variables à optimiser peuvent être de natures diverses, il peut s'agir d'une forme de dispositif, de ses dimensions géométriques, des matériaux utilisés, des paramètres de l'alimentation, etc.

On a noté que la ou les grandeurs à optimiser peuvent être par exemple un rendement, un facteur de puissance, un coût, une masse, des pertes, un couple ou une force, etc. Un algorithme d'optimisation nécessite généralement la définition d'une fonction rendant compte de la pertinence des solutions potentielles, à partir des grandeurs à optimiser. Cette fonction est nommée aussi fonction d'adaptation (ou *fitness function* en anglais), elle doit donc exprimer le plus fidèlement possible le désir du concepteur sous une forme mathématique. Elle dépend implicitement et/ou explicitement des variables de conception x_1, \dots, x_n et elle est définie soit par un outil analytique, ou elle peut faire appel à un modèle numérique du dispositif étudié. Par exemple, si l'on se fixe l'objectif de trouver un dispositif dont le rendement est maximum, cette fonction sera égale au rendement lui-même.

Dans cette étude, il est question de trouver un vecteur X d'un ensemble de paramètres structurels du MLSI N°1 de l'annexe (voir figure IV.1 et tableau IV.1), qui optimise une fonction objectif $F(X)$. Pendant l'opération d'optimisation, l'algorithme ajuste un ensemble de paramètres structurels qui influencent considérablement les caractéristiques d'un moteur linéaire à simple induction, à savoir : l'entrefer, le pas polaire, le rapport de l'ouverture de l'encoche au pas dentaire, l'épaisseur de la couche conductrice en aluminium, l'épaisseur de la couche du ferromagnétique du secondaire et la longueur transversale du ferromagnétique du secondaire. Le reste des paramètres géométriques du moteur sont exprimés en terme de ces variables de conception structurales ou prennent des valeurs standard [47]. Dans ce travail, on a choisi deux fonctions objectifs à optimiser, afin de :

1) Maximiser la moyenne du produit rendement, facteur de puissance d'un moteur linéaire à induction sur la plage des glissements de la région stable (c'est-à-dire pour $0 < s < s_m$, où s_m est le glissement critique correspondant à la poussée maximale) :

$$F(X) = \text{mean}(KW/KVA) = \text{mean}(\eta \cos \varphi) \quad (\text{IV.1})$$

2) Maximiser le rapport de la force de démarrage du moteur, au poids primaire M_p , plus le poids du secondaire calculé sur une distance de $2\tau p$, M_s :

$$F(X) = \frac{F_{xd}}{M_m} = \frac{F_{xd}}{M_p + M_s} \quad (\text{IV.2})$$

Telles que : $M_s = M_{Fe} + M_{Al} = 2\tau p \left[\rho'_{Fe} D_{ir} W + \rho'_{Al} (W D_{al} + h_{ov} t_{ov}) \right]$;

$$M_p = M_{Fep} + M_{Cu} \approx \rho'_{Fe} \left\{ [(2p+1)w_c + 2l_d] (h_p - h_e) L + (Z+1)h_e l_d L \right\} \\ + 3\rho'_{Cu} (2L + 2L_f) \frac{\pi D_b^2}{4} N N_b$$

L'optimisation de la fonction objectif, est soumise à un ensemble de contraintes, dont le but est d'assurer la faisabilité d'une conception ; car, dans le cas d'une optimisation structurale en particulier, le résultat d'une optimisation sans contraintes mène facilement à des structures qui ne sont pas pratiques ou à peine réalisables.

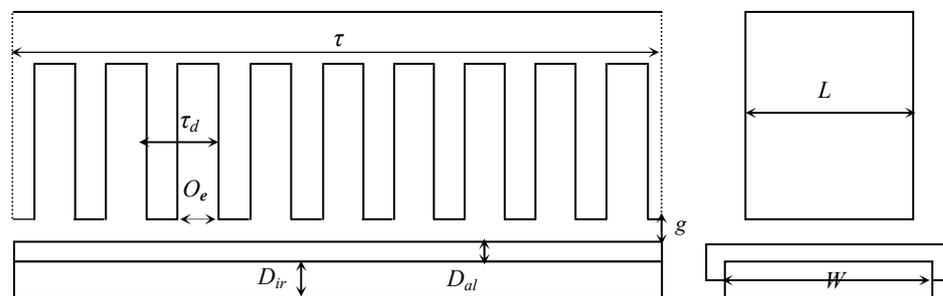
Le tableau (IV.2) récapitule l'ensemble des contraintes considérées. Elles délimitent l'espace d'exploration auquel doit appartenir l'ensemble des paramètres structurels à optimiser et exigent certaines limitent sur quelques caractéristiques électromagnétiques ou électromécaniques du moteur, telles que la force de démarrage et les inductions dans les dents et l'acier du secondaire, etc.

Tableau IV.1 Ensemble des paramètres de conception du moteur linéaire à induction

Entrefer	g
Pas polaire	τ
Epaisseur de l'acier du secondaire	D_{ir}
Epaisseur de la couche en aluminium	D_{al}
Ouverture de l'encoche/ pas dentaire	$k_t = O_e / \tau_d$
Longueur transversale de l'acier du secondaire	W

Tableau IV.2 Ensemble des contraintes structurelles et physiques

Entrefer (mm)	$10 \leq g \leq 30$
Pas polaire (mm)	$150 \leq \tau \leq 300$
Epaisseur de l'acier du secondaire (mm)	$5 \leq D_{ir} \leq 45$
Epaisseur de la couche en aluminium (mm)	$1 \leq D_{al} \leq 10$
Ouverture de l'encoche/ pas dentaire	$0.5 \leq k_t \leq 0.75$
Longueur transversale du fer de secondaire (mm)	$100 \leq W \leq 120$
Force de démarrage/ force nominale	$F_s / F_n > 1.5$
Force maximale / Force nominale	$1.5 < F_m / F_n < 2.5$
Induction maximale dans les dents (T)	$B_{tm} < 2$
Induction maximale dans l'acier secondaire (T)	$B_{sm} < 1.2$
Valeur moyenne du facteur KW/KVA	$mean(\eta \cos \phi) > 0.3$

**Figure IV.1** Structure du moteur linéaire à induction et ses paramètres géométriques à optimiser

La fonction objectif $F(X)$ et les contraintes choisies, sont calculées à l'aide d'un outil d'analyse de champs électromagnétiques au sein d'une section longitudinale 2D du moteur linéaire à

induction (l'outil d'analyse utilisé est tantôt le modèle analytique basé sur la méthode des couches présenté au deuxième chapitre et tantôt le modèle numérique à base d'éléments finis exposé au troisième chapitre).

IV.3- OPTIMISATION DE LA CAO DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION PAR LA METHODE DE MONTE-CARLO

IV.3.1- Principe de la méthode de Monte-Carlo

Comme on l'a mentionné au premier chapitre, la méthode de Monte-Carlo, est une technique d'optimisation qui effectue une exploration globale de l'espace de recherche des solutions faisables, d'une manière purement aléatoire. Elle consiste à générer des combinaisons aléatoires des paramètres descriptifs du système basées sur un tirage de nombres pseudo aléatoires. Ensuite, on évalue les performances et les caractéristiques de chaque combinaison, en utilisant un outil d'analyse du dispositif à dimensionner et on trie la meilleure solution qui optimise la fonction objectif et vérifie l'ensemble des contraintes imposées par le cahier des charges, à la fois.

Pour obtenir des résultats statistiquement fiables, il est nécessaire d'évaluer un très grand nombre de combinaisons aléatoires, typiquement plusieurs milliers. Ce nombre est bien sûr d'autant plus grand que le nombre de variables est élevé. Plus le nombre de cas évalués est grand, plus on trouvera des structures de plus en plus optimisées. Le temps de calcul constitue l'une des faiblesses de ces méthodes. Le grand avantage de cette méthode est sa simplicité, en effet, elle permet d'étudier des structures intéressantes qui auraient été a priori écartées et de trouver facilement des structures que l'on n'aurait pas aussi bien optimisées par d'autres techniques.

IV.3.2- Procédure de calcul

Pratiquement, on a généré aléatoirement, à chaque itération k , les différentes composantes du vecteur constitué des paramètres à ajuster, noté X^k en utilisant des séries de nombres pseudo aléatoires $rand(k)$ compris entre 0 et 1 ; ainsi on peut écrire [21] : $x_i^k = a_i + (b_i - a_i)rand(k)$

Où a_i et b_i sont les bornes supérieure et inférieure de l'intervalle de faisabilité de la variable de conception ($i^{ème}$ composante du vecteur X , i varie de 1 à 6).

Ensuite, on a évalué la fonction objectif et l'ensemble des contraintes en utilisant l'un des deux outils d'analyse présentés aux deuxième et troisième chapitres (on a itéré les calculs pour douze milles (12000) échantillons aléatoires et le temps de calcul était en moyenne de 1 heure 2 minutes et 24 secondes environ dans le cas du modèle analytique et de 17 heures et 15 minutes environ dans le cas du modèle numérique). A chaque itération, on s'assure tout d'abord de la validité de la solution

qui doit vérifier impérativement l'ensemble des contraintes imposées par le cahier des charges, puis on la compare à la meilleure solution précédente (si elle existe). On garde la meilleure solution valide (si elle existe) jusqu'à la fin de ce processus itératif et on lance plusieurs essais pour augmenter la chance de retrouver l'optimum global.

IV.3.3- Résultats de simulation

On se limite dans cette section à présenter quelques meilleures conceptions explorées par la méthode de Monte-Carlo, pour les deux fonctions objectifs à optimiser et cela en présence et en absence des contraintes. On peut noter, par intuition, qu'il est possible de localiser un optimum global en utilisant une méthode d'optimisation stochastique, par contre il n'est pas facile qu'un optimum global soit atteint précisément par ce type de méthodes.

Quelques meilleures solutions du problème d'optimisation présenté précédemment sans et sous contraintes, sont résumées dans les tableaux (IV.3) à (IV.5). Dans le cas d'une optimisation sans contraintes, les six contraintes structurales du tableau (IV.2) sont considérées bien évidemment.

Tableau IV.3 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA sans contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
1)	10.4	35.5	9.1	0.5247	117.1	151.0	0.5590
2)	10.2	32.8	8.4	0.5422	119.1	150.8	0.5548
3)	10.0	23.6	8.3	0.5271	120.0	150.4	0.5565
4)	10.8	22.9	8.4	0.5552	115.5	152.7	0.5420

Tableau IV.4 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA sous contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
1)	11.7574	42.575	1.000	0.613	120.000	227.525	0.3370
2)	14.687	28.529	1.408	0.608	104.970	203.422	0.3313
3)	14.739	22.947	1.216	0.651	107.889	194.073	0.3177
4)	25.872	33.582	1.903	0.679	103.172	171.207	0.2985

Tableau IV.5 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation sous contraintes du rapport de la force de démarrage au poids du moteur)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
1)	20.485	17.000	1.628	0.573	102.526	189.600	13.780
2)	16.513	20.182	1.675	0.5698	101.465	190.024	13.481
3)	14.87	26.175	1.521	0.734	114.188	205.394	12.257
4)	10.756	28.549	1.125	0.621	116.023	222.721	11.208

On note d'après ces résultats de simulation une nette amélioration des performances optimisées par rapport au moteur linéaire initial (voir tableau A.1). En effet, dans le cas de la meilleure solution du tableau (IV.3), la valeur moyenne du facteur KW/KVA a subi une augmentation de 0.3599 à 0.5590 soit une amélioration de 55.32% en absence des contraintes (voir tableaux IV.3 et A.1). D'autre part, bien que ce même facteur diminue de 0.3599 à 0.3370, en présence des contraintes (voir tableaux IV.4 et A.1), on doit signaler que la conception initiale ne vérifie pas les contraintes du cahier des charges (force de démarrage faible $F_s/F_n=0.89115 < 1.5$). Par ailleurs, dans le cas d'une optimisation du rapport de la force de démarrage au poids du moteur, on note une amélioration de la fonction objectif de 6.092 à 13.780 (voir tableau IV.5) soit une augmentation de la force de démarrage du moteur de 891.15 N à 1505.8 N et une diminution du poids du moteur de 146.281 kg à 109.3 kg.

IV.4- OPTIMISATION DE LA CAO DU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION PAR LA METHODE DU RECUIT THERMIQUE SIMULE

IV.4.1- Principe de la méthode du recuit thermique

La recherche par un système physique des états d'énergie les plus bas est l'analogie formelle d'un processus d'optimisation. Rappelons tout d'abord quelques aspects de la thermodynamique étroitement liés au phénomène du recuit thermique. A température nulle, le système évolue à partir d'une configuration vers la ou les configurations d'énergie les plus basses par une méthode de type gradient. Par conséquent, dans le cas d'un système 'frustré', la configuration atteinte est le plus souvent un état métastable, dont l'énergie est supérieure à celle du minimum absolu [21,22-25]. Le système est en quelque sorte piégé dans ce minimum local.

En revanche, à température non nulle, le caractère probabiliste des changements de configuration peuvent permettre au système de remonter la pente et de ressortir du bassin d'attraction d'un

minimum relatif pour accéder à un autre bassin plus profond. Idéalement, pour se rapprocher d'un minimum, il faudrait que la température soit assez grande pour permettre au système de sauter les barrières et qu'elle soit assez faible pour qu'il soit malgré tout attiré vers le fond des vallées, à niveaux d'énergie faibles.

Envisageons alors une double dynamique : celle de la recherche des minima à température fixée, plus une dynamique de diminution de la température. Si l'on part d'une température élevée, toutes les configurations sont accessibles et le système n'a qu'une faible préférence pour les états de faible énergie. En diminuant progressivement la température, on permet au système de rechercher des bassins d'attraction relativement larges au début, tout en lui évitant d'être piégé par les attracteurs métastables. Le nombre des configurations accessibles dépend de la température; aux températures moyennes le système semble surtout être sensible aux traits les plus grossiers du paysage dynamique. En diminuant lentement la température, on évite de piéger le système dans des vallées d'énergie élevée, pour l'envoyer vers les bassins les plus importants et les plus profonds, là où les baisses ultérieures de température le précipiteront vers les fonds [21, 22-25].

Un tel mécanisme s'appelle un recuit, par analogie avec les cycles thermiques utilisés en métallurgie. En effet, lors du refroidissement d'un métal ou d'un alliage, on choisit la vitesse de décroissance de la température en fonction des qualités mécaniques du solide que l'on souhaite obtenir. L'acier des outils tranchants par exemple est trempé par un refroidissement rapide : cette opération donne un cristal très imparfait, dans un état métastable, mais très dur. Par contre, si l'on souhaite obtenir un matériau malléable et peu cassant, il faut réaliser une structure cristalline la plus parfaite possible, d'où la nécessité d'opérer des recuits à des températures intermédiaires, de manière à éliminer les défauts du cristal.

IV.4.2- Principe de la méthode du recuit simulé

L'idée du recuit simulé appliquée à la CAO optimisée consiste à simuler numériquement une opération de recuit thermique [21, 22-25]. Le principe en est le suivant : On considère un dispositif dont un vecteur de n paramètres sont à optimiser. Pour chaque vecteur, est associée une fonction à optimiser qui représente généralement une performance ou une caractéristique du dispositif. Si l'on recherche la conception qui minimise cette performance, celle-ci jouera le rôle de l'énergie, sinon si l'on recherche au contraire un maximum, alors on prend comme énergie l'opposée de la fonction à optimiser. On part d'un point aléatoire (ou choisi astucieusement en fonction du problème). Au départ de l'itération, on fixe un paramètre de température en relation avec la gamme des énergies accessibles au système. On itère alors le processus suivant : on tire au sort une modification de la configuration actuelle qui change l'énergie du système d'une quantité ΔE . Alors, si l'énergie

diminue, on effectue le changement, sinon si l'énergie augmente, on accepte le changement avec une probabilité $\exp(-\Delta E/T)$ [25]. L'itération se poursuit tant que l'énergie du système diminue. Lorsque l'énergie reste stationnaire, on diminue un peu la température et l'on reprend le processus de Monte-Carlo tant qu'il y'a décroissance de l'énergie. On arrête lorsque les diminutions de température restent inefficaces. La difficulté principale de la méthode réside dans le choix des paliers de température. Il n'est pas toujours possible de définir un protocole à l'avance. Le plus souvent on procède de manière empirique : on regarde évoluer le système en partant des hautes températures, on repère les températures où le système n'évolue plus, on recuit longtemps à des températures légèrement supérieures avant de continuer la descente [21, 22-25].

On va illustrer dans cette section l'application de cette méthode du recuit simulé à l'optimisation de la CAO du moteur linéaire à simple induction. Voici les étapes principales d'un algorithme de recuit simulé :

- 1- Générer une solution initiale aléatoirement X_0 , appartenant à l'espace d'exploration ;
- 2- Calculer sa performance (valeur de la fonction objectif F dans ce cas) et sa validité vis-à-vis des contraintes imposées ;
- 3- Itérer n fois les étapes suivantes :
 - a) Générer m solutions aléatoires dans le domaine de faisabilité, en utilisant le processus de Monte-Carlo ;
 - b) Calculer pour chacune des m solutions générées, la performance à optimiser et vérifier sa validité vis-à-vis des contraintes physiques ;
 - c) Si la solution est valide alors :
 - Comparer la solution actuelle à la solution précédente (si elle existe) et la garder si elle est meilleure de point de vue performance ;
 - Sinon garder quand même la solution actuelle si $\exp(-\Delta F/T)$ est supérieure à une certaine probabilité, générée d'une manière aléatoire ;
 - d) Diminuer la température T de façon exponentielle à partir d'une température initiale T_0 , après chaque itération et retourner à l'étape 3.a);
- 4- Afficher la meilleure solution si elle existe.

IV.4.2- Résultats de simulation

On se limite dans cette section à présenter quelques meilleures conceptions obtenues par la méthode du recuit simulé, dans le cas des deux fonctions objectifs à optimiser.

On a pris un nombre d'itérations égal à 200, un nombre de solutions aléatoires égal à 60 et on a initialisé la température à une valeur égale à 100 ($T_0=100$). Le code de calcul analytique utilisé dans

ce cas pour la CAO optimisée du moteur linéaire à induction s'exécute au bout d'un temps moyen de 1 heure 18 minutes et 30 secondes environ dans le cas du modèle analytique et de 21 heures et 33 minutes environ dans le cas du modèle numérique).

Quelques meilleures solutions du problème d'optimisation présenté précédemment sans et avec contraintes, sont résumées dans les tableaux (IV.6) à (IV.9).

Tableau IV.7 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA sans contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
1)	10.2	34.5	9.0	0.5373	116.8	150.0	0.5602
2)	10.5	24.9	9.2	0.5314	120.0	150.0	0.5600
3)	10.0	25.9	7.2	0.5021	120.0	150.0	0.5592
4)	10.2	32.9	7.4	0.6252	117.5	155.7	0.5495

Tableau IV.8 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA avec contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
1)	14.01	29.78	1.45	0.5284	1067.1	204.85	0.3460
2)	11.1	37.51	1.0	0.5451	119.8	234.47	0.3422
3)	18.08	23.24	1.81	0.5284	103.13	186.16	0.3372
4)	15.7	26.85	1.41	0.5896	105.15	200.28	0.3248

Tableau IV.9 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation sous contraintes du rapport force de démarrage au poids du moteur)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
1)	15.243	16.614	1.480	0.729	105.930	200.240	14.226
2)	14.959	24.1470	1.518	0.756	106.348	199.475	13.440
3)	10.168	25.000	1.000	0.646	113.749	225.001	11.875
4)	15.217	25.917	1.597	0.723	114.291	206.344	11.786

La méthode du recuit simulé utilise un certain raisonnement intelligent afin de surmonter le problème de piégeage dans un minimum local. En effet, d'après les résultats obtenus (voir et comparer les résultats des tableaux (IV.4) à (IV.9) deux à deux selon le cas étudié), on note que celle-ci, localise mieux l'optimum global du problème de CAO optimisée, comparativement à la méthode de Monte-Carlo qui est purement et simplement aléatoire.

IV.5- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT DES ALGORITHMES GENETIQUES

IV.5.1- Principe des algorithmes génétiques

Rappelons qu'un algorithme génétique est basé sur les propres principes évolutionnaires de la nature qui sont simulés sur ordinateur. Dans cet algorithme, les variables sont constituées d'une chaîne de bits $\{0,1\}$ appelés chromosomes, proposés par Holland en 1975 [8,14,30,35]. Chacune des variables à optimiser, appartient à un intervalle de faisabilité prédéfini, de telle sorte que la borne supérieure de l'intervalle est décrite par une chaîne de bits "111... 1" et celle inférieure par "000... 0". Le nombre de bits, appelés gènes, de chaque chromosome est arbitraire : s'il est trop grand il donne une bonne discrétisation du domaine de faisabilité et augmente un peu le temps de calcul et vice versa.

L'approche utilisée pour simuler un algorithme génétique par ordinateur, est basée sur des opérateurs génétiques, qui ont été proposés par Fraser en 1957 et Holland en 1975 [8,14,30,35]. D'autre part, Davis a proposé en 1991 un algorithme génétique standard, constitué des étapes suivantes [8,35] :

- 1) Initialisation d'une population de solutions ;
- 2) Evaluation de la performance de chaque solution dans la population ;
- 3) Création de nouvelles solutions par croisement et mutation des solutions actuelles ;
- 4) Remplacement des membres les moins performants de la population par les nouvelles solutions ;
- 5) Evaluation de la performance des nouvelles solutions ;
- 6) Si le temps disponible pour la simulation a expiré, prendre la meilleure solution disponible; sinon, aller à l'étape 3.

Pendant l'opération d'optimisation, l'algorithme modifie les chromosomes, le génome des membres d'une population, en utilisant des opérateurs génétiques. Il réalise des croisements entre des membres choisis de la population *et* des mutations aux gènes pour obtenir de meilleures conceptions. Le but est de trouver de bons gènes à un membre de la population, qui lui permettent de survivre longtemps dans l'environnement décrit par la fonction objectif et les contraintes

requis. La population offre à l'algorithme génétique la possibilité d'employer plus d'information dans la sélection des nouvelles conceptions. La sélection des parents pour le croisement est basée sur la technique de la roulette [8,14,30,35] qui est généralement la plus utilisée. Elle consiste à évaluer la performance de chaque membre d'une population et la probabilité de devenir un parent pour donner naissance à de nouveaux membres de la population est proportionnelle à cette performance. Ainsi, un groupe de membres est choisi pour se reproduire et un groupe d'autres membres est éliminé. Ensuite, des opérateurs génétiques sont appliqués et une nouvelle génération est reproduite pour substituer les membres qui sont éliminés etc.

Les algorithmes génétiques, tout comme les stratégies d'optimisation stochastiques basées sur des méthodes aléatoires, offre une garantie de convergence asymptotique vers l'optimum global, avec l'augmentation du nombre de générations (ou d'itérations). Bien que l'algorithme génétique défini par Holland en 1975 ne soit pas convergent, indépendamment de l'initialisation, des opérateurs génétiques et de la fonction objectif, la recherche peut être facilement obligée à converger globalement en ajoutant une sélection d'élite. Selon cette règle, on doit toujours mettre à jour la meilleure solution dans la population pour toutes les générations postérieures.

D'autre part, l'algorithme génétique s'est avéré robuste et convivial dans une opération d'optimisation, face à la sélection des paramètres d'optimisation. En effet, il n'exige ni des règles particulières pour les configurations faisables du domaine d'exploration des paramètres, ni le nombre de mutations et/ou de croisements, qui peuvent être choisis librement.

Néanmoins, les algorithmes génétiques peuvent mener à un grand nombre d'évaluations de la fonction objectif, même avec un problème d'optimisation analytique simple, telle que la minimisation d'une fonction quadratique ($F(x)=(x-1)^2$). C'est pourquoi, la méthode d'optimisation doit être choisie selon le problème à traiter et les algorithmes génétiques ne sont pas toujours la bonne réponse à tous les problèmes d'optimisation.

IV.5.2- Taille d'une population

La taille de la population est l'un des paramètres les plus importants d'un algorithme génétique. Trop grande, la population ralentit le processus d'optimisation, trop petite, la population n'emploie pas pertinemment les opérateurs génétiques. Elle affecte sérieusement les propriétés de convergence d'un algorithme stochastique [8]. De plus, il a été démontré que la taille de la population et le codage des variables en chromosomes affectent de manière significative l'efficacité des algorithmes génétiques [14,30]. D'une façon générale, on utilise une taille de la population de 5 à 10 fois le nombre de variables à optimiser [8].

IV.5.3- Opérateurs génétiques

Dans un algorithme génétique, l'évolution de la population est simulée en utilisant des opérateurs génétiques (croisement, mutation et adoption). La valeur typique de la probabilité de croisement s'étend de 0.6 à 0.95 et celle de la mutation d'un bit varie de 0.001 à 0.01. Plusieurs variantes d'opérateurs génétiques ont été définies dans la littérature spécialisée, on décrit dans ce qui suit les plus utilisés [8,14,35] :

- Opérateurs de mutation : On cite principalement, la mutation uniforme qui consiste à choisir aléatoirement une nouvelle valeur à partir de l'intervalle faisable d'une variable, la mutation aux bornes pour laquelle un algorithme choisit l'une des bornes limitrophes de l'intervalle faisable d'une variable à optimiser, la mutation non uniforme qui est semblable à la mutation uniforme, excepté que les gènes mutés sont situés à la partie inférieure ou supérieure de l'intervalle ; et enfin la mutation non uniforme aux bornes pour laquelle la partie inférieure ou supérieure de l'intervalle d'un parent est mutée avec une probabilité de 50% chacune.

L'algorithme génétique exécute des mutations de bits semblables à la reproduction dans la nature. Quand des gènes parentaux sont copiés à la prochaine génération, quelques erreurs de copiage peuvent se produire. En effet, dans la nature certaines de ces erreurs augmentent la reproduction des membres de population, alors que d'autres peuvent être mortelles.

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 [8]. Une probabilité de mutation plus grande que 0.5 diminue l'efficacité de cette méthode d'optimisation qui devient entièrement aléatoire. 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.

- Opérateurs de croisement : On trouve généralement, le croisement arithmétique entier qui consiste à additionner les gènes des deux parents en utilisant la formule suivante :

$$P = P_1 u + P_2 (1-u) \quad (IV.3)$$

Le nouveau né obtient la partie (u) du premier parent et la partie ($1-u$) du deuxième parent, où P est la valeur binaire du chromosome. On trouve aussi un deuxième type de croisement appelé croisement arithmétique simple, qui consiste au lieu de l'addition (IV.3), de joindre des parties des gènes des parents entre elles pour donner naissance au nouveau individu.

- Opérateur d'adoption : une adoption consiste à insérer un membre totalement nouveau dans la population. Les gènes de ce nouveau membre sont choisis aléatoirement sans l'utilisation de n'importe quelle information sur les autres membres de la population.

IV.5.4- Amélioration des algorithmes génétiques

Il est rarement faisable d'appliquer une méthode d'optimisation directement. Généralement, on doit faire plus ou moins de changements radicaux à la méthode. Divers algorithmes génétiques sont disponibles, mais combinés avec un outil d'analyse extrêmement lent, telle qu'un calcul par éléments finis, une particulière attention est exigée.

En effet, dans le cas des problèmes d'optimisation dont le modèle d'analyse est à base d'éléments finis, on doit utiliser un nombre réduit de gènes et de petites populations ; c'est-à-dire un nombre restreint de variables de conception possédant des valeurs discrètes appartenant à des intervalles de faisabilité préalablement choisis. Il se peut qu'il y'ait deux membres semblables dans une même population, ceci a été également noté dans les simulations. C'est pourquoi, on est mené à la première amélioration : contrôle de la génération précédente de telle sorte que l'algorithme ne recalcule pas le génome qui a été déjà évalué. Ceci comporte également le contrôle des plus anciennes des bonnes conceptions. On arrive ainsi à augmenter considérablement la vitesse d'exécution de l'algorithme d'optimisation (Palko annonce 5% approximativement dans [8]).

Par ailleurs, il a été prouvé aussi, que la relance d'un algorithme génétique améliore l'efficacité de l'optimisation. Dans la nature, ceci signifierait par exemple une catastrophe normale, une maladie accrue, un rayonnement dans l'environnement, ou une guerre. L'augmentation de l'efficacité d'optimisation s'est avérée considérable, en relançant un algorithme d'optimisation globalement convergent. Cette méthode de relance a été testée dans le cas d'un problème de CAO optimisée d'une machine asynchrone et a montré une augmentation considérable du taux de convergence [8].

IV.5.4.1- Calcul parallèle

Dans le cas d'un algorithme génétique associé à un outil d'analyse à base d'éléments finis, il est préférable dans le cas de problèmes de taille, d'utiliser un calcul parallèle, si possibilité il y'a. En effet, les algorithmes génétiques conviennent à une évaluation parallèle, non seulement de la fonction objectif, mais aussi des opérateurs génétiques. Cela permet de gagner énormément de temps si on dispose de plusieurs processeurs de calcul [8,14].

IV.5.4.2- Sélection d'élite

La règle de la sélection d'élite a été définie par Rudolph en 1994. Elle a été mise en oeuvre après avoir noté qu'un algorithme génétique d'optimisation détruit la meilleure conception trouvée. Ceci a été mis en application de plusieurs manières : en écartant à chaque fois les plus mauvais membres de la population, ou en gardant à chaque fois la meilleure solution. La meilleure

conception est généralement détruite, si le taux de convergence était très lent. C'est-à-dire la méthode d'optimisation a des difficultés pour trouver de meilleures conceptions. Dans ce cas, l'algorithme commence un nouveau balayage étendu dans l'espace d'exploration des paramètres à optimiser, essayant de localiser de meilleures conceptions. Le but de la sélection d'élite est d'accélérer la convergence de l'algorithme génétique et de ne pas perdre les meilleures solutions retrouvées.

IV.5.5- Résultats de simulation

Dans cette section on présentera les résultats d'optimisation de la CAO d'un moteur linéaire à induction dont le cahier des charges a été exposé au début de ce chapitre, en utilisant un algorithme génétique. On a décrit, au deuxième et troisième chapitre, deux outils d'analyse permettant d'évaluer les caractéristiques et les performances du moteur en question et les grandeurs électromagnétiques à contraindre.

Cette optimisation consiste en la maximisation de deux fonctions objectifs, qui sont la moyenne du produit rendement, facteur de puissance sur une plage bien déterminée du glissement et le rapport de la force de démarrage au poids du primaire et le poids du secondaire calculé sur une distance de $2\tau p$.

La solution de ce problème d'optimisation, en utilisant un algorithme génétique, est représentée sous forme d'une chaîne de bits appelée un génome ou un chromosome. Cette technique de l'intelligence artificielle crée une population de solutions et applique des opérateurs génétiques tels que la mutation et le croisement pour faire évoluer les solutions afin de trouver une meilleure conception. Les algorithmes génétiques sont basés sur la notion de la survie du plus convenable ou du plus adapté, '*survival of the fittest*' en anglais. Ils permettent de rechercher des solutions optimales de la même façon que la sélection naturelle ou biologique [8,14,30,35]. L'utilisation des algorithmes génétiques ne nécessite que l'évaluation de la fonction objectif dite aussi fonction d'adaptation et des contraintes, afin de rechercher des solutions optimales sans passer par le calcul des dérivées partielles de la fonction objectif. Par conséquent, cette méthode sans dérivation '*free derivative method*' convergera sans doute asymptotiquement à une solution optimale globale et pertinente, si celle-ci existe. Contrairement aux méthodes d'optimisation de descente qui sont basées sur un calcul (implicite ou explicite) des dérivées partielles de la fonction objectif, par rapport aux variables d'optimisation, ce qui conduit à une consommation excessive du temps de calcul et/ou à l'aboutissement à un minimum local.

IV.5 .5.1- Procédure d'optimisation de la CAO d'un moteur linéaire à induction en utilisant des algorithmes génétiques

Dans une approche d'optimisation basée sur les algorithmes génétiques, les chromosomes qui sont des membres de la population, sont altérés en utilisant des opérateurs génétiques. En effet, l'algorithme génétique croise les gènes des chromosomes et génère des mutations sur des bits des gènes pour obtenir des meilleures conceptions dans l'espace d'exploration des variables de conception, relativement à la fonction objectif et aux contraintes imposées par le cahier des charges. Les membres de la population offrent à l'algorithme génétique la possibilité d'utiliser plus d'information pour la sélection de nouvelles conceptions. Une méthode aléatoire dite de la roulette est généralement utilisée pour la sélection des parents qui vont générer les membres de la nouvelle génération [35]. Cette méthode consiste à évaluer la fonction objectif ou la fonction d'adaptation pour chaque membre et la probabilité de devenir un parent d'un membre de la nouvelle génération est proportionnelle à cette fonction d'adaptation '*fitness function* en anglais'. Après affectation de ces poids à chaque membre de la population actuelle, un groupe élite est choisi pour la reproduction.

Dans cette étude, un algorithme génétique est utilisé pour optimiser la structure d'un moteur linéaire à induction. Voici une description sommaire des différentes étapes de cet algorithme proposé pour réaliser cette procédure d'optimisation :

Etape 1 : Générer aléatoirement une population de 60 individus de 16X6 bits.

Etape 2 : Reproduire une nouvelle génération de 60 chromosomes en répétant les étapes suivantes :

- Sélectionner deux parents en utilisant la méthode de la roulette, qui consiste à affecter les chromosomes les plus performants d'une grande probabilité pour la reproduction.
- Réaliser le croisement des parents choisis, avec une probabilité de 0.6.
- Appliquer une mutation à la nouvelle génération, avec une probabilité de 0.005.

Etape 3 : Fusionner les deux populations et choisir une nouvelle génération de 60 individus les plus performants.

Etape 4 : Répéter les étapes 2 et 3 pour 200 générations.

Etape 5 : Choisir la meilleure solution parmi les membres de la dernière génération (si elle existe).

La performance ou la fonction d'adaptation de chaque individu de la population est égale à la fonction objectif (car il s'agit d'un problème de maximisation). On a vu, a premier chapitre, que dans le cas d'une problème d'optimisation sous contraintes, plusieurs techniques peuvent être utilisées pour tenir compte de l'ensemble des contraintes imposées par le cahier des charges. En général, les solutions qui ne respectent pas toutes les contraintes reçoivent une pénalité qui réduit la

valeur de la fonction objectif à maximiser, pour avoir violé l'une des contraintes au moins. On propose d'affecter une valeur quasiment nulle (positive très petite) à la fonction objectif dans le cas de viol d'une contrainte au moins, afin d'exclure ces solutions non valides.

IV.5.5.2- Résultats de simulation et discussion

Une approche, basée sur des algorithmes génétiques, a été utilisée avec succès pour optimiser la CAO d'un moteur linéaire à induction initial (MLSI N°2, voir tableau (A.1) de l'annexe). On a considéré une population comprenant 60 individus, de 96 bits chacun, cela veut dire que chacun des 6 paramètres à optimiser a été codé par une chaîne de 16 bits. On a exécuté les calculs pour 200 générations pour chaque essai. Cela correspond à un temps de calcul de 1 heure et 43 minutes environ, si on utilise le modèle analytique et 27 heures et 28 minutes environ, si on utilise le modèle numérique à base d'éléments finis.

IV.5.5.2.1- Optimisation du facteur KW/KVA

Quelques meilleures solutions du problème d'optimisation précédent sans et avec contraintes, sont résumées dans les deux tableaux (IV.3) et (IV.4). De plus, les paramètres géométriques et quelques caractéristiques du moteur optimisé pour une poussée nominale de 1000 N, sans et sous contraintes, sont récapitulés dans le tableau (IV.5).

Dans le cas d'une optimisation sans contraintes, les six contraintes structurales du tableau (IV.2) sont considérées bien évidemment. On peut noter, que l'entrefer peut être choisi aussi petit que possible (voir tableaux IV.3, IV.4 et figure IV.3.1), car plus l'entrefer est large plus le courant de magnétisation est grand, plus le facteur KW/KVA est petit. Par contre, l'épaisseur de l'acier du secondaire est proche de sa valeur maximale, car une petite épaisseur de cet acier implique une induction très forte à sa surface. Cela fait augmenter aussi le courant de magnétisation et diminuer la poussée et le facteur KW/KVA du MLSI (voir figures IV.3.2). On peut noter aussi à partir de cette figure que si D_{ir} est plus grand que 0.022 m environ, alors le facteur KW/KVA augmente légèrement avec l'augmentation de D_{ir} . En effet, une diminution de 41.5% de D_{ir} au dessous de sa valeur optimisée du tableau (IV.12) est accompagnée d'une diminution de 2.57% seulement du facteur KW/KVA . De plus, on peut conclure que l'épaisseur de la couche conductrice en aluminium doit être aussi large que possible afin d'optimiser le facteur KW/KVA (voir figure IV.3.3 et tableau IV.10), mais cette épaisseur est limitée à 2 mm, à cause des deux contraintes critiques imposées sur la force de démarrage et la poussée maximale développées par le moteur (voir figure IV.3.3 et tableau IV.11). Il est clair aussi, à partir de la figure (IV.3.4) que ces deux contraintes critiques, limitent aussi le pas polaire à 210 mm environ.

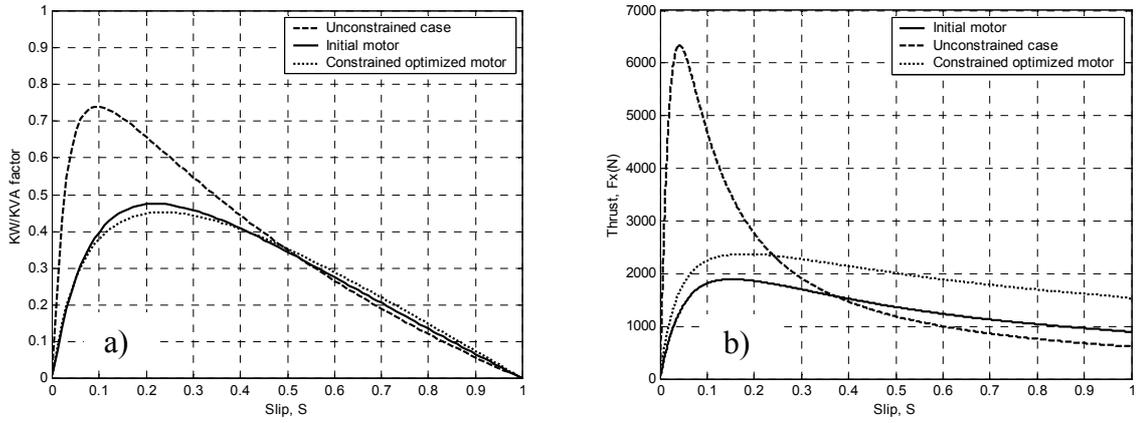
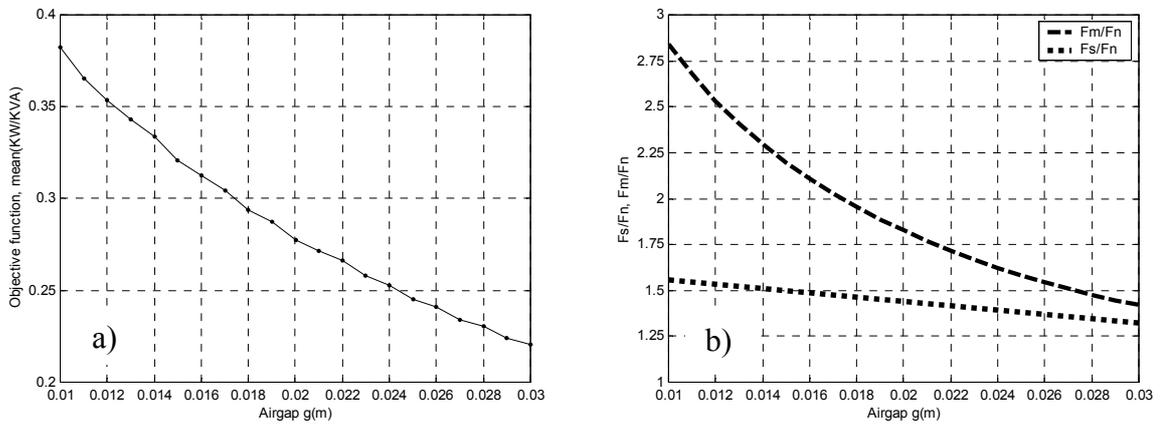
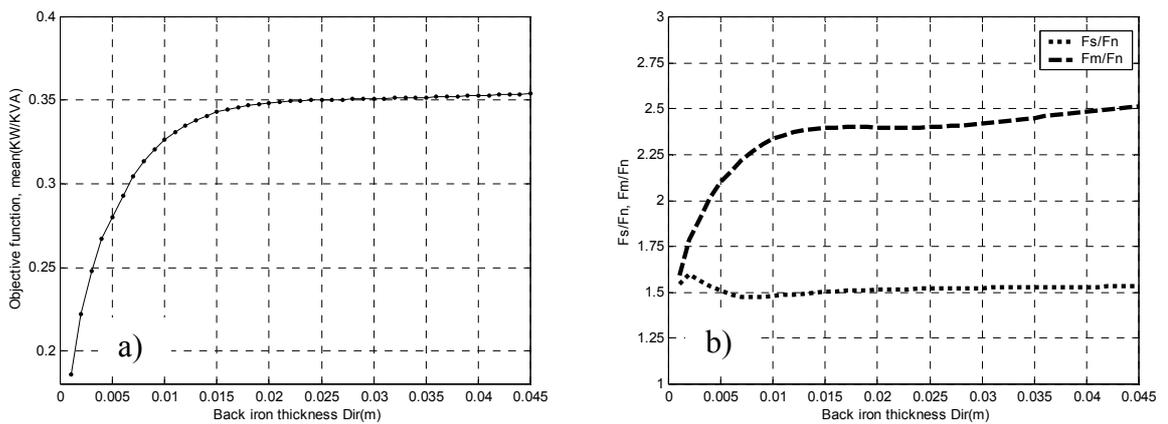


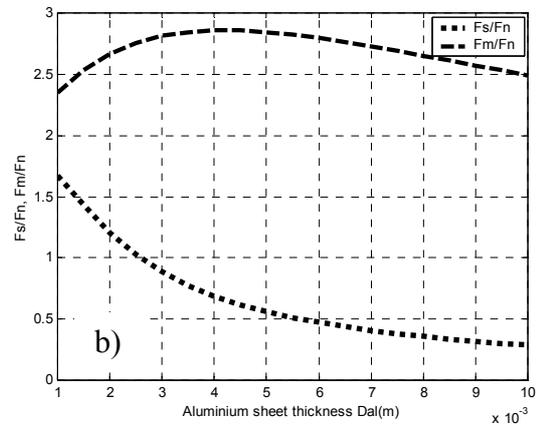
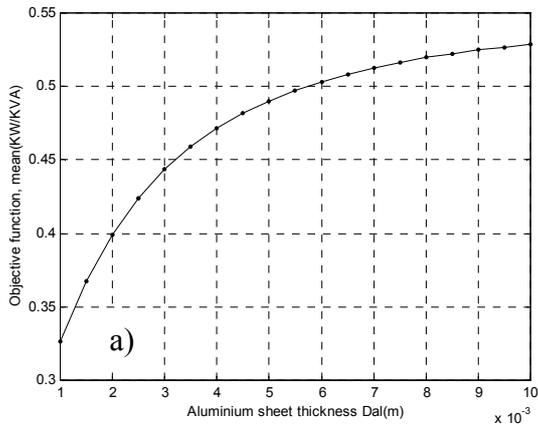
Figure IV.2 Caractéristique en fonction du glissement : a) facteur KW/KVA ; b) Poussée



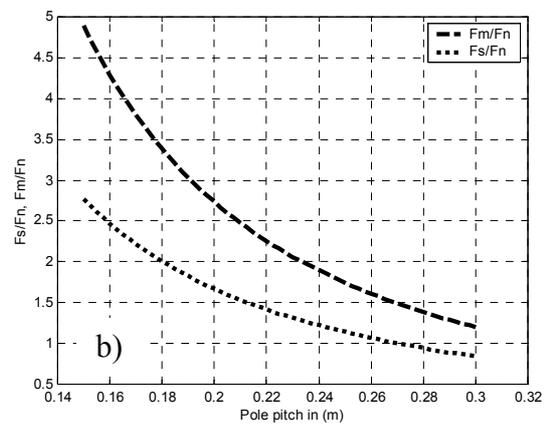
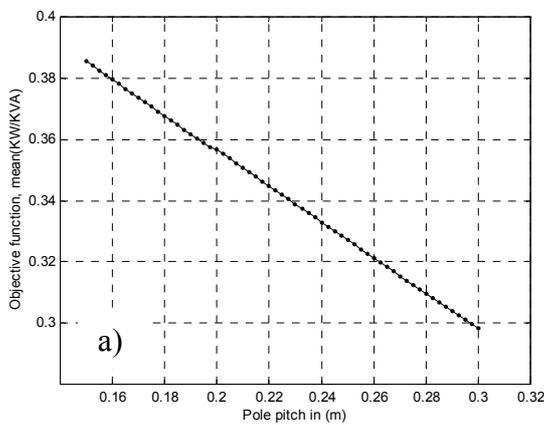
1) Variation de l'entrefer autour de sa valeur optimale



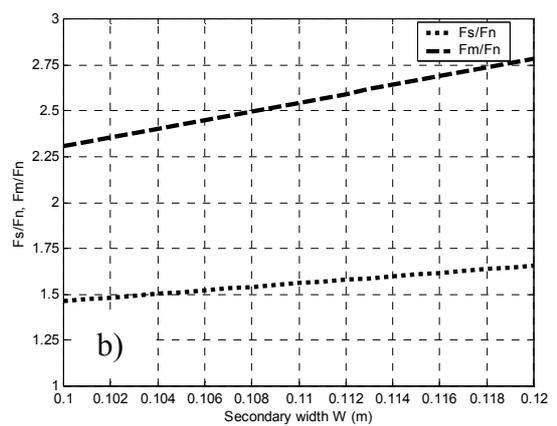
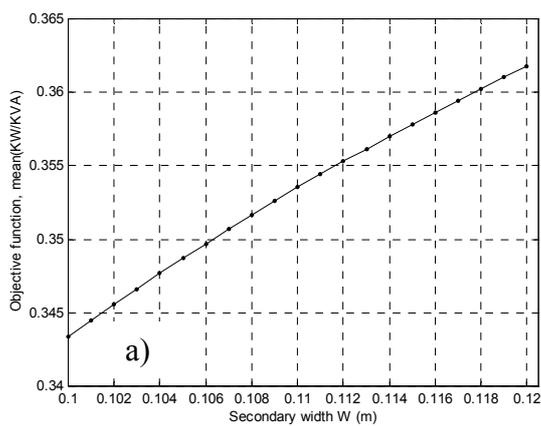
2) Variation de l'épaisseur de l'acier du secondaire autour de sa valeur optimale



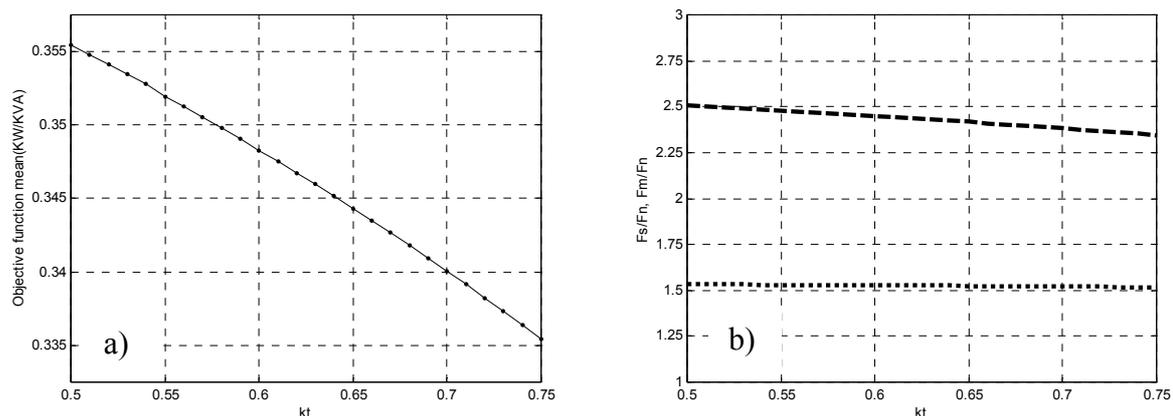
3) Variation de l'épaisseur de la couche conductrice en aluminium autour de sa valeur optimale



4) Variation du pas polaire autour de sa valeur optimale



5) Variation de la profondeur de l'acier du secondaire autour de sa valeur optimale



6) Variation du rapport de l'ouverture de l'encoche au pas dentaire autour de sa valeur optimale

Figure IV.3 a) Effets de la variation de quelques paramètres à optimiser sur la fonction objectif autour de leur valeur optimale du tableau (IV.12);

b) Evolution des deux contraintes critiques correspondant.

Tableau IV.10 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA sans contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{ai}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
Cas 1	10.0	39.5	8.8	0.5714	120.0	150.0	0.5628
Cas 2	10.0	36.5	8.9	0.5814	120.0	150.0	0.5621
Cas 3	10.2	30.6	8.9	0.5137	119.3	150.0	0.5615
Cas 4	10.0	38.9	8.9	0.5294	115.6	150.6	0.5612

Tableau IV.11 Quelques meilleures conceptions (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA avec contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{ai}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
Cas 1	12.5	37.6	1.3	0.5703	106.8	210.5	0.3505
Cas 2	13.1	20.9	1.3	0.5406	107.1	205.1	0.3418
Cas 3	17.8	22.45	1.8	0.5000	102.5	185.72	0.3393
Cas 4	18.8	23.2	1.8	0.5005	114.8	193.5	0.3371

Tableau IV.12 Exemple d'une conception optimale (optimisation du facteur KW/KVA)

Paramètre	Moteur initial	Optimisation sans contraintes	Optimisation avec contraintes
Poussée nominale, $F_n(N)$	1000	1000	1000
Glissement nominal, s_n	2.87%	0.234%	2.3%
Entrefer, $g(mm)$	15	10	12.50
Epaisseur de la couche en aluminium, $D_{al}(mm)$	2.5	8.8	1.3
Epaisseur de l'acier du secondaire, $D_{ir}(mm)$	25.4	39.5	37.6
Pas polaire, $\tau(mm)$	250	150	210.5
Ouverture de l'encoche /pas dentaire, k_r	0.54	0.5714	0.5703
Profondeur de l'acier du secondaire, $W(mm)$	111	120	106.8
Fonction objectif, F	0.3599	0.5628	0.3505
Force de démarrage /Force nominale, F_s/F_n	0.89115	0.6133	1.5292
Force maximale /force nominale, F_m/F_n	1.89274	6.4528	2.4687
Induction maximale dans les dents, $B_{lm}(T)$	0.9389	0.8413	1.2467
Induction maximale dans le dos du primaire, $B_{pm}(T)$	1.817	1.817	1.817
Induction maximale dans l'acier du secondaire, $B_{sm}(T)$	1.129	1.1103	0.7303

IV.5 .5.2.2- Optimisation de la force de démarrage

Rappelons que dans ce cas, le problème de CAO optimisée à traiter peut être énoncé comme suit : Trouvez un ensemble de paramètres de conception structuraux d'un moteur linéaire à induction (ceux indiqués dans le cahier des charges exposé au début de ce chapitre, voir tableau (IV.1)) qui optimise une fonction objectif, en respectant l'ensemble des contraintes imposées par le cahier des charges (voir tableau (IV.2)). La fonction objectif dans ce cas c'est le rapport de la force de démarrage du moteur au poids du primaire plus le poids du secondaire calculé sur une distance de $2\tau p$.

L'algorithme génétique précédent a été appliqué aussi à ce problème de CAO optimisée. Après plusieurs exécutions (chacune compte 200 générations), on a résumé quelques meilleures conceptions dans le tableau (IV.13).

D'autre part, les paramètres géométriques et quelques caractéristiques du moteur initial et celui optimisé (meilleure solution du tableau (IV.13)) sont récapitulés dans le tableau (IV.14). On peut noter que la force de démarrage du moteur optimisé a augmenté de 891.15 N à 1500 N environ soit un accroissement de 68.32% et son poids est réduit de 146.81 kg à 102.117 kg soit une diminution de 43.77% environ.

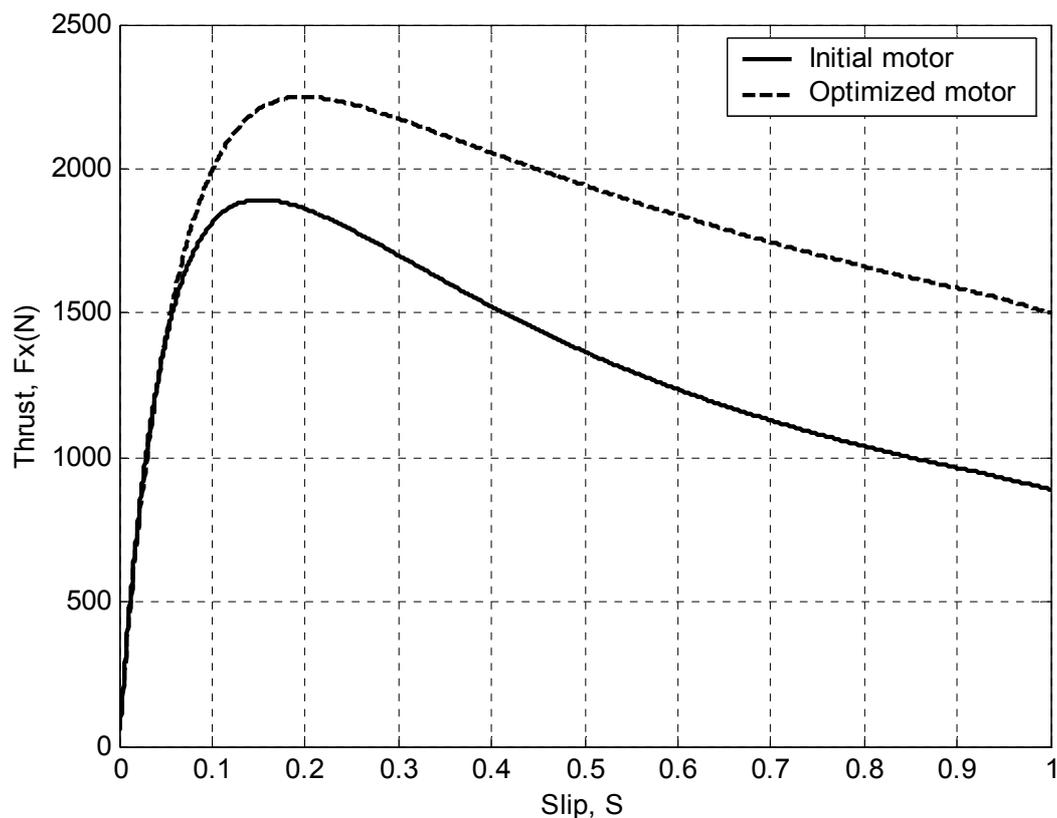


Figure IV.4 Poussées des deux moteurs linéaires à induction (initial et optimisé) en fonction du glissement

Tableau IV.13 Quelques meilleures conceptions correspondant à l'optimisation sans contraintes de la deuxième fonction objectif (rapport de la force de démarrage au poids du moteur)

	g (mm)	D_{ir} (mm)	D_{al} (mm)	k_t	W (mm)	τ (mm)	F
1)	15.000	15.000	1.572	0.750	104.999	196.876	14.689
2)	25.588	16.294	2.020	0.703	113.000	179.254	14.453
3)	25.816	15.867	2.311	0.708	113.954	172.540	14.445
4)	15.012	15.482	1.555	0.722	117.678	206.779	13.049

Tableau IV.14 Exemple d'une conception optimale du rapport de la force de démarrage au poids d'un moteur linéaire à induction

Paramètre	Moteur initial	Moteur optimisé
Poussée nominale, F_n (N)	1000	1000
Glissement nominal, s_n	2.87%	2.85%
Entrefer, g (mm)	15	15.00
Épaisseur de la couche en aluminium, D_{al} (mm)	2.5	1.57
Épaisseur de l'acier du secondaire, D_{ir} (mm)	25.4	15.00
Pas polaire, τ (mm)	250	196.87
Ouverture de l'encoche /pas dentaire, k_t	0.54	0.75
Profondeur de l'acier du secondaire, W (mm)	111	105
Force de démarrage, F_s (N)	891.15	1500.0
Poids du primaire et des $2\tau p$ du secondaire, M (kg)	146.81	102.117
Fonction objectif, F	6.092	14.689
Force de démarrage /Force nominale, F_s/F_n	0.8911	1.5000
Force maximale /force nominale, F_m/F_n	1.89274	2.3407
Induction maximale dans les dents, B_{tm} (T)	0.9389	1.7253
Induction maximale dans le dos du primaire, B_{pm} (T)	1.817	1.8169
Induction maximale dans l'acier du secondaire, B_{sm} (T)	1.129	0.6712
Valeur moyenne du facteur KW/KVA ($\eta \cos \phi$)	0.3599	0.3228

IV.6- CONCLUSION

Quelques approches stochastiques d'optimisation structurale de la CAO d'un moteur linéaire à induction, basées sur la méthode de Monte-Carlo, la méthode du recuit thermique simulé et les algorithmes génétiques ont été proposées. On a montré comment un ensemble de paramètres géométriques du moteur (entrefer, pas polaire, épaisseur de la couche conductrice en aluminium, épaisseur de l'acier du secondaire, rapport de l'ouverture de l'encoche au pas dentaire et la profondeur de l'acier du secondaire), ont été convenablement ajustés en utilisant ces trois approches de telle sorte à maximiser la fonction objectif. Celle-ci est tantôt la valeur moyenne du facteur KW/KVA calculée sur la plage des glissements stable du moteur et tantôt c'est le rapport de la force de démarrage du moteur au poids du primaire plus le poids du secondaire calculé sur une distance de $2\tau p$.

Ces trois approches utilisées ne nécessitent pas le calcul des dérivées partielles, cela permet d'éviter de tomber dans le piège des extremums locaux et exclut systématiquement les conceptions qui violent les contraintes en affectant à leur fonction objectif une valeur très infime tout simplement.

On a noté aussi que l'utilisation de ces différentes méthodes stochastiques a mené à des solutions différentes du même problème. Ce qui explique le manque de ténacité de ce type d'algorithmes et entraîne la nécessité de finaliser le processus d'optimisation en utilisant des algorithmes plus tenaces, tels que certains algorithmes déterministes.

CHAPITRE V OPTIMISATION DETERMINISTE DE LA CAO DES MACHINES ELECTRIQUES, APPLIQUEE AU MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION

V.1- INTRODUCTION

Une fois le problème d'optimisation est défini, on doit choisir une méthode de résolution adaptée. On a vu au premier chapitre que les méthodes d'optimisation peuvent être classées en deux grandes familles : les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques. Les méthodes déterministes sont généralement efficaces si l'évaluation de la fonction objectif est très rapide, ou quand la forme de la fonction est connue a priori [10-13]. Les cas les plus complexes (temps de calcul important, nombreux optima locaux, fonctions non dérivables, etc.) seront souvent traités plus efficacement par des méthodes stochastiques ou hybrides.

La méthode déterministe de base, qui peut être utilisée pour optimiser un dispositif, c'est la méthode 'essai et erreur' qui est une méthode énumérative en quelque sorte. Elle consiste à tester un certain nombre de solutions potentielles jusqu'à l'obtention d'une solution adéquate ou meilleure. Ce qui revient à donner à un ensemble de paramètres plusieurs valeurs successives et on choisit la meilleure solution. La méthode énumérative est employée donc pour mettre à l'essai un grand nombre de solutions potentielles et les solutions inadéquates sont éliminées par comparaison. Les algorithmes énumératifs constituent un outil puissant pour l'automatisation du processus d'optimisation. Mais avant d'entamer un tel processus d'optimisation appliqué à un dispositif dont la structure est bien déterminée, par rapport à un cahier de charges donné, on doit passer par les étapes suivantes [21] :

- 1- Choisir l'ensemble des variables à optimiser,
- 2- Choisir l'espace d'exploration en délimitant les plages de variation des paramètres à optimiser,
- 3- Discrétiser l'espace d'exploration en un ensemble représentatif de solutions,
- 4- Choisir les objectifs à atteindre sous forme de fonctions objectifs et formuler l'ensemble des contraintes à respecter,
- 5- Explorer l'ensemble des solutions et choisir la meilleure solution.

Néanmoins, cette méthode est brutale et le temps de calcul augmentera exponentiellement en fonction du nombre de variables.

Pour ce qui est du reste des méthodes déterministes notamment celles de la descente, la recherche des extrema d'une fonction revient généralement à résoudre un système d'équations à plusieurs inconnues, linéaire ou non, comme on l'a mentionnée aussi au premier chapitre. On peut

donc utiliser des méthodes classiques telles que la méthode du gradient [10,13,17]. En général, l'utilisation de ces méthodes nécessite une étape préliminaire de localisation des extrema. Celle-ci peut être réalisée, par exemple, par une exploration énumérative de l'espace de recherche ou par une méthode stochastique. La meilleure solution issue de cette étape préliminaire est alors considérée comme une bonne première approximation de l'optimum de la fonction objectif. Cette hybridation des deux types de méthodes utilisant par exemple une méthode de descente, en partant d'un grand nombre de points choisis aléatoirement ou issus d'une méthode d'exploration ou d'une méthode stochastique nous laisse espérer déterminer au fur et à mesure tous les optima locaux de la fonction à optimiser et d'en choisir la meilleure solution.

D'autre part, si on cherche à compromettre exploration et exploitation de l'espace de recherche, on peut dire que les méthodes stochastiques de façon générale permettent une bonne exploration, puisque tout point possède une probabilité identique d'être atteint. Elles permettent ainsi une recherche efficace de l'optimum global de la fonction objectif. Par contre, avec les méthodes de descente, l'exploration est moindre mais l'exploitation des données précédentes par l'intermédiaire des gradients par exemple, permet une bonne recherche locale (c'est-à-dire une exploration locale mais tenace et précise).

Dans ce chapitre, on va présenter deux techniques d'optimisation déterministes qu'on appliquera à la CAO d'un moteur linéaire à induction, à savoir une méthode énumérative et une méthode de programmation non linéaire (quadratique) qui est la méthode SQP. Ensuite, celle-ci sera hybridée avec les algorithmes génétiques, pour surmonter les problèmes de piégeage dans des optima locaux et/ou améliorer la qualité des résultats. Des résultats de simulation (obtenus par ces trois méthodes) concernant le même problème d'optimisation formulé au début du chapitre quatre, seront présentés, discutés et comparés à ceux obtenus par des méthodes stochastiques au chapitre précédent.

V.2- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT UNE METHODE ENUMERATIVE

Rappelons que ce type de méthodes est de principe simple; dans un espace de recherche fini, ou infini mais discrétisé, un algorithme énumératif évalue la valeur de la fonction à optimiser en chaque point de l'espace des solutions faisables [5,6]. L'utilisation d'un tel algorithme est intéressante lorsque le nombre de points n'est pas très important. Mais en pratique beaucoup d'espaces de recherche sont trop vastes pour que l'on puisse explorer toutes les solutions une par une et tirer une information utilisable.

Ces méthodes présentent deux inconvénients majeurs, d'une part elles sont inadaptées aux problèmes de grande dimension; et d'autre part, elles ne sont pas guidées par un raisonnement ou un

processus intelligent, qui conduit la recherche vers des sous-espaces susceptibles de contenir une bonne solution, sans balayer tout l'espace des solutions.

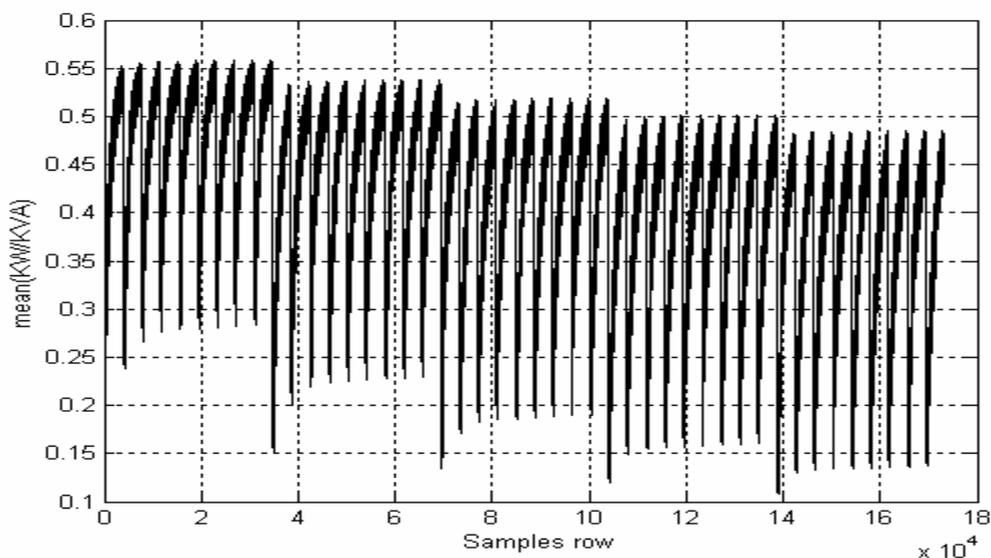
Discretisons grossièrement l'espace d'exploration délimité par les intervalles de faisabilité, imposés aux paramètres à ajuster (voir tableau IV.1), en incrémentant les six variables à optimiser (g , D_{ir} , D_{al} , k_t , W , τ) par les pas suivants : 5 mm, 5 mm, 1 mm, 0.025, 5 mm et 25 mm respectivement ; soient 173250 combinaisons !

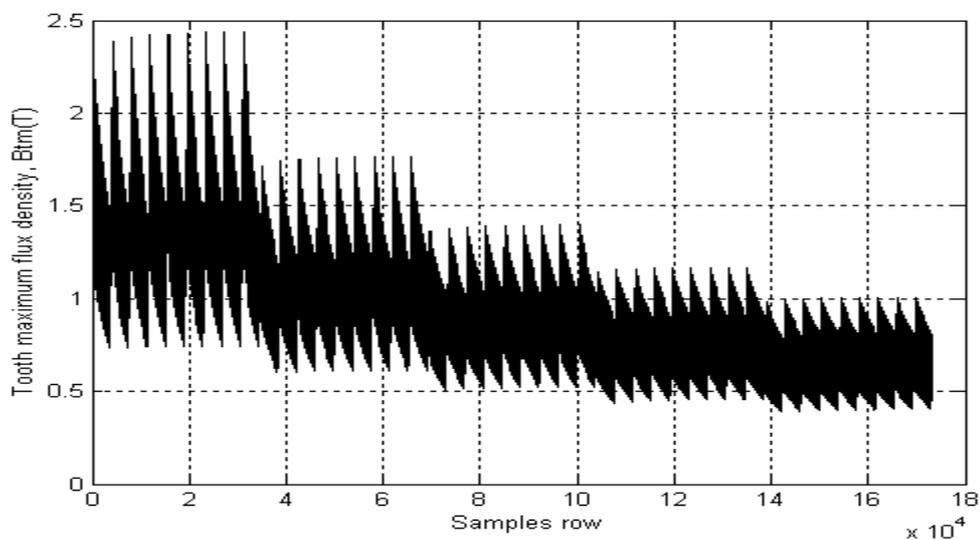
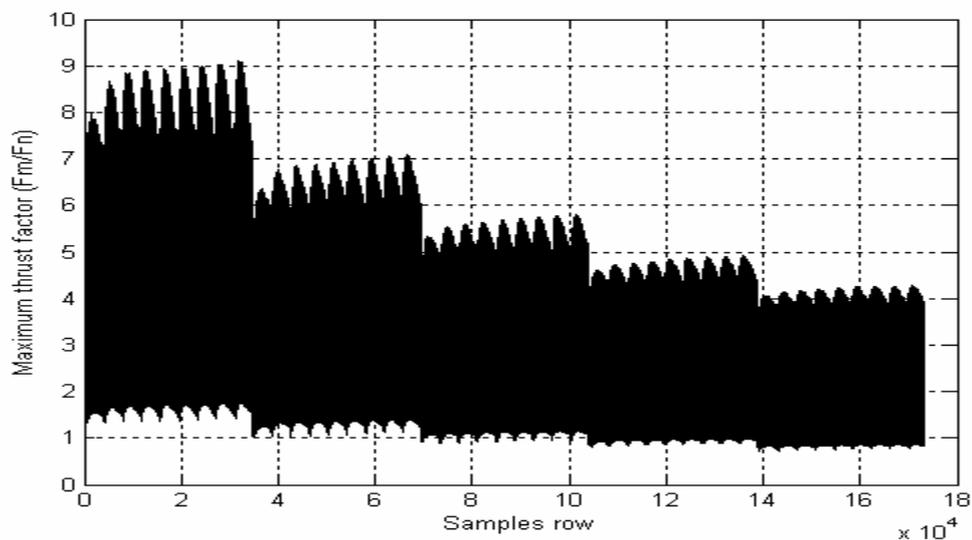
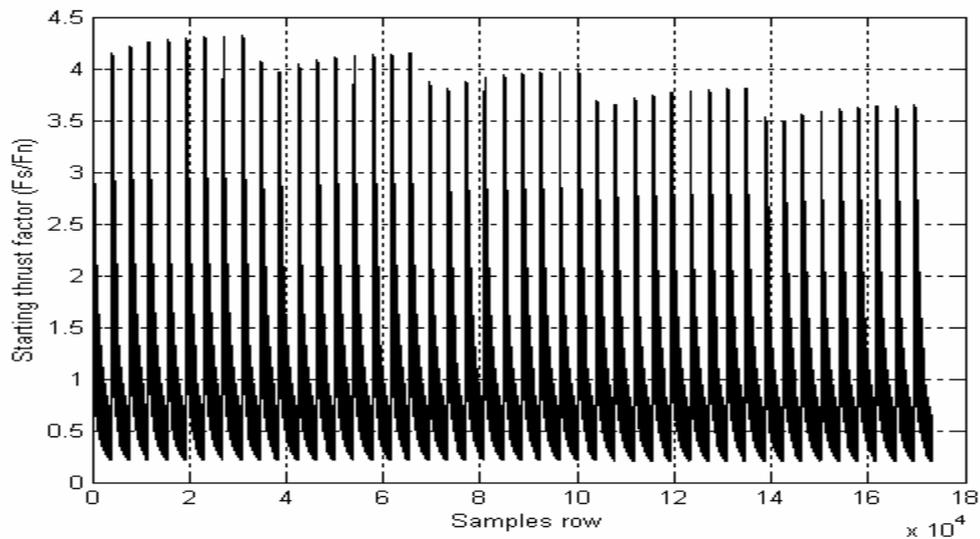
On a mentionné au deuxième chapitre que le temps de simulation du modèle analytique du moteur linéaire à induction sur une plage de glissement variant de 0 à 1 avec un pas de 0.01 est d'une moyenne de 0.3124 secondes ; soient 15 heures et 2 minutes de calcul sur un processeur Pentium IV de 2 GHz pour ce problème d'exploration des 173250 solutions possibles.

Dans le cas de la méthode des éléments finis, on a noté aussi au troisième chapitre que le temps de simulation du modèle 2D du moteur linéaire à simple induction (en régime harmonique) sur la même plage des glissements (mais avec un pas de 0.01 pour les faibles glissements : $0 < s < 0.1$; et un pas de 0.025 pour $0.1 < s < 1$; soient 46 points à évaluer); est de 5.176 secondes environ. Ce qui fait théoriquement un temps de calcul énorme pour explorer tout les 173250 échantillons (190.97 jours environ !). On s'est limité évidemment au cas du calcul analytique et on a obtenu les résultats qu'on va présenter ci-après.

V.2.1- Optimisation du facteur KW/KVA

En ne stockant que la fonction objectif et les contraintes physiques sous forme de tableaux, le fichier des résultats a occupé un espace mémoire de 9.012 Mb du disque dur de la machine à calculer. Les figures (V.1) montre l'évolution de la fonction objectif et les quatre contraintes physiques pour les 173250 échantillons constituant l'espace d'exploration discrétisé.





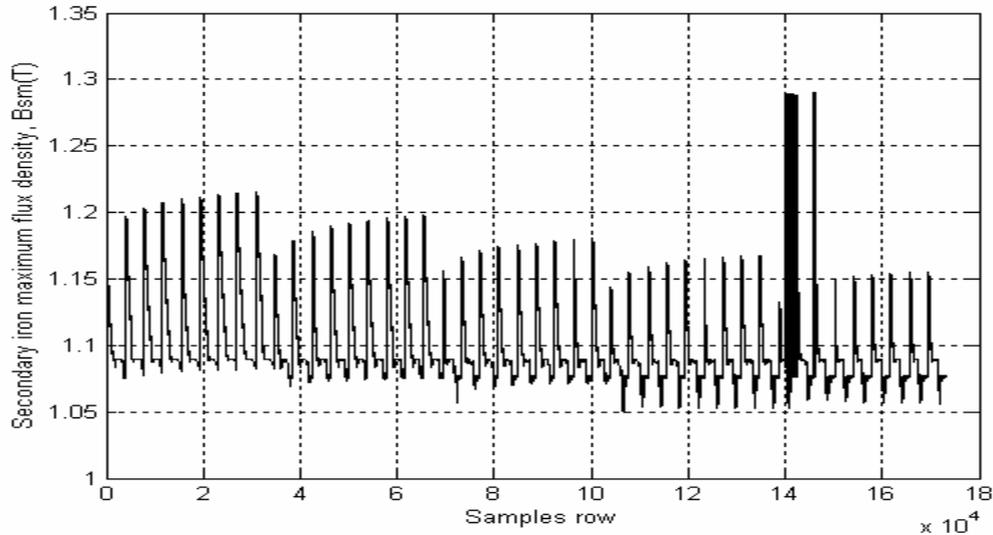


Figure V.1 Evolution de la fonction objectif et des quatre contraintes physiques pour les 173250 échantillons constituant l'espace d'exploration discrétisé

Cette approche d'optimisation a été appliquée pour localiser la solution optimale du problème de CAO étudié. On a trié la solution optimale parmi les échantillons explorés dans le cas des deux fonctions objectifs, en présence et en absence des contraintes physiques du cahier des charges présenté au début du chapitre précédent. Ensuite, on a procédé à un raffinement de la recherche de l'optimum au voisinage du point obtenu par exploration en tenant compte des pas de variation des 6 variables à optimiser, utilisés pour la discrétisation de l'espace de recherche. Les paramètres structuraux et quelques caractéristiques du moteur optimisé pour deux valeurs différentes de la poussée ($F_x=800$ N et 1000 N), en présence et en absence des contraintes sont résumés dans le tableau (V.1).

Dans le cas du problème sans contraintes physiques, on peut noter les mêmes remarques que celles du paragraphe (IV.5.5.2.1). Les figures (V.2.a) et (V.2.b) illustrent l'évolution du facteur KW/KVA et de la poussée en fonction du glissement respectivement, pour le moteur initial et les trois cas d'optimisation du tableau (V.1). On peut noter à partir de ces résultats que le moteur initial n'est pas une solution du problème d'optimisation exposé précédemment, à cause de la violation flagrante de la 7^{ème} et la 8^{ème} contraintes du tableau. D'autre part, les figures (V.3.1) à (V.3.3) montrent les effets de la variation de quelques paramètres de conception sur la fonction objectif, autour du point optimal pour une poussée de 1000 N. On peut noter une fois de plus que l'entrefer prend la valeur la plus petite permise par la contrainte la plus critique (voir figure (V.3.b)). On peut conclure aussi que les contraintes imposées sur la force de démarrage et la poussée maximale par rapport à la poussée nominale, limitent les valeurs optimales des épaisseurs de la couche en

aluminium et de l'acier du secondaire à 1.72 mm et 24.82 mm respectivement (voir figures V.3.2 et V.3.3).

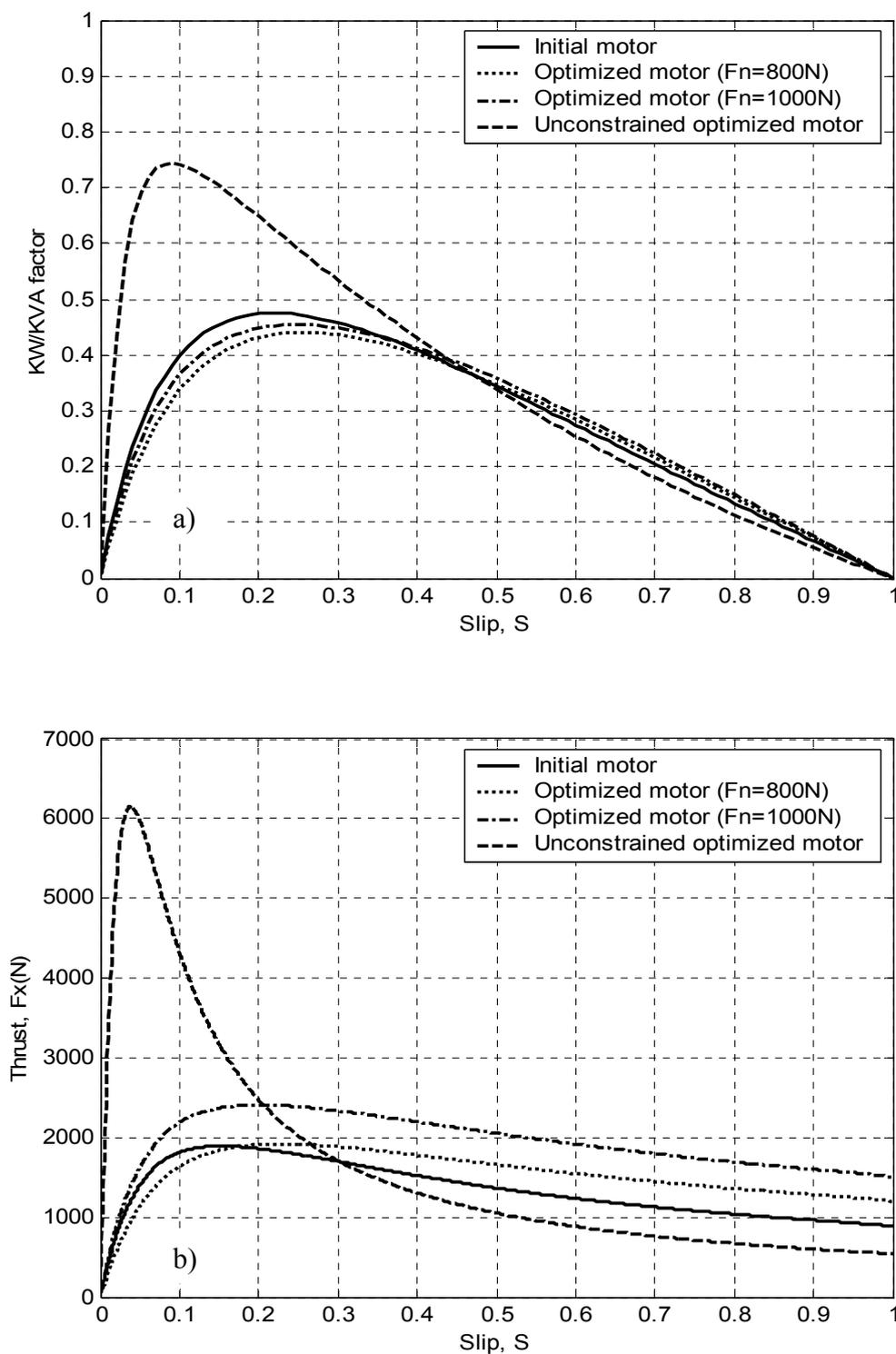
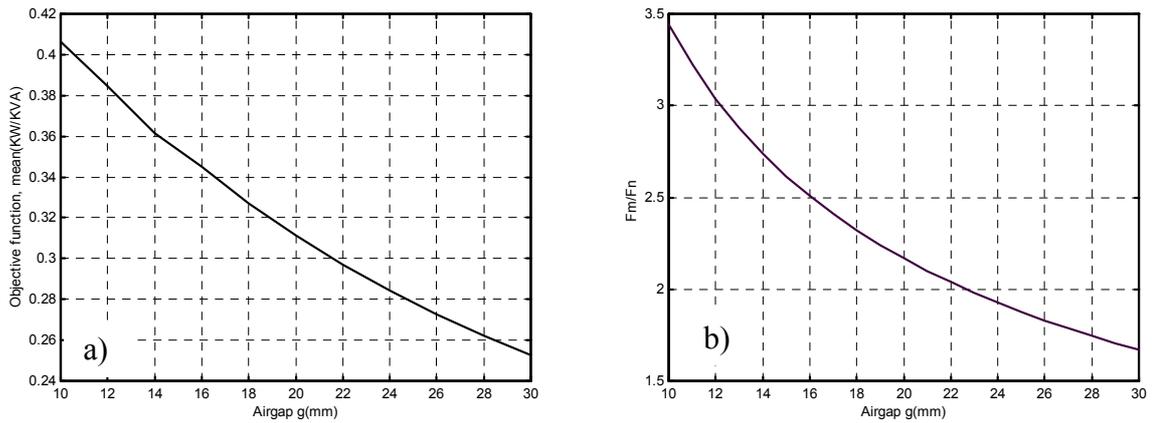
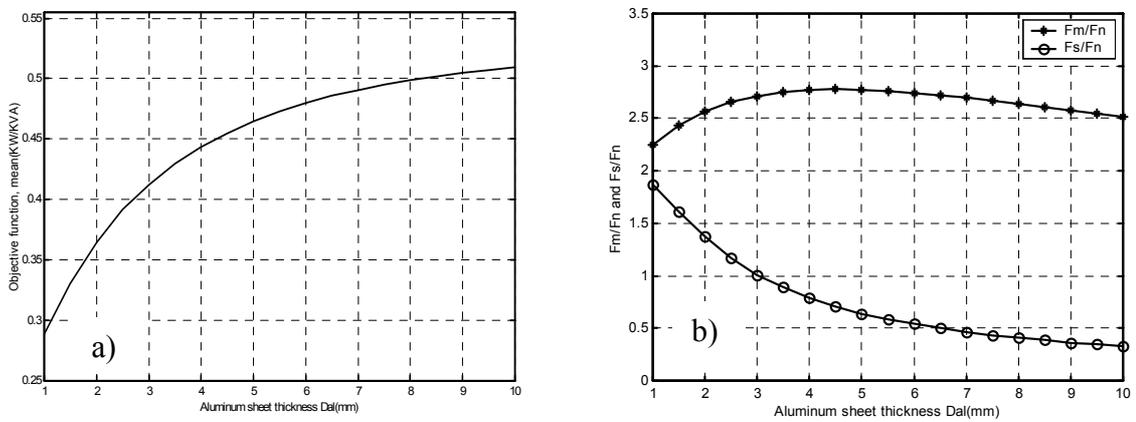


Figure V.2 Caractéristiques en fonction du glissement :

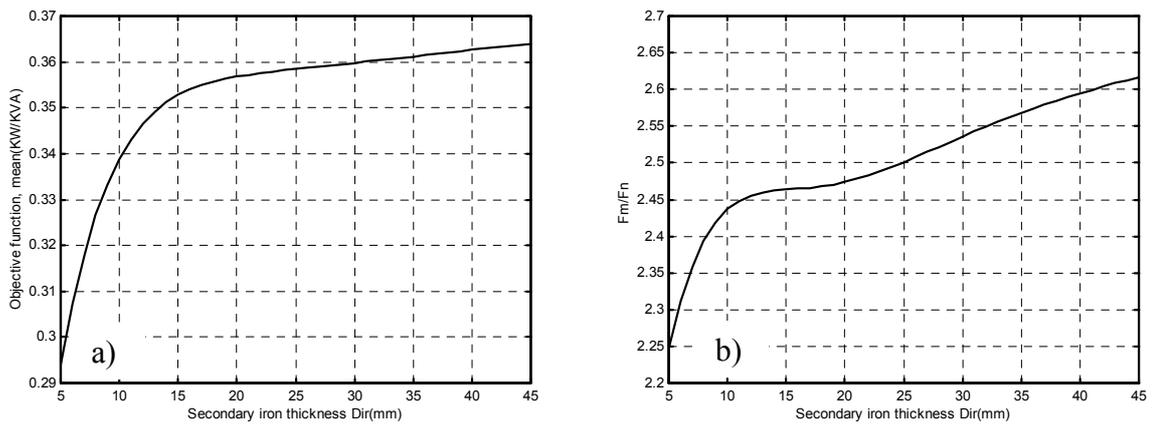
a) du facteur KW/KVA ; b) de la poussée



1) Variation de l'épaisseur de l'entrefer autour de sa valeur optimale



2) Variation de l'épaisseur de la couche conductrice en aluminium



3) Variation de l'épaisseur de la couche d'acier du secondaire

Figure V.3 a) Effets de la variation de l'entrefer, de l'épaisseur de la couche en aluminium et de l'épaisseur de l'acier du secondaire sur la fonction objectif; b) Evolution des contraintes critiques correspondant.

Tableau V.1 Exemple de conceptions optimales avec et sans contraintes (Optimisation de la moyenne du facteur KW/KVA d'un moteur linéaire à induction pour deux poussées nominales différentes).

Paramètres	Moteur initial	Moteur optimisé		
		sans contraintes	Avec contraintes	
			$F_n=$ 800N	$F_n=$ 1000N
Poussée nominale, F_n (N)	800; 1000	800 ; 1000	800	1000
Glissement nominal, s_n	2.11%; 2.87%	0.232% ; 0.234%	2.88%;	2.3%
Entrefer, g (mm)	15	10	19.75	16
Epaisseur de la couche en aluminium, D_{al} (mm)	2.5	10	2.0	1.7
Epaisseur de l'acier du secondaire, D_{ir} (mm)	25.4	45	25	24.8
Pas polaire, τ (mm)	250	150	200	188
Ouverture de l'encoche/pas dentaire, k_t	0.54	0.50	0.50	0.60
Profondeur de l'acier du secondaire, W (mm)	111	120	100	100
Fonction objectif, F	0.3599	0.5581	0.3283	0.3445
Force de démarrage/Poussée nominale, F_s/F_n	1.114; 0.891	0.6781 ; 0.5425	1.5028	1.5034
Poussée maximale/ Poussée nominale, F_m/F_n	2.366; 1.893	7.7207 ; 6.1766	2.4999	2.4997
Induction maximale dans la dent, B_{tm} (T)	0.9389	0.9752	0.7266	0.7265
Induction maximale dans le dos du primaire, B_{pm} (T)	1.817	1.817	1.817	1.817
Induction maximale dans l'acier du secondaire, B_{sm} (T)	1.129	1.089	1.127	1.067

V.2.2- Optimisation de la force de démarrage

Les mêmes résultats d'exploration précédents ont été utilisés pour maximiser la deuxième fonction objectif du cahier des charges défini au début du quatrième chapitre (rapport de la force de démarrage du même moteur linéaire à induction au poids du primaire plus le poids du secondaire calculé sur une distance de $2\tau p$).

On note que la force de démarrage du MLSI a été augmentée de 891.15 N à 1534.42 N (soit une augmentation de 72.18% environ) et son poids a été réduit de 146.281 kg à 124.161 kg (c'est-à-dire une réduction de 15.12% environ). On peut conclure aussi que les deux contraintes imposées sur la force de démarrage et la poussée maximale sont les plus critiques, en effet, une petite modification du point optimal risque de violer ces deux contraintes.

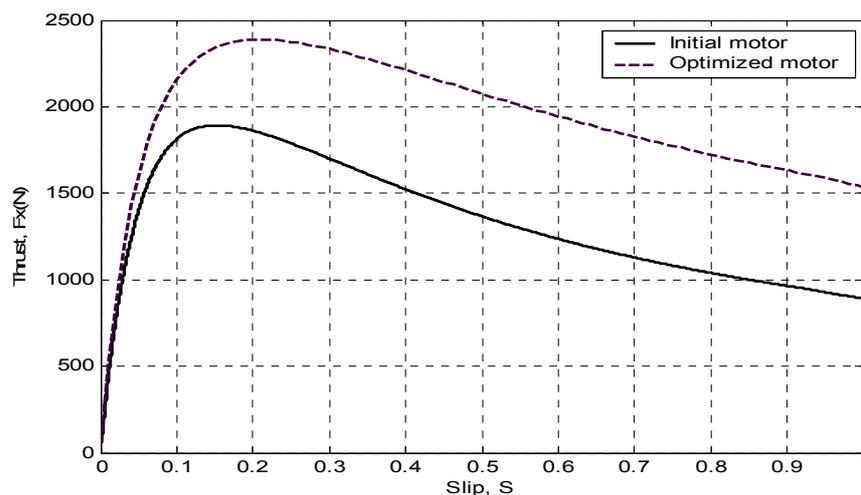


Figure V.4 Poussées en fonction du glissement des deux moteurs initial et optimisé

Tableau V.2 Exemple d'une conception optimisée sous contraintes (Optimisation du rapport de la force de démarrage au poids d'un moteur linéaire à induction)

Paramètres	Moteur Initial	Moteur Optimisé
Poussée nominale, F_n (N)	1000	1000
Glissement nominal, s_n	2.87%	2.42%
Entrefer, g (mm)	15	15
Epaisseur de la couche en aluminium, D_{al} (mm)	2.5	1.5
Epaisseur de la couche d'acier du secondaire, D_{ir} (mm)	25.4	27
Pas polaire, τ (mm)	250	205
Rapport ouverture de l'encoche/pas dentaire, k_t	0.54	0.75
Profondeur de l'acier du secondaire, W (mm)	111	115
Valeur moyenne du facteur KW/KVA	0.3599	0.3326
Force de démarrage, F_s (N)	891.15	1534.42
Poids du primaire et des $2\tau p$ du secondaire, M_m (kg)	146.281	124.161
Fonction objectif, F	6.092	12.358
Rapport force de démarrage /poussée nominale, F_s/F_n	0.89115	1.5344
Rapport Poussée maximale/poussée nominale, F_m/F_n	1.89274	2.3889
Induction maximale dans les dents, B_{tm} (T)	0.9389	1.732
Induction maximale dans le dos du primaire, B_{pm} (T)	1.817	1.8169
Induction maximale dans l'acier du secondaire, B_{sm} (T)	1.129	0.621

V.3- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE A INDUCTION EN UTILISANT UNE METHODE SQP

On a noté au premier chapitre, que les méthodes de programmation quadratique séquentielle (appelées *Sequential Quadratic Programming* (SQP) en anglais) sont des techniques lagrangiennes largement répandues, qui permettent de traiter efficacement les problèmes de programmation non linéaire. Ces techniques appartiennent à la familles des méthodes de descente, elles consistent à transformer localement un problème de programmation non linéaire sous contraintes en une séquence de sous problèmes d'optimisation non linéaire (quadratique), en se basant sur une approximation locale de la matrice hessienne. On aura ainsi [11-13,18]:

$$P \Rightarrow P' \Leftrightarrow \begin{cases} \min de \left(\frac{1}{2} X' H_s X + G' X \right) \\ AX + g(X) \leq 0 \\ h_i(X) = 0 \quad i = 1, p \end{cases} \quad (V.1)$$

Où G est le gradient de la fonction objectif $F(X)$, A est le jacobien de l'ensemble de contraintes d'inégalités (généralement on ne considère que l'ensemble des contraintes violées ou prêt de l'être à chaque itération) et H est une approximation de la matrice hessienne du lagrangien suivant [11-13] :

$$L(X, \lambda) = F(X) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(X) \quad (V.2)$$

Ainsi, un sous problème de programmation quadratique est construit à partir du problème non linéaire initial. Ensuite, ce sous problème obtenu est traité par une méthode de type quasi Newton combinée à la méthode de la ligne de recherche basée sur la technique de la plus grande pente (*the steepest descent method*), où la matrice hessienne est approximée en utilisant la formule de BFGS (*Broyden-Fletcher-Golfard-Sahno*), ou bien la formule DFP (*Davidon-Fletcher-Powell*) [18].

La solution d'une séquence de sous problèmes de type (SQP), suite à cette approximation quadratique locale de la fonction objectif, aboutit à la solution du problème initial. L'inconvénient majeur de cet algorithme d'optimisation déterministe c'est qu'il est piégé systématiquement à l'optimum local voisin et dépend de la solution initiale. En contre partie, le temps d'exécution de cet algorithme est très court relativement à toutes les stratégies d'optimisation qu'on a utilisées.

V.3.1- Optimisation du facteur KW/KVA

En appliquant l'algorithme déterministe précédent à l'optimisation du facteur KW/KVA du moteur linéaire à induction, en partant de la solution initiale suivante : $X_0=(0.01, 0.005, 0.001, 0.75, 0.15, 0.15)$, on a obtenu les résultats du tableau (V.3), au bout d'un temps de 15 minutes environ, si on utilise le modèle analytique et de 9 heures environ, si on utilise le modèle numérique.

Tableau V.3 Conceptions optimales obtenues en utilisant un algorithme SQP (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA sans et sous contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
Sans contraintes	10	45	10	0.5	120	150	0.5581
Avec contraintes	11.428	31.896	1.272	0.5584	111.908	218.745	0.35973

On note une rapidité incontestable de ce type d'algorithmes, mais malheureusement, sa convergence dépend énormément du choix de la solution initiale. En effet, on note que l'algorithme génétique par exemple a pu explorer des solutions meilleures que celles obtenues par cet algorithme de descente de type SQP. Ce qui fait que la solution obtenue par celui-ci peut ne pas être l'optimum global.

De façon générale, plusieurs tests nous ont menés à remarquer que l'ensemble des contraintes n'est pas toujours strictement vérifié et la fonction objectif n'est pas forcément meilleure que celles obtenues par les autres techniques.

V.3.1- Optimisation de la force de démarrage

On a utilisé aussi, l'algorithme déterministe précédent de type SQP pour l'optimisation de la deuxième fonction objectif définie au chapitre précédent (rapport de la force de démarrage au poids du moteur). En partant de la même solution initiale que précédemment, soit $X_0=(0.01, 0.005, 0.001, 0.75, 0.15, 0.15)$, on obtient le résultat suivant :

Tableau V.4 Conceptions optimales obtenues en utilisant un algorithme de type SQP (cas d'une optimisation du rapport de la force de démarrage au poids du moteur sous contraintes)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
Sans contraintes	10	5	1	0.75	120.000	150.000	37.985
Sous contraintes	13.757	19.412	1.000	0.7500	100.000	183.694	19.698

Malgré la rapidité d'exécution considérable de cet algorithme, on note une fois de plus son handicap de surmonter le piège de l'optimum voisinant le point initial. On remarque aussi que l'algorithme génétique par exemple a pu explorer des solutions meilleures que celles obtenues par cet algorithme de descente de type SQP. Ce qui fait que la solution obtenue par cet algorithme peut ne pas être l'optimum global, ou bien il se peut que l'algorithme ne converge pas d'emblée.

V.4- OPTIMISATION DE LA CAO D'UN MOTEUR LINEAIRE À INDUCTION EN UTILISANT UNE METHODE HYBRIDE

D'après les résultats obtenus et présentés dans ce chapitre et le chapitre précédent, on peut noter que :

- Malgré la rapidité d'exécution considérable des algorithmes déterministes (ceux basés sur la méthode de descente), ils présentent l'handicap de piégeage dans un optimum local voisinant la solution initiale ;
- Par contre les algorithmes stochastiques consomment un temps de calcul relativement important, mais ils offrent une grande chance de localiser (ce terme ne veut pas dire trouver bien évidemment) l'optimum global du problème d'optimisation.

Ainsi, il paraît de façon claire que la combinaison de ces deux types d'algorithmes sera bénéfique, du moins pour surmonter les problèmes des optima locaux et de déterminer de façon tenace l'optimum global.

On a combiné dans cette étude un algorithme génétique et une méthode de programmation non linéaire de type SQP. On a pu trouver des solutions meilleures par rapport à toutes les solutions déjà présentées, en utilisant cette méthode hybride.

On va présenter et discuter les résultats obtenus par cet algorithme hybride, qui consiste à utiliser tout simplement la solution obtenue par la stratégie des algorithmes génétiques (on peut diminuer dans ce cas le nombre de générations de l'algorithme génétique afin de réduire un peu le temps de calcul) comme point de départ de la méthode SQP.

V.4.1- Résultats de simulation

Les tableaux (V.5) et (V.6) présentent les résultats de simulation obtenus par cet algorithme hybride, en partant de la meilleure solution obtenue par l'algorithme génétique (voir tableaux IV.10, IV.11 et IV.13).

Tableau V.5 Conceptions optimales obtenues en utilisant un algorithme hybride (cas d'une optimisation du facteur KW/KVA)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
Sans contraintes	10.000	30.468	8.692	0.5000	120	150	0.5628
Avec contraintes	10.000	35.135	1.085	0.54478	120.000	234.636	0.36374

Tableau V.6 Conception optimale obtenue en utilisant un algorithme hybride (cas d'une optimisation sous contraintes du rapport de la force de démarrage au poids du moteur)

	$g(\text{mm})$	$D_{ir}(\text{mm})$	$D_{al}(\text{mm})$	k_t	$W(\text{mm})$	$\tau(\text{mm})$	F
Sans contraintes	10	5	1	0.75	120.000	150.000	37.985
Avec contraintes	30.000	9.0675	2.321	0.75000	100.000	151.925	19.877

On note, la qualité tenace et efficace de cet algorithme hybride, qui a combiné avec succès la capacité d'exploration globale de l'espace de recherche offerte par l'algorithme génétique d'une part, la rapidité et la précision de la descente vers le minimum effectif assuré par la méthode SQP d'autre part. Cela nous a permis d'aboutir à des meilleures solutions, comparativement à toutes les méthodes utilisées dans ce travail, notamment dans le cas de l'optimisation de la première fonction objectif.

V.4.1- Etude des meilleures conceptions optimales

Les paramètres géométriques et quelques caractéristiques du moteur initial et ceux du moteur optimisé par rapport aux deux fonctions objectifs, sous contraintes et pour une poussée nominale de 1000 N, sont récapitulés dans le tableau (V.7).

Tableau V.7 Meilleures conceptions optimales obtenues en utilisant un algorithme hybride

Paramètre	Moteur initial	Optimisation de KW/KVA	Optimisation de F_s/F_n
Poussée nominale, F_n (N)	1000	1000	1000
Glissement nominal, s_n	2.87%	1.2%	4.44%
Entrefer, g (mm)	15	10.000	30.000
Epaisseur de la couche en aluminium, D_{al} (mm)	2.5	1.085	2.3210
Epaisseur de l'acier du secondaire, D_{ir} (mm)	25.4	35.135	9.0675
Pas polaire, τ (mm)	250	234.636	151.925
Ouverture de l'encoche /pas dentaire, k_t	0.54	0.54478	0.75000
Profondeur de l'acier du secondaire, W (mm)	111	120.000	100.000
Facteur KW/KVA , F	0.3599	0.36374	0.30002
Force de démarrage /Force nominale, F_s/F_n	0.89115	1.5000	1.6677
Force maximale /force nominale, F_m/F_n	1.89274	2.5000	2.5000
Induction maximale dans les dents, B_{im} (T)	0.9389	1.426	0.996
Induction maximale dans le dos du primaire, B_{pm} (T)	1.817	1.817	1.817
Induction maximale dans l'acier du secondaire, B_{sm} (T)	1.129	0.714	0.634

D'après ces résultats, on note (pour les deux cas d'optimisation sous contraintes, respectivement) que :

- le facteur KW/KVA a augmenté de 0.3599 à 0.36374 seulement soit une amélioration de 1.07% environ (cela montre un bon degré d'optimalité de la conception initiale en termes de rendement et de facteur de puissance);
- la force de démarrage du moteur optimisé a augmenté de 891.15 N à 1667.7 N soit un accroissement de 87.14% environ et son poids est réduit de 146.281 kg à 88.899 kg soit une diminution de 39.23% environ.

V.5- CONCLUSION

Une approche énumérative basée sur une exploration de l'espace de recherche grossièrement discrétisé a été appliquée pour localiser l'optimum de la conception structurale d'un moteur linéaire à induction initial. Le résultat a été raffiné en recherchant une meilleure solution au voisinage du point optimal. Quelques remarques peuvent être soulevées, concernant l'utilisation de cette méthode d'optimisation. Malgré que cette technique n'est pas basée sur le calcul des dérivées et possède de grandes chances pour localiser l'optimum global de la conception pour différentes fonctions objectifs et contraintes, le temps de calcul reste énorme malgré que le nombre de paramètres optimisés n'est pas vraiment considérable et l'outil d'analyse (modèle analytique) n'est pas assez lent. Mais, si dans un cas ou un autre, on a pu exploré l'espace de recherche, il vaut mieux utiliser le résultat issu de cette méthode comme point de départ d'une technique d'optimisation plus tenace pour déterminer l'optimum global effectif de la conception avec plus de précision, telles que les méthodes de descente.

Une autre stratégie déterministe a été présentée et appliquée pour retrouver l'optimum de la conception structurale d'un moteur linéaire à induction, à savoir la méthode de programmation quadratique séquentielle (SQP). Cette méthode déterministe a manifesté une rapidité incontestable par rapport aux autres méthodes et une dépendance de la solution initiale. En effet, elle ne permet qu'une recherche locale et peut être piégée dans un optimum local si la solution initiale est mal choisie.

En revanche, cette méthode s'est avérée tenace et efficace et a permis d'aboutir à des meilleures solutions, en choisissant convenablement la solution initiale (c'est le cas d'une hybridation d'un algorithme génétique utilisé pour localiser l'optimum global, ensuite la méthode SQP effectue une descente précise et rapide vers l'optimum global effectif en partant de la solution issue de l'algorithme génétique).

CONCLUSION GÉNÉRALE

Dans ce mémoire de thèse, on s'est intéressé à la CAO optimisée des machines électriques, appliquée au moteur linéaire à induction. On a montré que ce type de moteurs linéaires peut trouver une place intéressante parmi les différents systèmes de traction électrique à mouvement linéaire. En effet, même s'il semble être pénalisé par la présence d'effet d'extrémités comparativement à son homologue rotatif, on a tenté d'établir une optimisation de la CAO de ces moteurs permettant d'obtenir une solution relativement compétitive.

Dès le premier chapitre on a essayé de déterminer quelle devait être la démarche à suivre pour concevoir le plus efficacement possible un moteur électrique de façon générale en utilisant un outil de la CAO optimisée. Pour cela, on a présenté une méthodologie en deux temps, dont la portée dépasse largement le cas particulier du moteur linéaire à induction. Elle consiste tout d'abord à choisir la structure la mieux adaptée à une application donnée ou la plus utilisée tout simplement, puis à dimensionner cette structure par optimisation. Ensuite, on a présenté le principe et décrit les différents éléments constitutifs d'un outil de CAO optimisée des machines électriques (les modèles ou les outils d'analyse et les algorithmes d'optimisation). En effet, on a présenté et comparé les deux types d'outils d'analyse des machines électriques à savoir les modèles analytiques et les modèles numériques. Et on a mis le point aussi sur les différentes techniques d'optimisation tout en comparant les stratégies déterministes à celles stochastiques.

Au second chapitre et en application de cette méthodologie, on a choisi et présenté le moteur linéaire à simple induction, parmi les différentes structures possibles du moteur linéaire à induction, qui semble être le plus utilisé. Puis, pour réaliser la deuxième étape de la conception, à savoir le dimensionnement, on a présenté brièvement les différentes méthodes analytiques utilisées pour modéliser ce type de moteurs et on a exposé un modèle analytique complet du moteur en question, basé sur la méthode des couches en 2D. Celui-ci permet d'établir l'ensemble des équations exprimant les différentes caractéristiques et performances de la machine, en partant de la structure géométrique retenue, des propriétés physiques des matériaux utilisés et de la source d'alimentation et cela pour tout point de fonctionnement. Pour cette modélisation, on a cherché à prendre en compte toutes les particularités de la structure du moteur étudié, notamment, les effets d'extrémités et de bords d'une part et la modélisation de l'influence de la température, de la saturation et de l'hystérésis dans les matériaux ferromagnétiques du secondaire, d'une autre part. Des résultats de simulation issus d'un code de calcul établi, en se basant sur un modèle analytique de la méthode des

couches en 2D, ont été présentés et validés par comparaison à des résultats de tests et de simulation publiés dans des références de renommée.

Au troisième chapitre, on a présenté une modélisation numérique des phénomènes électromagnétiques au sein d'une section longitudinale du moteur linéaire à simple induction, en utilisant la méthode des éléments finis bidimensionnelle. Tout comme le modèle analytique basé sur la méthode des couches, ce modèle numérique à base d'éléments finis 2D, permet de déterminer les caractéristiques et les performances du moteur linéaire à simple induction, mais avec moins d'hypothèses simplificatrices. Des résultats de simulation issus d'un code de calcul établi ont été présentés et validés par comparaison aux résultats de simulation obtenus par un logiciel professionnel (FLUX2D).

Au quatrième chapitre, On a appliqué la méthodologie de dimensionnement optimisé pour l'amélioration des performances d'un moteur linéaire à simple induction initial, en utilisant quelques techniques d'optimisation stochastiques, à savoir la méthode de Monte-Carlo, la méthode du recuit simulé et la méthode des algorithmes génétiques.

Au cinquième et dernier chapitre, on a utilisé deux différentes stratégies déterministes pour optimiser la CAO d'un même moteur linéaire à induction, à savoir une méthode énumérative et une méthode de programmation quadratique séquentielle. Cela nous a permis de noter la qualité globale de la première stratégie et sa consommation d'un temps de calcul énorme. En revanche, on a remarqué la rapidité et l'efficacité de la deuxième technique qui ne garantit, hélas, qu'une recherche locale d'un optimum. Enfin, on a utilisé un algorithme hybride, constitué d'un algorithme génétique utilisé pour localiser l'optimum global et une méthode de type SQP pour effectuer une descente précise et rapide vers l'optimum global effectif du problème de CAO étudié. On a pu dans ces conditions déterminer de meilleures solutions à ce problème de CAO.

Une comparaison entre les résultats obtenus dans les deux derniers chapitres montre l'aptitude des stratégies stochastiques à surmonter le problème de piégeage dans des optima locaux, d'une part et leur manque d'efficacité pour déterminer l'optimum global d'une manière tenace et précise, d'une autre part. Par ailleurs, les méthodes déterministes souffrent de leur incapacité d'éviter les pièges des optima locaux. Ils manifestent, par contre, une efficacité et une précision, quand il est question de déterminer un optimum global déjà grossièrement localisé. Ainsi, une hybridation de ces deux types de méthodes s'est avérée fertile et a permis de réduire le temps de calcul et d'améliorer la précision du résultat final, qui représentent les deux handicaps des stratégies stochastiques et déterministes respectivement.

D'autre part, on doit signaler que dans ce mémoire de thèse, on a voulu mettre en évidence l'intérêt d'utiliser de nouvelles techniques de CAO optimisée des machines électriques de façon générale permettant d'améliorer les performances de celles-ci. Pour s'en convaincre, essayons d'imaginer la conséquence en économie d'énergie si on arrive à améliorer le rendement de toutes les machines électriques de la planète de façon générale de 1% [6]. Pour autant, il ne faut pas croire que l'augmentation de l'efficacité de la conception supprime le travail du concepteur ou que l'ordinateur va se substituer à sa réflexion. En fait, l'objectif est tout différent. Il s'agit d'assister le concepteur à l'aide d'un ordinateur et de supprimer un grand nombre de tâches rébarbatives et mécaniques pour lui laisser plus de temps pour des tâches plus 'nobles' : définir des modèles plus précis, critiquer les solutions obtenues, faire un choix, etc. Par ailleurs, bien que les stratégies de la CAO optimisée aient assuré, pour un problème donné, de trouver les meilleures solutions du point de vue mathématique, le concepteur est toujours sollicité pour faire la synthèse des calculs et interpréter les résultats obtenus. De plus, un outil de la CAO optimisée ne peut dimensionner qu'une structure décrite par un modèle analytique ou numérique. Donc, tout l'aspect créatif de la conception, qui permet souvent des avancées plus grandes que n'importe quel logiciel de simulation ou d'optimisation, n'est pas supprimé. Au contraire, toute nouvelle structure est d'autant plus valorisée que des techniques mathématiques permettent de l'optimiser.

Par ailleurs, il paraît clairement que les résultats obtenus relancent le travail autour des modèles analytiques (souvent abandonnés au profit des modèles numériques) d'une part et des algorithmes d'optimisation hybrides qui permettent une recherche globale fertile et efficace de l'optimum global. Cela n'empêche pas que les modèles numériques soient utilisés dans l'étape finale et/ou pour valider les résultats de la CAO optimisée basée sur des modèles analytiques qui consomment moins de temps de calcul.

Ainsi, les perspectives de ce travail sont multiples, on peut les situer sur trois niveaux :

- l'amélioration des modèles analytiques et numériques en allant vers des couplages forts entre les modèles permettant notamment de mieux maîtriser l'influence des phénomènes thermiques sur les performances électromagnétiques (car on a supposé dans cette étude que la température du primaire est uniforme et constante et on a calculé celle des couches du secondaire en utilisant un modèle très simplifié) ;
- l'amélioration des techniques de conception ;
- l'intégration des équations du comportement mécanique et celle de la commande du moteur.

Enfin, on a longuement décrit l'approche de la CAO optimisée des machines électriques appliquée au moteur linéaire à induction, qui peut être améliorée et rendue plus efficace, en combinant l'ensemble des stratégies et des modèles présentés. Gardons bien à l'esprit que, comme pour toute simulation, la validation par l'expérience reste indispensable, malgré que les modèles d'analyse de champs dans la machine présentés dans ce travail aient été validés. Néanmoins, on pense que cette démarche permet de réduire notablement le nombre de prototypes à construire.

ANNEXE

A.I PRESENTATION DU BANC D'ESSAI DU CIGGT DE 'QUEEN'S UNIVERSITY'

Un banc d'essai pour tester le moteur linéaire à simple induction (MLSI N°1 du tableau A.1) a été réalisé à 'Queen's University' au Canada. Ce banc d'essai de CIGGT (*Canadian Institute of Guided Ground Transport*), a été utilisé pour valider le modèle analytique présenté au deuxième chapitre de cette thèse, en se basant sur des résultats expérimentaux et de simulation présentés dans [67]. Le banc d'essai en question est constitué d'une roue tournante de 7.6 m, munie d'un système de guidage, pour permettre un mouvement relatif entre le primaire et le secondaire avec une vitesse pouvant aller jusqu'à 101 km/h. Les deux images de la figure (A.1) montrent la configuration de ce banc d'essai [56].

Le primaire du moteur linéaire à simple induction (MLSI N°1 du tableau A.1), incorporé dans ce banc d'essai, est constitué de tôles d'acier en silicone laminé (M19) d'une épaisseur de 0.318 mm et d'un facteur d'isolation de 0.96. Le constructeur fournit des pertes fer unitaires de 0.65 W/kg (correspondant à une induction $B=1T$ et une fréquence $f=60$ Hz). Ce même MLSI est alimenté par un onduleur à MLI de 200 kVA. Plus de détails concernant les caractéristiques géométriques et physiques de ce moteur linéaire à induction sont récapitulés dans les deux tableaux (A.1) et (A.2).

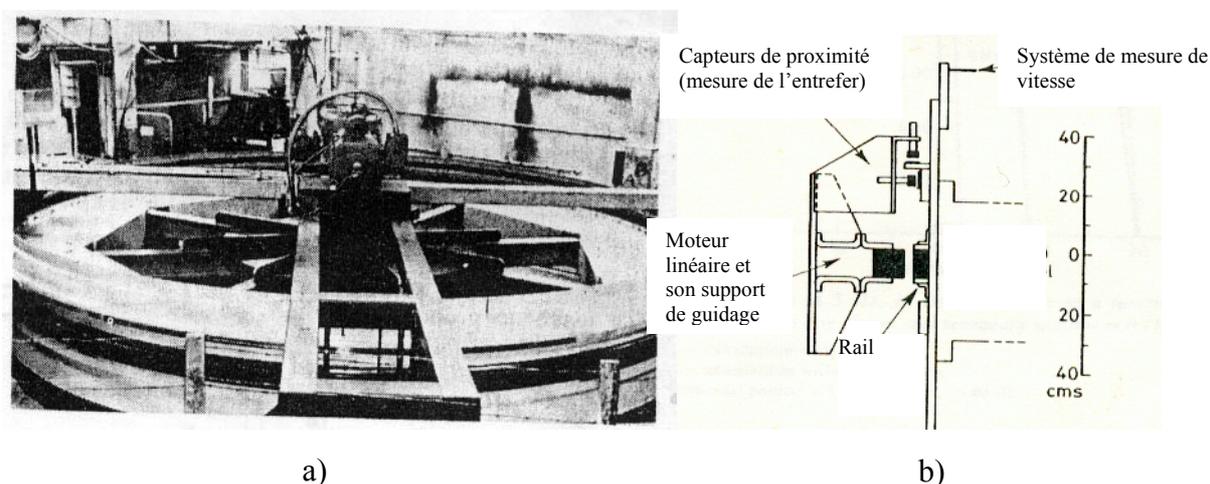


Figure A.1 a) Vue d'ensemble d'une roue de 7.6 m de diamètre tournante de 0 à 101 km/h, du banc d'essai de CIGGT ;

b) Structure du moteur linéaire du banc d'essai de 'Queen's University' et de son système de guidage.

Tableau A.1 Paramètres des deux moteurs linéaires à induction étudiés
(MLSI N°1 [51,56,67]) et (MLSI N°2 [55])

Paramètre	MLSI N°1	MLSI N°2
Nombre de phases, q	3	2
Nombre de pôles, $2p$	6	4
Nombre de couches de l'enroulement du primaire	2	1
Valeur efficace du courant primaire nominal, I (A)	200	8
Nombre de spires en série/phase, N	108	490
Nombre de brins en parallèle par spire, N_b	19	--
Diamètre d'un brin, D_b (mm)	1.155	--
Longueur frontale d'une bobine du primaire, L_f (mm)	295.5	--
Pas polaire, τ (mm)	250	50
Nombre d'encoches du primaire, Z	61	12
Nombre d'encoches semi remplies à l'extrémité, Z_e	7	0
Entrefer, g (mm)	15	2
Ouverture de l'encoche du primaire, O_e (mm)	15	8
Epaisseur de la plaque en aluminium, D_{al} (mm)	2.5 ou 4.5	4.7
Epaisseur de l'acier du secondaire, D_{ir} (mm)	25.4	9.5
Longueur transversale du secondaire, W (mm)	111	150
Hauteur du primaire, h_p (mm)	71	45.2
Profondeur ou hauteur de l'encoche, h_e (mm)	30	35.2
Pas de l'enroulement du primaire, w_c (mm)	194.4	50
Fréquence nominale, f (Hz)	40	50
Largeur de la dent, l_d (mm)	16.7	8.6
Pas dentaire, τ_d (mm)	31.7	16.6
Longueur transversale du primaire, L (mm)	101	100
Dimensions latérales de la couche en aluminium h_{ov} , t_{ov} (mm)	33.9 ; 9.5	--
Conductivité de l'acier à 20 °C, σ_{Fe} ($\Omega.m$) ⁻¹	4.46X10 ⁶	--
Conductivité de l'aluminium à 20 °C, σ_{Al} ($\Omega.m$) ⁻¹	32.3 X10 ⁶	--
Conductivité du cuivre à 20 °C, σ_{Cu} ($\Omega.m$) ⁻¹	58.41 X10 ⁶	--
Masse volumique de l'acier, ρ_{Fe} (kg/m ³)	7900	--
Masse volumique du cuivre, ρ_{Cu} (kg/m ³)	8900	--
Masse volumique de l'aluminium, ρ_{Al} (kg/m ³)	2700	--

Tableau A.2 Courbe de magnétisation de l'acier du secondaire et coefficients de la perméabilité magnétique équivalente [56]

H_{msfe} (At/m)	B_{msfe} (T)	a_r	a_x
100	0.014	0.84	0.94
350	0.75	0.90	0.90
1000	1.15	1.61	0.93
2000	1.35	1.72	0.80
4000	1.475	1.61	0.78
6000	1.51	1.56	0.80
10000	1.53	1.52	0.82
16000	1.55	1.49	0.85
100000	1.81	1.45	0.94
1000000	1.90	1.38	0.98

A.II EXPRESSION DU COEFFICIENT DE CARTER

Le coefficient de Carter permet de tenir compte de l'effet des encoches du primaire, en augmentant l'entrefer. La valeur effective est le résultat d'une multiplication de la valeur réelle par ce coefficient de Carter. Il doit être calculé en considérant un entrefer égal à $(g + D_{al})$. L'expression générale de ce coefficient est donnée par [91] :

$$k_c = \frac{\tau_d}{\tau_d - \frac{O_e^2}{5(g + D_{al}) + O_e}} \quad (\text{A.1})$$

A.III EXPRESSION DU FACTEUR DE SATURATION

La théorie classique des machines électriques, définit le facteur de saturation du circuit magnétique comme étant le rapport entre la force magnétomotrice totale et celle de l'entrefer, par paire de pôles. En partant de la première hypothèse du modèle analytique du premier chapitre, qui suppose que la perméabilité magnétique du circuit magnétique du primaire est infinie, on peut négliger la force magnétomotrice de celui-ci. Dans ces conditions, le facteur de saturation du circuit magnétique du moteur linéaire à induction peut être exprimé par [56,67] :

$$k_{\mu v} = \frac{V_v}{2(V_{gv} + V_{dv})} \approx 1 + \frac{V_{sv}}{2(V_{gv} + V_{dv})} \quad (\text{A.2})$$

Où V_v est la force magnétomotrice (MMF) par paire de pôles, V_{gv} est la chute de tension magnétique dans l'entrefer, V_{dv} est la chute de tension magnétique dans la couche conductrice en aluminium, V_{sv} est la chute de tension magnétique dans l'acier ferromagnétique du secondaire.

- Expression de la chute de tension magnétique le long de l'entrefer :

$$V_{gv} = \int_0^{g'} H_{myv3}(x=0, y) dy = \frac{jA_{mv}}{M_v} \left\{ \begin{aligned} & \left[\mu_{re} \cosh(K_{v2} D_{al}) + \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \sinh(k_{v2} D_{al}) \right] \frac{\sinh(\beta_v g')}{\beta_v} \\ & - \frac{K_{v2}}{\beta_v} \left[\frac{K_{v1}}{K_{v2}} \cosh(K_{v2} D_{al}) + \mu_{re} \sinh(K_{v2} D_{al}) \right] \frac{1 - \cosh(\beta_v g')}{\beta_v} \end{aligned} \right\} \quad (A.3)$$

- Expression de la chute de tension magnétique dans la couche conductrice en aluminium :

$$V_{dv} = \int_{g'}^{D_{al}+g'} H_{myv2}(x=0, y) dy = \frac{jA_{mv}}{M_v} \left[\mu_{re} \frac{\sinh(K_{v2} D_{al})}{K_{v2}} - \frac{K_{v1}}{K_{v2}} \frac{1 - \cosh(K_{v2} D_{al})}{K_{v2}} \right] \quad (A.4)$$

- Expression de la chute de tension magnétique dans la couche de l'acier du secondaire : Pour exprimer la force magnétomotrice du ferromagnétique du secondaire, on commence tout d'abord par l'expression du flux moyen de la composante tangentielle du champ magnétique H_{mxv3} :

$$|\Phi_{xvsec}(x)| = W \mu_0 \mu_{rs} \int_{g'+D_{al}}^{\infty} H_{mxv3}(x, y) dy = W \mu_0 \frac{A_{mv}}{\beta_v} \frac{1}{|M_v|} \mu_{rs} \cos(\beta_v x) \quad (A.5)$$

La valeur moyenne du champ magnétique dans la couche de l'acier du secondaire d'une épaisseur D_{ir} est donnée par :

$$|H_{mxvav}(x)| = \frac{|\Phi_{xvsec}(x)|}{W D_{ir} \mu_0 \mu_{rav}} = \frac{1}{D_{ir}} \frac{A_{mv}}{\beta_v} \frac{1}{|M_v|} \frac{\mu_{rs}}{\mu_{rav}} \cos(\beta_v x) \quad (A.6)$$

Où μ_{rav} est la perméabilité relative moyenne du ferromagnétique secondaire, sur l'intervalle $g' + D_{al} \leq y \leq g' + D_{al} + D_{ir}$.

Alors, la force magnétomotrice du ferromagnétique du secondaire par paire de pôles, peut être exprimée par :

$$V_{secv} = \int_{-\tau/v}^{\tau/v} |H_{mxvav}(x)| dx = \frac{1}{D_{ir}} \frac{2A_{mv}}{\beta_v^2} \frac{1}{|M_v|} \frac{\mu_{rs}}{\mu_{rav}} \quad (A.7)$$

Selon la théorie classique des machines électriques, le facteur de saturation a un effet sur la réactance magnétisante (en effet l'entrefer effectif se trouve augmenté) et la réactance des fuites du primaire (effet négligé dans cette étude).

A.IV CONDUCTIVITE EQUIVALENTE DE L'INDUIT

L'inclusion des effets de bords dus à la fermeture des courants induits dans la zone active du secondaire se fait grâce à deux corrections faites sur la conductivité électrique de l'induit.

1- Russel et Norsworthy ont proposé un facteur correcteur de la conductivité de la couche conductrice en aluminium du secondaire, il est exprimé par [51] :

$$k_{RNv} = 1 - \frac{\tanh(\beta_v \frac{W}{2})}{\beta_v \frac{W}{2} \left[1 + \tanh(\beta_v \frac{W}{2}) \tanh(\beta_v h_{ov}) \right]} \quad (\text{A.8})$$

Ce coefficient tient compte des courants qui se referment dans la partie active de la couche conductrice et réduit effectivement la conductivité apparente de la couche en aluminium. En général, l'épaisseur de la partie active de la couche conductrice (D_{al}) diffère de celle se situant de part et d'autre du ferromagnétique du secondaire (t_{ov}) (voir figure II.1). Dans ces conditions, le terme $\tanh(\beta_v h_{ov})$ doit être corrigé en le multipliant par le facteur empirique suivant, proposé dans

$$[67] : 1 + 1.3 \frac{t_{ov} - D_{al}}{D_{al}}.$$

La conductivité équivalente de la couche en aluminium est modifiée ainsi :

$$\sigma'_{Alv} = (1 - k_{RNv}) \sigma_{Al} \quad (\text{A.9})$$

2- De leur part Gibbs, Panasienkov, Yee et Gieras et al, ont proposé un facteur correcteur de l'impédance équivalente de la couche de l'acier du secondaire, pour tenir compte aussi des courants qui se referment dans la partie active du ferromagnétique du secondaire [56].

Selon Gibbs :

$$k_z = 1 + \frac{2}{\pi} \frac{\tau}{W} \quad (\text{A.10})$$

Selon Panasienkov :

$$k_z = 1 + \frac{1}{2} \frac{\tau}{W} \quad (\text{A.11})$$

Selon Yee :

$$k_{zv} = \frac{\beta_v W \left[1 + \coth\left(\beta_v \frac{W}{2}\right) \right]}{\beta_v W \left[1 + \coth\left(\beta_v \frac{W}{2}\right) \right] - 2} \quad (\text{A.12})$$

Selon Gieras et al. :

$$k_{zv} = 1 - \frac{g}{vL} + \frac{2}{v\pi} \frac{\tau}{W} \left[1 - \exp\left(-v \frac{\pi W}{2 L}\right) \right] \quad (\text{A.13})$$

L'impédance équivalente de l'acier du secondaire est modifiée par k_{zv} de la façon suivante :

$$z'_{v1} = z_{v1} k_{zv} \quad (\text{A.14})$$

Dans les calculs, on a pris la moyenne arithmétique pour calculer la valeur de k_{zv} , cette idée a été proposée dans la référence [56].

A.V EXPRESSION DU FACTEUR DE L'EFFET DES EXTREMITES LONGITUDINALES

L'effet d'extrémités dans une machine linéaire à induction est dû à la longueur longitudinale finie de la machine et à l'influence de la vitesse sur la répartition non uniforme de l'induction d'entrefer et des courants induits dans le secondaire. Cet effet est pris en compte par un facteur correcteur k_e déterminé en partant d'une répartition de l'induction dans l'entrefer du moteur linéaire à induction composée d'un champ glissant (similaire au champ tournant de la machine rotative) et d'une induction se propageant dans la direction du champ principal et qui est due à l'effet d'extrémités longitudinales [54] :

$$B(x, t) = B_{ms} \sin\left(\omega t - \frac{\pi}{\tau} x\right) + B_{me} e^{-\frac{x}{T_c}} \sin\left(\omega t - \frac{\pi}{\tau_e} x + \delta\right) \quad (\text{A.15})$$

La force électromotrice induite dans une phase du primaire est la superposition de deux forces électromotrices, l'une est due au champ fondamental et l'autre à l'induction due à l'effet d'extrémités, elle peut être exprimée sous la forme :

$$e_p(t) = e_s(t) + e_e(t) = -E_{ms} \cos(\omega t) - E_{me} \cos(\omega t) = -E_{ms} (1 - k_e) \cos(\omega t) \quad (\text{A.16})$$

Où k_e est un facteur qui tient compte de l'effet d'extrémités, son expression a été établie dans [54] :

$$k_e = \frac{E_{me}}{E_{ms}} = -\frac{k_{we}}{k_w} \frac{\frac{\pi\tau_e}{\tau^2}}{\frac{1}{T_e^2} + \left(\frac{\pi}{\tau_e}\right)^2} f(\delta) e^{-\frac{p\tau_e}{T_e}} \frac{\sinh\left(\frac{p\tau_e}{T_e}\right)}{p \sinh\left(\frac{\tau_e}{T_e}\right)} \quad (\text{A.17})$$

Où :

$$f(\delta) = \frac{1}{T_e} \sin \delta + \frac{\pi}{\tau_e} \cos \delta \quad (\text{A.18})$$

δ est le déphasage entre l'onde fondamentale de l'induction dans l'entrefer et l'induction due à l'effet des extrémités se propageant dans le sens du champ glissant, à l'entrée du moteur. Il est approximé de façon empirique par [54] :

$$\delta = \delta_0 + aV_e \quad (\text{A.19})$$

$$\text{Où : } \delta_0 = \pi - \arctg\left(\pi \frac{T_e}{\tau_e}\right) ; a = \frac{1}{150} \arctg\left(\pi \frac{T_e}{\tau_e}\right) ;$$

$$\text{et : } V_e = \frac{V - V_0}{V_s - V_0} V_s \text{ pour } V \geq V_0$$

$$V_e = 0 \quad \text{pour } V \leq V_0$$

L'expérience montre que $V_0 = 0.5V_s$ pour les MLI(s) à très grandes vitesses ($V_0=150$ m/s). On prend : $V_0 = 0.5 \frac{V_s}{150} V_s$.

Le facteur de bobinage du primaire du moteur linéaire est donné par l'expression générale suivante [92]:

$$k_{vw} = \frac{\sin\left(\frac{\pi v}{2m}\right)}{q \sin\left(\frac{\pi v}{2mq}\right)} \sin\left(\frac{\pi v}{2} \frac{w_c}{\tau}\right) \quad (\text{A.20})$$

Le facteur de bobinage relatif à l'onde de l'induction due à l'effet d'extrémités est calculé d'une façon similaire à celle des harmoniques d'espace de la machine à induction, on obtient :

$$k_{vwe} = \frac{\sin\left(\frac{\tau}{\tau_e} \frac{\pi v}{2m}\right)}{q \sin\left(\frac{\tau}{\tau_e} \frac{\pi v}{2mq}\right)} \sin\left(\frac{\pi v}{2} \frac{w_c}{\tau_e}\right) \quad (\text{A.21})$$

Le pas polaire de l'onde représentant l'effet d'extrémités τ_e et le facteur d'atténuation T_e peuvent être calculés en utilisant les expressions suivantes [54] :

$$\tau_e = \frac{2\pi}{D} \quad (\text{A.22})$$

$$T_e = \frac{2gk_c}{Cgk_c - V\mu_0\sigma_{Al}D_{al}} \quad (\text{A.23})$$

$$C = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\sqrt{\left(\frac{\mu_0 V \sigma_{Al} d'_R}{k_c (g + D_{al})}\right)^4 + 16 \left(\frac{\omega \mu_0 \sigma_{Al} d'_R}{k_c (g + D_{al})}\right)^2} + \left(\frac{\mu_0 V \sigma_{Al} d'_R}{k_c (g + D_{al})}\right)^2} \quad (\text{A.24})$$

$$D = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\sqrt{\left(\frac{\mu_0 V \sigma_{Al} d'_R}{k_c (g + D_{al})}\right)^4 + 16 \left(\frac{\omega \mu_0 \sigma_{Al} d'_R}{k_c (g + D_{al})}\right)^2} - \left(\frac{\mu_0 V \sigma_{Al} d'_R}{k_c (g + D_{al})}\right)^2} \quad (\text{A.25})$$

Où d'_R est l'épaisseur d'une couche homogène en aluminium équivalente aux deux couches qui constituent la partie conductrice du secondaire, elle peut être utilisée pour évaluer la résistance modélisant les courants de Foucault dans le secondaire.

Cette épaisseur est estimée à partir de l'impédance équivalente du secondaire. En effet, la couche conductrice en aluminium et celle du ferromagnétique du secondaire sont équivalentes (de point de vue électrique) à une couche en aluminium d'épaisseur d'_R , qui a pour impédance (si on néglige l'effet de peau) :

$$z_{vsec} = (a_R + ja_x) \nu \frac{W}{\tau} k_{zv} \frac{1}{s_v \sigma_{Al} d'_R} \quad (\text{A.26})$$

Où : $a_R = 1$ et $a_x = 1$ pour un matériau non magnétique tel que l'aluminium.

D'où on peut exprimer l'épaisseur équivalente d'_R en identifiant les deux expressions de z_{vsec} (A.26 et II.42).

Ainsi, le schéma équivalent monophasé du moteur linéaire à induction qui tient compte de l'effet des extrémités comprend une impédance z_{vke} montée en parallèle avec la branche de magnétisation (voir figure A.2). Elle est déterminée de façon à ce que l'amplitude de la force électromotrice induite dans une phase du primaire sera atténuée et devient $(1 - k_e) E_{vms}$ (voir équation A.16). On trouve :

$$z_{vke} = \frac{1 - k_e}{k_e} z_{vnot} = \frac{1 - k_e}{k_e} \frac{z_{v\mu} z'_{vsec}}{z_{v\mu} + z'_{vsec}} \quad (\text{A.27})$$

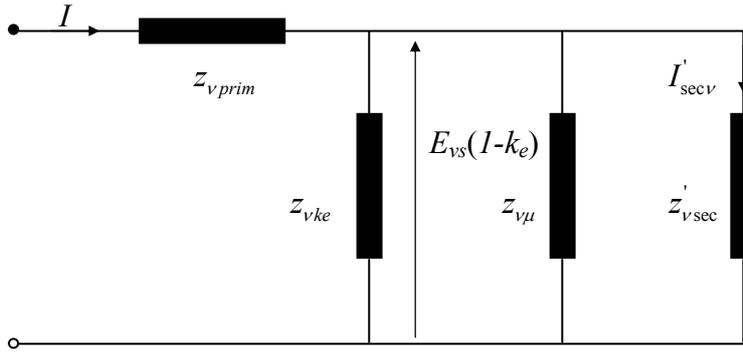


Figure A.2 Schéma équivalent monophasé d'un moteur linéaire à induction tenant compte de l'effet d'extrémités longitudinales

Où z_{vprim} est l'impédance du primaire qui comprend la résistance d'une phase du primaire et la réactance de fuites du primaire, elle est exprimée par :

$$z_{vprim} = R_{prim} + jX_{vprim} \quad (\text{A.28})$$

La résistance d'une phase du primaire et la réactance de fuites du primaire peuvent être exprimées en utilisant les mêmes méthodes utilisées dans le cas des machines conventionnelles. On a pris :

$$R_{prim} = \rho_{Cu} \frac{2(L + L_f)}{N_b \frac{\pi D_b^2}{4}} N = \rho_{Cu0} (1 + \alpha_{Cu} \Delta T) \frac{2(L + L_f)}{N_b \frac{\pi D_b^2}{4}} N \quad (\text{A.29})$$

La réactance de fuites d'une phase du primaire dépend des fuites au niveau des dents et de la partie frontale de l'enroulement du primaire. On a pris [65,66] :

$$X_{primv} = \omega_v (L_{\sigma d} + L_{\sigma f}) = X_{\sigma dv} + X_{\sigma fv} = \omega_v \left\{ \left(\frac{N^2}{3} \right) \frac{\mu_0 L h_e}{O_e} + \frac{N^2 \mu_0 w_c}{8} \ln \left(\frac{\pi w_c^2}{4 h_e O_e} \right) \right\} \quad (\text{A.33})$$

L'effet de peau dans le bobinage du primaire est négligé sur toute la plage des fréquences d'alimentation car le diamètre d'un brin D_b est suffisamment petit.

A.VI PERMEABILITE MAGNETIQUE EQUIVALENTE

En présence de la saturation, la réductivité magnétique (ou la perméabilité) est une fonction de l'induction magnétique. Dans le cas d'une modélisation magnétodynamique complexe (régime harmonique), l'induction est supposée sinusoïdale, c'est à dire :

$$B(t) = B_m \sin \omega t \quad (\text{A.31})$$

Le caractère non linéaire de la caractéristique $B(H)$ implique que le champ magnétique $H(t)$ n'est pas sinusoïdal et la réductivité est variable dans le temps. Une réductivité équivalente constante et indépendante du temps, qui conserve l'énergie magnétique moyenne W_m sur une période de la source d'alimentation, a été proposée dans [49], elle est exprimée par :

$$W_m = \frac{1}{T} \int_0^T \left\{ \int_0^{B_m} v_m(B(t)) B_m \sin \omega t dB \right\} dt \quad (\text{A.32})$$

D'autre part :

$$W_m = \frac{1}{2} \int_0^{B_m} v_{eq}(B) B dB \quad (\text{A.33})$$

En remplaçant $v_m(B(t))$ par son expression (qui peut être une forme analytique interpolée à partir de la caractéristique $B(H)$), dans l'équation (A.32) et en calculant les deux intégrales sur l'intervalle $[0 B_m]$, on peut construire $v_{eq}(B)$.

En se basant sur ce principe, on calculera, avant toute résolution d'un problème 2D discrétisé par la méthode des éléments finis en régime magnétodynamique complexe, les caractéristiques $v_{eq}(B)$ des ferromagnétiques de la structure.

A.VII MATRICE JACOBIEENNE DES PROBLEMES DE CHAMPS NON LINEAIRES DISCRETISES PAR LA METHODE DES ELEMENTS FINIS

La présence des ferromagnétiques implique une dépendance intime et forte entre la perméabilité (ou la réductivité) et l'induction magnétique. Les variations étant fortes au niveau du coude de saturation du matériau, la méthode itérative, basée sur la correction de la perméabilité à chaque itération, présente un inconvénient d'oscillation ou même de divergence dans les zones saturées. C'est pourquoi on a eu recours à la méthode de Newton-Raphson qui converge très rapidement. Cette méthode passe par la formation de la matrice jacobienne $[J(A)]$ d'un système d'équations non linéaires. On a vu au troisième chapitre que :

- Dans le cas du modèle évolutif (magnétodynamique pas à pas dans le temps) :

$$J_{ij}(A) = \frac{\partial F_i}{\partial A_j} = C_{ij} + \Delta t (K_{ij} + \sum_{m=1}^n \frac{\partial K_{im}}{\partial A_j} A_m) \quad (\text{A.34})$$

- Dans le cas du modèle magnétodynamique complexe (en régime harmonique) :

$$J_{ij}(A) = \frac{\partial F_i}{\partial A_j} = js\omega C_{ij} + K_{ij} + \sum_{m=1}^n \frac{\partial K_{im}}{\partial A_j} A_m \quad (\text{A.35})$$

Exprimons le terme $\sum_{m=1}^n \frac{\partial K_{im}}{\partial A_j} A_m$ sur un élément fini triangulaire :

$$\begin{aligned} \sum_{m=1}^n \frac{\partial K_{im}}{\partial A_j} A_m &= \sum_{m=i,j,k} \left(\frac{\partial K_{im}}{\partial v_m} \frac{\partial v_m}{\partial (B^2)} \frac{\partial B^2}{\partial A_j} \right) A_m \\ &= \left(\sum_{m=i,j,k} \frac{\partial K_{im}}{\partial v_m} A_m \right) \frac{\partial v_m}{\partial (B^2)} \frac{\partial}{\partial A_j} \left(\left(\sum_{m=i,j,k} b_m A_m \right)^2 + \left(\sum_{m=i,j,k} c_m A_m \right)^2 \right) \end{aligned} \quad (\text{A.36})$$

Donc :

$$\begin{aligned} \sum_{m=1}^n \frac{\partial K_{im}}{\partial A_j} A_m &= \frac{\partial v_m}{\partial (B^2)} \left(\sum_{m=i,j,k} \frac{K_{im} A_m}{v_m} \right) (2b_j \sum_{m=i,j,k} b_m A_m + 2c_j \sum_{m=i,j,k} c_m A_m) \\ &= 2S \frac{\partial v_m}{\partial (B^2)} (b_i \sum_{m=i,j,k} b_m A_m + c_i \sum_{m=i,j,k} c_m A_m) (b_j \sum_{m=i,j,k} b_m A_m + c_j \sum_{m=i,j,k} c_m A_m) \end{aligned} \quad (\text{A.37})$$

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] J. C. Sabonnadière, 'Conception Assistée par Ordinateur (CAO) en Génie Electrique,' Techniques de l'Ingénieur, D 3 585, pp. 1-22.
- [2] J. C. Sabonnadière et M. Juffer, 'Conception Assistée par Ordinateur (CAO) : Moteur Asynchrone,' Techniques de l'Ingénieur, D 3 590, pp. 1-16.
- [3] T. Lecomte, 'Conception Assistée par Ordinateur (CAO) : Moteur synchrone,' Techniques de l'Ingénieur, D 3 595, pp. 1-22.
- [4] J. C. Sabonnadière et J. L. Coulomb, 'CAO en Electrotechnique,' HERMES Publishing, 1985.
- [5] F. Wurtz, 'Une Nouvelle Approche pour la Conception Sous Contraintes de Machines Electriques,' Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1996.
- [6] C. Espanet, 'Modélisation et Conception Optimale de Moteurs Sans Balais A Structure Inversée Application au Moteur Roue,' Thèse de Doctorat en Sciences de L'Ingénieur, Université de Franche-Comté, France, 1999.
- [7] N. Takorabet, 'Optimisation de l'Alimentation des Convertisseurs Electromécaniques Linéaires à Induction,' Thèse de Doctorat d'Etat En Génie Electrique de l'I.N.P.L., Lorraine, France, 1996.
- [8] S. Palko, 'Structural Optimisation of an Induction Motor Using a Genetic Algorithm and a Finite Element Method,' Doctor Technology Thesis, Acta Polytechnica Scandinavica, Electrical Engineering (84), Helsinki 1996.
- [9] J. C. Sabonnadière et J. L. Coulomb, 'Eléments Finis et CAO,' Traité des Nouvelles Technologies, Série Assistance Par Ordinateur (XAO), Edition 1986.
- [10] J. Andersson, 'On Engineering Systems Design, A Simulation and Optimization Approach,' Science and Technology Thesis No. (765), Linköpings Universitet, SE-581 83 Linköping, Sweden, 1999.
- [11] J.A. Snyman, 'Practical Mathematical Optimization: An Introduction to Basic Optimization Theory and Classical and New Gradient-Based Algorithms,' Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, 2004.
- [12] M. H. Wright, 'The Interior-Point Revolution in Optimization: History, Recent Developments, and Lasting Consequences,' Bulletin of the American Mathematical Society, Vol. 42, No. 1, pp. 39-56, September 21, 2004.
- [13] R. A. Waltz, 'Algorithms for Large-Scale Nonlinear Optimization,' PhD Thesis, Department of Electrical and Computer Engineering, Northwestern's University, Evanston, Illinois, USA, 2002.

- [14] --, 'The Practical Handbook of Genetic Algorithms Applications,' Chapter 10 : How to Handle Constraints with Evolutionary Algorithms, by B.G.W. Craenen, A.E. Eiben and E. Marchiori, Chapman & Hall/CRC Second Edition, 2001.
- [15] M. Papadrakakis, Y. Tsompanakis and N.D. Lagaros, 'Structural Shape Optimization Using Evolution Strategies,' Engineering Optimization Journal, Vol. 31, pp. 515-540, 1999.
- [16] L. Jourdan, 'Métaheuristiques pour l'Extraction de Connaissances : Application à la Génomique,' Thèse de Doctorat DE L'U.S.T.L., Université des Sciences et Technologies de Lille, Numéro d'Ordre : 3368, France, 2003.
- [17] M. Kocvara and M. Stingl, 'On the Solution of Large-Scale SDP Problems by the Modified Barrier Method Using Iterative Solvers,' Research Report 304, Institute of Applied Mathematics, University of Erlangen, Germany, 2005.
- [18] --, MATLAB Optimization Toolbox User's Guide. Version 4, The MathWorks, Inc., 2000.
- [19] F. Messine, 'Méthodes d'Optimisation Globale Basées sur l'Analyse d'Intervalle pour la Résolution de Problèmes avec Contraintes,' Thèse de Doctorat en Informatique, Institut National Polytechnique de Toulouse, France, 1999.
- [20] J. Faiz and M. B. B. Sharifan, 'Optimum Design of a Three Phase Squirrel-Cage Induction Motor Based on Efficiency Maximisation,' Computers Electrical Engineering, Vol. 21, No.5, pp. 367-373, 1995.
- [21] M. N. O. Sadiku, 'Numerical Techniques in Electromagnetics,' CRC Press, 1992.
- [22] J.M. Alliot, 'Techniques d'Optimisation Stochastique Appliquées aux Problèmes du Contrôle Aérien,' Thèse d'Habilitation, Université de Toulouse Paul Sabatier, France, 1996.
- [23] J.-K. Hao, P. Galinier et M. Habib, 'Métaheuristiques pour l'Optimisation Combinatoire et l'Affectation sous Contraintes,' Revue d'Intelligence Artificielle, Vol. 13, No. 2, pp. 283-324, 1999.
- [24] S. Kirkpatrick, C. Gelatt and M. Vecchi, 'Optimization by Simulated Annealing,' Science, Vol. 220, pp. 671-680, 1983.
- [25] Q. F. Lu, Y. Chen and Y. Y. Ye, 'Genetic Simulated Annealing Algorithm in Optimization Design of Cylindrical Linear Induction Motor,' In Proceedings Of International Conference LDIA'03, Birmingham, UK, MO-01, 2003.
- [26] G. Ducek and T. Scheuer, 'Threshold Accepting: a General Purpose Optimization Algorithm,' Journal of Computational Physics, Vol. 90, pp. 161-175, 1990.
- [27] R. K. Ursem, 'Models for Evolutionary Algorithms and Their Applications in System Identification and Control Optimization,' PhD Dissertation, Department of Computer Science, University of Aarhus, Denmark, 1st April 2003.

- [28] T. Bäck, U. Hammel and H.P. Schwefel, 'Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State,' IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 1, No. 1, pp. 3-17, April 1997.
- [29] M. Ciof, A. Formisano and R. Martone, 'Increasing Design Robustness in Evolutionary Optimization,' COMPEL – The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, Vol. 23 No. 1, pp. 182-196, 2004.
- [30] D. Beasley, D.R. Bull and R.R. Martin, " An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics ", University Computing, Vol. 15, No. 4, pp. 170-181, 1993.
- [31] S. Palko, T. Jokinen, 'Optimization of Squirrel Cage Induction Motors Using Finite Element Method and Genetic Algorithms,' In Proceedings Of International Conference IEE, EMD'97, Cambridge, UK, Pub. No. 444, pp. 21-25, 1997.
- [32] M. Hashimoto and T. Maeno, 'Design of a High Performanced Vibrator For Linear Ultrasonic Motors Using a Genetic Algorithm And a Finite Element Analysis,' Revue d'Intelligence Artificielle, Vol. 13, No. 2, pp. 283-324, 1999.
- [33] D.H. Cho, H.K. Jung and C.G. Lee, 'Induction Motor Design for Electric Vehicle Using a Niching Genetic Algorithm,' In Proceedings Of IEEE International Electric Machines and Drives Conference IEMD'99, pp. 290-292, Seattle, Washington, USA, 1999.
- [34] B.W. Wah and Y.X. Chen, 'Constrained Genetic Algorithms and their Applications in Nonlinear Constrained Optimization,' In Proceedings Of the IEEE 12th International Conference on Tools with Artificial Intelligence ICTAI'2000, pp. 286-293, Los Alamitos, California, November 2000.
- [35] D. Whitley, 'A Genetic Algorithm Tutorial,' Technical Report CS-93-103, Colorado State University, Department of Computer Science, USA, 1993.
- [36] M. Dorigo, A. Colorni and V. Maniezzo, 'The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents,' IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B, Vol. 26, No. 1, pp. 29-41, 1996.
- [37] J. Kennedy and R.C. Eberhart, 'Particle Swarm Optimization,' In IEEE Service Center, Editor, Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 1942–1948, 1995.
- [38] D.H. Im, S.C. Park and D.J. Park, 'Optimum Design of Single-Sided Linear Induction Motor Using the Neural Networks and Finite Element Method,' In Proceedings of 1993 International Joint Conference on Neural Networks, pp. 2811-2814, 1993.
- [39] K. Idir, C. Liuchen and H. Dai, 'A Neural Network-Based Optimization Approach for Induction Motor Design,' In Proceedings of International Conference, CCECE'96, pp. 951-954, Calgary, Canada, 1996.

- [40] G. Liuzzi, S. Lucidi, F. Parasiliti and M. Villani, 'Multi-Objective Optimization Techniques for the Design of Induction Motors,' IEEE Transaction on Magnetics, Vol. 39, pp. 1261-1264, 2003.
- [41] F. Bokose, L. Vandeveld and J. Melkebeek 'Sequential Approximate Multi-Objective Optimization of Switched Reluctance Motor Design Using Surrogate Models and Non-Gradient Local Search Algorithm,' IEE Proceedings, Science, Measurement and Technology, Vol. 151, No. 6, pp. 471-475, November 2004.
- [42] C.M. Fonseca and P.J. Fleming, 'An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization,' Evolutionary Computation, Vol. 3, No. 1, pp. 1-16, 1995.
- [43] J. Yoo, N. Kikuchi and J. L. Volakis, 'Structural Optimization in Magnetic Devices by the Homogenization Design Method,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 3, pp. 574-580, May 2000.
- [44] J. K. Sykulski, M. Rotaru, M. Sabene and M. Santilli, 'Comparison of Optimization Techniques for Electromagnetic Applications,' COMPEL – The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, Vol. 17, No. 1/2/3, pp. 171-176, 1998.
- [45] M. Kant et R. Bonnefille, 'Moteur Linéaire à Induction,' Techniques de l'Ingénieur, Electrotechnique No. 85, D 551, pp. 1-11.
- [46] G.W. McLean, 'Review of Recent Progress in Linear Motors,' IEE Proceedings, Vol. 135, Pt.B, No.6, pp. 380-421, November 1988.
- [47] S. Nonaka and T. Higuchi, 'Elements of Linear Induction Motor Design for Urban Transit,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. Mag-23, No.5, pp. 3002-3004, September 1987.
- [48] P. P. Silvester and R. L. Ferrari, 'Finite Elements Method for Electrical Engineers,' Cambridge University Press, 2nd Edition, 1990, Reprinted 1991.
- [49] A.T. Brahim, 'Contribution à la Modélisation de la Machine Asynchrone à Cage par Logiciels d'Eléments Finis 2D et 3D,' Thèse de Docteur de l'INPG, Grenoble, France, Juin 1992.
- [50] T. Nakata, N. Takahashi and K. Fujiwara, 'Physical Meaning of $\text{Grad}\phi$ in Eddy Current Analysis Using Magnetic Vector Potential,' IEEE on Magnetics, Vol. 24, No.1, pp. 178-181, January 1988.
- [51] G. E. Dawson, A. R. Eastham, J. F. Gieras, R. Ong and K. Ananthasivan, 'Design of Linear Induction Drives by Field Analysis and Finite Element Techniques,' IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 22, No.5, pp. 865-873, September/October 1986.
- [52] I. Boldea and M. Babescu, 'Multilayer Approach to the Analysis of Single-Sided Linear Induction Motors,' In Proceedings of IEE, Vol. 125, pp. 283-287, 1978.

- [53] R. M. Pai, S. A. Nasar and I. Boldea, 'A Hybrid Method of Analysis of Low-Speed Linear Induction Motors,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. Mag-23, No. 6, pp. 3908-3915, November 1987.
- [54] J. F. Gieras, G. E. Dawson and A. R. Eastham, 'A New Longitudinal End Effect Factor for Linear Induction Motors,' IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. EC-2, No. 1, pp. 152-159, March 1987.
- [55] J. F. Gieras, A. R. Eastham and G. E. Dawson, 'The Influence of Secondary Solid Ferromagnetic Plate Thickness on the Performance of Single-Sided Linear Induction Motors,' Electric Machines and Power Systems, No. 10, pp. 67-77, 1985.
- [56] J. F. Gieras, A. R. Eastham and G. E. Dawson, 'Performance Calculation for Single-Sided Linear Induction Motors With a Solid Steel Reaction Plate Under Constant Current Excitation,' In IEE Proceedings, Vol. 132, Pt.B, No.4, pp. 185-194, July 1985.
- [57] G. E. Dawson and A. R. Eastham, 'The Comparative Performance of Single-Sided Linear Induction Motors With Squirrel-Cage, Solid-Steel and Aluminium-Capped Reaction Rails,' In 16th Annual IEEE IAS Meeting, Philadelphia, USA, IEEE Conference Record 81 CH 1678-2, pp. 323-329, October, 1981.
- [58] J.F. Gieras, 'Analytical Method of Calculating the Electromagnetic Field and Power Losses in Ferromagnetic Half Space, Taking into Account Saturation and Hysteresis,' In Proceedings of IEE, Vol. 124, No. 11, pp. 1098-1104, 1977.
- [59] R.L. Russell and K. M. Norsworthy, 'Eddy Currents and Wall Losses in Screened Rotor Induction Motors,' In Proceedings of IEE, Vol. 105A, pp. 163-175, 1958.
- [60] R. M. Pai, 'Polyphase Linear Induction Motors With Non-Linear Magnetic Secondaries: A Review on Longitudinal-End Effects,' Electric Machines and Power Systems, No. 15, pp.73-80, 1988.
- [61] T. Hirasa, S. Ishikawa and T. Yamamura, 'Equivalent Circuit of Linear Induction Motors With End Effect Taken into Account,' Electrical Engineering, Vol. 100, pp. 65-71, Japan, 1980.
- [62] R. N. Tunçay and A. Yildizi, 'The Numerical Analysis of Linear Induction Motors Taking Secondary Saturation and End-Effects into Account,' Istanbul Technical University, Faculty of Electrical, Electronic Engineering, Turkey, pp. 289-292, 1984.
- [63] Y. Mori, S. Torii and D. Ebihara, 'End Effect Analysis of Linear Induction Motor Based on the Wavelet Transform Technique,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 35, No.5, pp. 3739-3741, September 1999.
- [64] S. Ryu, T. Onuki, R. Hiramaya and H. Sekino, 'Equivalent Circuit of Short Rotor Linear Induction Motor Based on Magnetic Field Analysis,' Electrical Engineering in Japan, Vol.107, No.5, pp.102-110, 1987.

- [65] A. Foggia, 'Méthodes de Calcul des Inductances de Fuites,' *Techniques de l'Ingénieur*, D 3 440, pp. 1-20.
- [66] D.C. Hanselman, 'Brushless Permanent-Magnet Motor Design,' Mc-Graw-Hill, Inc., 1994.
- [67] J. F. Gieras, G. E. Dawson and A. R. Eastham, 'Performance Calculation for Single-Sided Linear Induction Motors with a Double-Layer Reaction Rail under Constant Current Excitation,' *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. Mag-22, No.1, pp. 54-62, January 1986.
- [68] O. C. Zienkiewicz et R. L. Taylor, 'La Méthode des Eléments Finis : Formulation de Base et Problèmes Linéaires,' AFNOR 1991 (Edition Française).
- [69] G. Datt et G. Touzot, 'Une Présentation de la Méthode des Eléments Finis,' Maloine S.A. Editeur Paris, Deuxième édition 1984.
- [70] L. Mokrani, 'Contribution à la Simulation du Moteur Linéaire à Simple Induction par la Méthode des Eléments Finis,' Thèse de Magister, Université de Biskra, Algérie, 1997.
- [71] L. Mokrani et R. Abdessemed, 'Analyse des Champs Electromagnétiques dans le Moteur Linéaire à Simple Induction par la Méthode des Eléments Finis,' In Proceedings of the National Conference CMSES'97 'Electrical and Superconducting Machines', pp. 53-60, Saïda, Algeria, May 1997.
- [72] L. Mokrani et R. Abdessemed, 'Calcul des Performances du Moteur Linéaire à Simple Induction,' In Proceedings of the International Conference ICEL'2000, Oran, Algeria, pp. 94-99, 2000.
- [73] L. Mokrani and R. Abdessemed, 'An Identification Novel View Point of Single Sided Linear Induction Motor Parameters Using Finite Element Method,' In Proceedings of the National Conference, CEE'02, Batna, Algeria, pp. 12-13, 10-11/2002.
- [74] L. Mokrani et R. Abdessemed, 'Analyse des Champs Electromagnétiques Dans le Moteur Linéaire à Simple Induction par la Méthode des Eléments Finis à Maillage Dynamique,' In Proceedings of the National Conference, EEE'00, Laghouat, Algeria, pp. 113-118, 2000.
- [75] P. Lorrain et D. R. Corson, 'Champs et Ondes Electromagnétiques,' Armand Colin Collection, Paris 1979.
- [76] K. Adamiak, J. Mizia, G. E. Dawson and A. R. Eastham, 'Finite Element Force Calculation in Linear Induction Machine,' *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. Mag-23, No.5, pp. 3005-3007, September 1987.
- [77] A. N. Wignall, A. J. Gilbert and S. J. Yang, 'Calculation of Forces on Magnetised Ferrous Cores Using the Maxwell Stress Method,' *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol.24, No.1, pp. 459-462, January 1988.
- [78] E. M. Freeman and D. A. Lowther, 'Normal Force in Single-Sided Linear Induction Motors,' In Proceedings of IEE, Vol. 120, pp. 1499-1506, 1973.

- [79] B. T. Ooi and D. C. White, 'Traction and Normal Forces in Linear Induction Motor,' IEEE Transactions on Power Apparatus Systems, Vol. PAS-89, pp. 638-645, 1970.
- [80] -- FLUX2D, Manuel d'Utilisation, Version 7.6 CEDRAT S.A., 10, Chemin de Pré Carré, Zirst 38240 Meylan, France.
- [81] J. K., Dukowicz, 'Theory of Optimum Linear Induction Motors,' Journal of Applied Physics, Vol. 47, pp. 3690-3696, 1976.
- [82] B. Laporte, N. Takorabet and G. Vinsard, 'An Approach to Optimize Winding Design in Linear Induction Motors,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 33, No. 2, pp. 1844-1847, March 1997.
- [83] K. Adamiak, 'A Method of Optimization of Winding in Linear Induction Motor,' Archiv für Elektrotechnik, No. 69, pp. 83-91, 1986.
- [84] D.H. Im, S.C. Park and J.W. Im, 'Design of Single-Sided Linear Induction Motor Using the Finite Element Method and SUMT,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 29, No.2, pp. 1762-1766, March 1993.
- [85] S.B. Yoon, J. Hur and D.S. Hyun, 'A Method of Optimal Design of Single-Sided Linear Induction Motor for Transit,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 33, No. 5, pp. 4215-4217, September 1997.
- [86] T. Yokoi and D. Ebihara, 'An Optimal Design Technique for High Speed Single-Sided Linear Induction Motors Using Mathematical Programming Method,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 25, pp. 3596-3598, 1989.
- [87] T. Higuchi, S. Nonaka and M. Ando, 'On the Design of High-Efficiency Linear Induction Motors for Linear Metro,' Electrical Engineering in Japan, Vol. 137, No. 2 , pp. 36-43, 2001.
- [88] S.-B. Yoon, I.-S. Jung, K.-C. Kim and D.-S. Hyun, 'Analysis and Optimal Design of the Slit Type Low Speed Linear Induction Motor,' In Proceedings of IEEE International Conference EMD'97, USA, 1997, Vol.1, pp.TB2-8.1-3.
- [89] D-H. Im, S-P. Hong and S-B. Yoon, 'A Study on the Optimum Design of Ladder Type LIM Considering Space Harmonics,' In Proceedings of the International Symposium on Nonlinear Electromagnetic System (ISEM), Wales, UK, Vol.10, pp. 210-213, 1996.
- [90] K. Idir and L. Chang, 'Error-Based Global Optimization Approach for Electric Motor Design,' IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 34, No. 5, pp. 2861-2864, September 1998.
- [91] F. Bernot, 'Alternateurs Synchrones de Grande Puissance, Partie 2,' Techniques de l'Ingénieur, D 6 3550, pp. 1-20.
- [92] J. Saint-Michel, 'Bobinage des Machines Tournantes à Courant Alternatif,' Techniques de l'Ingénieur, D 6 3420, pp. 1-24.