الجمهورية الجزائرية الديموقراطية الشعبية
People's Democratic Republic of Algeria

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministry of Higher Education and Scientific Research

المدرسة الوطنية العليا للتكنولوجيات المتقدمة
National Higher School of Advanced Technologies

Département Electrotechnique

Mémoire de Master en vue de l'obtention du diplôme

De Master

Filière

Electrotechnique

Spécialité

Traction Electrique

Thème

Méthodes d'Optimisation du Stator des Machines Synchro-Réluctantes Assistées D'Aimants Permanents

Réalisé par

Hani Khalil TEGUAR

Soutenu le 29/06/2025

Membre de Jury

Tarek CHIHANI	MCB, ENSTA	Président
Jean-Philippe LECOINTE	Professeur, Université d'Artois	Encadrant
Amar HAMACHE	MCA, ENSTA	Encadrant
Lazhar ROUBACHE	MCA, ENSTA	Co-Encadrant
Ali BENACHOUR	MCA, ENSTA	Examinateur
Vincent MALARD	Responsable de développement, MOVN'TEC	Invité

2024/2025

Dédicaces

Je dédie ce travail

À la mémoire de mes chers grands-parents, qui, même absents, habitent mon cœur comme une douce présence, guidant mes pas à travers le silence du souvenir. Vous êtes le vent discret qui pousse mes voiles, les racines profondes de ce que je suis devenu.

À mes parents, qui m'ont porté bien avant que je ne sache marcher, qui m'ont appris la force dans la douceur, et la persévérance dans le silence. Merci pour vos sacrifices silencieux, vos conseils souvent devinés, et votre amour, ce refuge inébranlable.

À mes sœurs adorées, Meriem et Marwa, et à mon frère Youcef, fragments de mon enfance, échos de mes rires, alliés fidèles dans les jours de doute et les instants de joie. Chaque souvenir avec vous est un chapitre précieux de mon histoire.

À toute ma famille, dont la tendresse m'a toujours enveloppé, comme un manteau chaud les jours de froid.

À Rayane, mon ancrage, mon envol. Tu es la douceur dans le tumulte, la voix qui apaise, le regard qui comprend. Ta présence discrète a donné un nouveau sens à mes pas, et ton affection m'a offert un horizon que je n'osais plus rêver.

À mes amis de l'école, avec qui j'ai partagé tant d'heures de travail, mais aussi des instants d'éclats de rire, de débats enflammés, et de silences complices. Vous avez rendu ce parcours plus humain, plus vibrant.

Et à mes potos, ceux qui savent faire naître un sourire au bord du chaos, ceux qui comprennent sans mots, qui soutiennent sans conditions. Vous êtes cette joyeuse folie qui rend la vie plus légère, et cette loyauté rare que le temps ne ternit pas.

À vous tous, merci d'avoir été là, chacun à votre façon, dans l'ombre ou la lumière, dans les gestes visibles ou les présences discrètes. Ce mémoire, c'est aussi un peu de vous, gravé entre les lignes.

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude au Pr Jean-Philippe LECOINTE, membre du Laboratoire Systèmes Électrotechniques et Environnement (LSEE) de l'Université d'Artois, ainsi qu'au Dr Vincent MALLARD, responsable du développement de MOVN'TEC, pour m'avoir confié le sujet de ce projet de fin d'études. Je les remercie également pour leurs orientations précieuses, leur grande disponibilité, le suivi constant qu'ils ont assuré à distance (via visioconférences), ainsi que pour leur bienveillance et leurs qualités humaines remarquables.

J'adresse également mes sincères remerciements au Dr Amar HAMACHE et au Dr Lazhar ROUBACHE pour leur accompagnement tout au long de ce travail. Leur expertise, leur engagement, leur disponibilité, ainsi que leur appui jusqu'à l'aboutissement de ce projet m'ont été d'une aide précieuse.

Ma reconnaissance va aussi au Dr Tarek CHIHANI, que je remercie chaleureusement d'avoir accepté de présider le jury, m'honorant ainsi de sa confiance.

Je remercie le Dr Ali BENACHOUR d'avoir accepté de juger ce travail et m'honorer de sa participation dans le Jury.

Je souhaite également témoigner ma reconnaissance à l'ensemble de mes enseignants en électrotechnique de l'ENSTA (ex-ESSAA), pour la qualité de leur enseignement, leur engagement et leur disponibilité tout au long de ma formation.

Je suis profondément redevable à mes parents, dont le soutien indéfectible et les sacrifices ont rendu possible la poursuite de ces longues années d'études. Ce travail est en quelque sorte le fruit de leur patience et de leur dévouement.

Ma gratitude va également à mon frère, mes sœurs et à toute ma famille pour leur soutien moral constant et leurs encouragements inestimables.

Enfin, je remercie mes collègues et amis pour les moments de partage, la bonne ambiance qui a régné tout au long de cette aventure, ainsi que pour les échanges d'idées enrichissants.

ملخص

تقدم هذه الرسالة منهجية شاملة لتصميم وتحسين أجهزة Pma-SynRM. يعرف الفصل الأول نموذج التصميم بتفصيل المواصفات، ومتغيرات الإدخال، والأبعاد الهندسية والكهرومغناطيسية، ومخرجات التحسين. يقدم الفصل الثاني خوارزميات التحسين أحادية ومتعددة الأهداف، من الصياغة النظرية إلى تقنيات التطبيق. يركز الفصل الثالث على الأساليب الفوقية، خاصة تحسين أسراب الجسيمات (PSO): مبادئه، وإعداداته، وآليات التحديث، وتأثير المعاملات. يطبق الفصل الرابع PSO على تحديد أبعاد الجزء الثابت (الستاتور) في Pma-SynRM من خلال صياغة المشكلة – المتغيرات، والأهداف، والقيود – والدمج مع تحليل العناصر المنتهية. يناقش الفصل الخامس التحديات الحالية واتجاهات البحث المستقبلية والاتجاهات الناشئة لتوسيع هذا العمل وتعزيزه.

الكلمات المفتاحية: Pma-SynRM, التصميم الكهرومغناطيسي, التحسين الفوقي, تحسين أسراب الجسيمات, التحسين أحادي الهدف, التحسين متعدد الأهداف, تحليل العناصر المنتهية, قيود التصميم

Résumé

Ce mémoire propose une méthodologie complète de conception et d'optimisation pour les machines Pma-SynRM, articulée autour de cinq chapitres principaux. Après une introduction générale, le premier chapitre définit le modèle de conception en détaillant les paramètres du cahier des charges, les variables d'entrée, les dimensions géométriques et électromagnétiques, ainsi que les critères de sortie. Le deuxième chapitre présente les algorithmes d'optimisation mono- et multi-objectifs, de leur formulation théorique aux techniques associées. Le troisième se concentre sur les méta-heuristiques, avec un focus sur l'optimisation par essaims de particules (OEP) : principes, configuration, mise à jour et influence des paramètres. Le quatrième chapitre applique l'OEP au dimensionnement du stator de la Pma-SynRM, en formulant le problème, en définissant les variables, objectifs et contraintes, puis en intégrant l'algorithme avec l'analyse par éléments finis. Enfin, le cinquième chapitre aborde les défis actuels, les perspectives de recherche et les tendances émergentes pour améliorer et prolonger ce travail.

Mots clés : Pma-SynRM, conception électromagnétique, optimisation méta-heuristique, essaims de particules, optimisation mono-objectif, optimisation multi-objectifs, analyse par éléments finis, contraintes de conception.

Abstract

This study presents a comprehensive methodology for the design and optimization of Pma-SynRM machines. Chapter 1 defines the design model by detailing specifications, input variables, geometric and electromagnetic dimensions, and optimization outputs. Chapter 2 introduces single- and multi-objective optimization algorithms, from theoretical formulation to implementation techniques. Chapter 3 focuses on metaheuristic approaches, especially Particle Swarm Optimization (PSO): its principles, configuration, update mechanisms, and parameter influences. Chapter 4 applies PSO to stator sizing of the Pma-SynRM by formulating the problem—variables, objectives, and constraints—and integrating the algorithm with finite element analysis. Chapter 5 discusses current challenges, research directions, and emerging trends to extend and enhance this work.

Keywords: Pma-SynRM; Electromagnetic Design; Metaheuristic Optimization; Particle Swarm Optimization; Single-Objective Optimization; Multi-Objective Optimization; Finite Element Analysis; Design Constraints.

Table de matière

Liste des figures 6
Liste des tableaux 7
Liste des abréviations 8
Introduction Générale 9
1 Modèle de conception 11
1.1 Paramètres de cahier des charge 11
1.2 Paramètres d'entrée 11
1.3 Dimensions géométrique et électromagnétiques 12
1.4 Paramètres de sortie de l'optimisation 12
2 Algorithmes et techniques d'optimisation 13
2.1 Optimisation mono-objective 13
2.1.1 Formulation de l'optimisation mono-objectives 13
2.1.2 Techniques d'optimisation mono-objectives 13
2.2 Optimisation multi-objective 14
2.2.1 Formulation de l'optimisation multi-objective 14
2.2.2 Techniques d'optimisation multi-objective 15
3 Techniques d'optimisation méta-heuristiques 16
3.1 Techniques populaires 16
3.2 Optimisation par essaims de particules (OEP) 16
3.2.1 Principe de base 16
3.2.2 Eléments de l'OEP 17
3.2.3 Configuration de l'OEP 17
3.2.4 Mise à jour de position et vitesse 18
3.2.5 Etapes de l'algorithme de l'OEP 18
3.2.6 Caractéristiques de l'OEP 19
3.2.7 Influence des paramètres sur l'algorithme EP 20
4 Application de l'OEP sur le stator de la Pma-SynRM 24
4.1 Formulation du problème d'optimisation 24
4.1.1 Variables d'entrée 24
4.1.2 Fonctions objectives 24
4.1.3 Contraintes 24
4.2 Intégration de l'OEP avec l'analyse par éléments finis 24
5 Défis et perspectives futures 26
5.1 Limitations actuelles des algorithmes MOPSP 26
5.2 Axes de recherches 26

5.3 Tendances émergentes et synergies avec d'autres approches 27
Conclusion Générale 29

Liste des figures

Figure 3.1 : Mise en exergue d'optima locaux et global [21] _____ 19
Figure 3.2 : Topologies : **(a)** Topologie étoile (global best**), (b)** Topologie en anneau (ou Ring), **(c)** Topologie en rayon (ou Wheel), **(d)** Topologie Von Neumann et **(e)** Topologie Four-clusters [20] _____ 22

Liste des tableaux

Tableau 1 : Paramètres d'entrée de la conception _____ 12

Liste des abréviations

Pma-SynRM : Permanent magnet assisted synchronous reluctance machine.

IPMSM : Internal permanent magnet synchronous machine.

MRV : Machine à réluctance variable.

OEP : Optimisation par essaim de particules.

MOPSO : Multi-objective particul swarm optimisation

AG : Algorithme génétique.

RS : Recuit simulé

OCF : Optimisation par colonie de fourmis

Gbest : Global best

Pbest : Personnal best

Introduction Générale

La machine synchro-réluctante assistée d'aimants permanents *(Permanent Magnet Assisted Synchronous Reluctance Machine ou Pma-SynRM)* suscite un intérêt spécial et une importance croissante dans la transition énergétique et au développement durable. Ses avantages consistent en sa robustesse mécanique considérable, son faible coût de fabrication et sa capacité à fonctionner à des vitesses élevées [1, 2]. Ainsi, elle offre une solution plus efficace, plus économique et plus environnementale pour la mobilité électrique, notamment avec le développement de l'alliage des matériaux ferromagnétiques et de l'électronique de puissance [3].

La *Pma-SynRM* est une machine hybride qui exploite simultanément le phénomène de la réluctance variable, principe de fonctionnement des *MRV*, et l'interaction du flux permanents des aimants avec le flux tournant, principe de fonctionnement des *IPMSM*, pour développer son couple. Elle fait également partie des machines synchrones étant donné qu'elle est repose sur le principe de la synchronisation entre le rotor et le stator [4, 5]. Ainsi, la *Pma-SynRM* utilise un stator similaire à celui d'une machine synchrone classique.

L'importance du stator réside dans la génération du champ magnétique tournant nécessaire pour le développement du couple de la machine. La conception du stator est d'une importance suprême du fait qu'il impacte directement les performances électromagnétiques et les caractéristiques mécaniques de la machine. Ainsi, sa géométrie, ses matériaux ferromagnétiques le composant, et la forme de ses dents et encoches doivent être soigneusement étudiés.

L'optimisation de la topologie du stator est un domaine de recherche crucial pour les *Pma-SynRM* en vue de réduire les ondulations de couple, améliorer le rendement et les performances magnétiques de la machine, tout en limitant son volume global ainsi que le coût de fabrication ; ce sera l'objet de l'étude d'optimisation.

Il existe plusieurs méthodes d'optimisation. Cependant, étant donné la conception complexe du stator, impliquant de nombreux paramètres interdépendants, l'optimisation multi-objective est la seule technique envisageable pour atteindre les performances optimales des *Pma-SynRM*, car elle permet de prendre en compte simultanément plusieurs objectifs contradictoires, tels que le couple, les ondulations et le volume de la machine [7].

De nombreuses techniques ont été élaborées dans les processus d'optimisation, notamment avec l'évolution rapide de la technologie informatique. La plupart des algorithmes d'optimisation sont de nature itérative. Parmi celles-ci, les méthodes méthaheurstiques ont été émergées comme étant des techniques d'optimisation puissantes. Elles permettent d'optimiser les différents modèles des fonctions objectifs, en présence de diverses contraintes [6]. Parmi ces techniques, les algorithmes d'optimisation basés sur l'intelligence en essaim, tels que l'optimisation par essaim de particules (OEP), ont gagné en popularité [8].

Le mot « essaim » est généralement utilisé pour désigner un ensemble fini de particules ou d'agents interactifs. Les oiseaux évoluant en groupes, les bancs de poissons, les colonies de fourmis, les colonies d'abeilles et même les systèmes immunitaires sont des exemples d'essaims [6].

L'optimisation par essaim de particules (OEP) est inspirée du comportement social des oiseaux en vol ou des poissons en banc. L'OEP est une méta-heuristique de

recherche globale qui s'est avérée efficace pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes et non linéaires [9]. Son principe repose sur l'ajustement itératif de la position de chaque particule dans l'espace de recherche en fonction de sa propre meilleure expérience et de la meilleure expérience de l'essaim. Cette approche permet une exploration efficace de l'espace de recherche et une convergence rapide vers des solutions optimales ou quasi-optimales [10].

1 Modèle de conception

Notre présente étude se penche sur l'optimisation du stator de la machine *Pma-SynRM*. Pour ce faire, nous commençons par définir le modèle de conception adopté. Il existe trois modèles majeurs de conception qui sont : le modèle de *Marcel Jufer* et *Jean-Claude Sabonnadière*, le modèle des systèmes experts et le modèle procédural. Chacun de ces modèles possède ses propres disciplines et équations qui sont choisies délicatement, tout dépend du cas et des objectifs de la conception. Dans la démarche adoptée dans ce travail, nous avons opté pour le modèle procédural.

Ce modèle est à caractère pédagogique à but didactique. Il repose sur une procédure qui traite des problèmes mathématiques simples contenant des équations de bases (premier ou second degré) dans un ordre logique ; nous commençons par calculer les dimensions globales de la machine, et entamons les dimensions spécifiques au cours du dimensionnement. Ce modèle est recommandé pour les dimensionnements préliminaires, des équations plus complexes et des outils numériques plus sophistiqués sont employés pour avoir des résultats plus précis et optimisés.

Ce modèle nécessite plusieurs paramètres géométriques et électromagnétiques d'entrée, dits de conception, qui doivent être choisis afin de proposer une conception correcte et précis du stator. Ils seront après utilisés dans des équations analytiques dites de conception, pour pouvoir calculer les dimensions de sortie du stator.

1.1 Paramètres de cahier des charge

Avant de présenter les paramètres d'entrée, il existe d'autres paramètres caractéristiques de la machine qu'il faut prendre en considération, qui sont :

- Puissance nominale : $P_u = 6000\ W$;
- Vitesse de rotation nominale : $N = 9000\ tr/\min$;
- Tension d'alimentation : $V = 48\ V$;
- Nombre de phases : $m = 3$;
- Nombre d'encoches : $Q = 12$;
- Nombre de paires de pôles : $p = 5$;
- Acier de tôles : $0{,}5\ mm$;
- Facteur de puissance : $\cos(\varphi) = 0{,}9$;
- Coefficient de bobinage : $k_w = 0{,}933$;
- Facteur de remplissage : $k_f = 0{,}5$;
- Foisonnement : $k_i = 0{,}95$;
- Diamètre de l'arbre du moteur.

1.2 Paramètres d'entrée

Dans l'algorithme d'optimisation, les paramètres d'entrée sont appelés variables d'entrée. Ils doivent avoir un intervalle de valeurs afin d'effectuer l'étude d'optimisation. Le tableau suivant présente tous les paramètres d'entrée ainsi que leur marge de valeurs pertinentes pour la conception de notre machine :

Tableau 1 : Paramètres d'entrée de la conception

Paramètre	Marge de valeurs
Largeur d'entrefer δ (mm)	[0,8 1,3]
Ratio L/D	[0,31 0,63]
Induction dans l'entrefer $\widehat{B_\delta}$ [T]	[0,8 1,05]
Induction dans la dent $\widehat{B_{st}}$ [T]	[1,5 2]
Induction dans le noyau $\widehat{B_{sy}}$ [T]	[1,1 1,5]
Densité linéique de courant A $[kA/m]$	[50 70]

1.3 Dimensions géométrique et électromagnétiques

Après avoir choisi les valeurs des paramètres d'entrée, nous pouvons les employer dans les équations analytiques de conception afin de calculer les dimensions géométriques ainsi que celle électromagnétiques de la machine qu'on utilise pour effectuer la simulation et donc l'optimisation. Voici les principales dimensions du stator :

- Diamètre intérieur D_{si} et extérieur D_{se} du stator ;
- La longueur effective de la machine L_e ;
- Nombre de conducteurs par encoche N_C ;
- Courant nominale de phase I_{ph} ;
- Diamètre extérieur du rotor D_{re} ;
- Résistance des conducteurs et Pertes Joule statoriques.

1.4 Paramètres de sortie de l'optimisation

Après avoir calculé les principales dimensions, ces dernières seront utilisées afin de simuler le fonctionnement réel de la machine à l'aide du logiciel FEMM. En utilisant ce dernier, nous pouvons estimer et tracer la forme du couple développé par la machine et évaluer ses performances électromagnétiques. Les principaux paramètres à évaluer sont : la valeur moyenne et le taux d'ondulation du couple, le rendement de la machine ainsi que sa fiabilité ; ces valeurs sont appelés les paramètres de sorte de l'optimisation. En effet, le but de l'optimisation est de sélectionner une combinaison optimale des paramètres d'entrée offrant un couple moyen, un rendement et une fiabilité élevés avec moins d'ondulation, tout limitant le volume de la machine ; il s'agit typiquement d'un problème multi-objectif.

2 Algorithmes et techniques d'optimisation

L'optimisation est une discipline mathématique et informatique. Elle a pour but de trouver la meilleure solution à un problème donné ayant des paramètres d'entré et de sortie, en présence de certaines contraintes ou en fonction de certains critères. Elle est présente dans de nombreux domaines tels que l'ingénierie, l'économie et la science. Les problèmes d'optimisation peuvent être classés en fonction du nombre d'objectifs à optimiser, à savoir mono-objective lorsqu'on a une seule fonction objectif à optimiser, ou multi-objectif en cas de plusieurs fonctions objectifs [12]. Ainsi, l'optimisation mono-objective est une catégorie de problèmes d'optimisation relativement faciles à résoudre par rapport à celle multi. Dans ce qui suit, nous présentons les principales différences entre les optimisations mono et multi-objectives.

2.1 Optimisation mono-objective

2.1.1 Formulation de l'optimisation mono-objectives

Un problème d'optimisation mono-objective consiste à trouver un ensemble de variables de décision qui optimise (minimise ou maximise) une seule fonction objective, tout en respectant un ensemble de contraintes. Mathématiquement, un problème d'optimisation mono-objectif peut être formulé comme suit [13] :

Minimiser / Maximiser *f(x)* sous contraintes :

- $g_i(x) \leq 0, pour\ i = 1, 2, \dots m$ (*contraintes d'inégalité*) ;
- $h_j(x) = 0, pour\ j = 1, 2, \dots p$ (*contraintes d'égalité*) ;
- $x_L \leq x \leq x_U$ (*bornes inférieure et supérieure sur les variables de décision*).

où :

- *f(x)* est la fonction objective ;
- *x* est le vecteur des variables de décision (comportant les paramètres sur lesquels on peut agir) ;
- $g_i(x)$ sont les fonctions de contraintes d'inégalité ;
- $h_j(x)$ sont les fonctions de contraintes d'égalité ;
- x_L et x_U sont respectivement les bornes inférieure et supérieure des variables de décision.

La résolution d'un tel problème vise à trouver un unique optimum global, c'est-à-dire le point de l'espace de recherche où la fonction objectif atteint sa valeur optimal (minimale ou maximale globale) [13].

2.1.2 Techniques d'optimisation mono-objectives

Les techniques d'optimisation mono-objective peuvent être classées en méthodes déterministes et méthodes méta-heuristiques (appelées également stochastiques).

Les méthodes déterministes, telles que l'approche du gradient, la programmation linéaire ou non linéaire, sont efficaces pour les problèmes convexes et les fonctions objectifs bien définies. Souvent, elles assurent la convergence vers un optimum local ou global si les conditions sont remplies [16]. Cependant, elles peuvent

être sensibles aux valeurs de départ et avoir des difficultés avec les fonctions non-convexes ou discontinues.

Les techniques méta-heuristiques (ou stochastiques) sont inspirées de comportements collectifs des oiseaux évoluant en groupes, des bancs de poissons, des colonies de fourmis, des colonies d'abeilles, ... Elles sont appliquées notamment dans les problèmes complexes, non linéaires, non différentiables ou avec de nombreux optima locaux. Parmi ces techniques, on cite les algorithmes génétiques, le recuit simulé, et bien sûr, l'optimisation par essaim de particules (OEP) [9].

Ces méthodes explorent l'espace de recherche de manière probabiliste, ce qui leur permet d'échapper aux optima locaux et de trouver des solutions de bonne qualité, voire l'optimum global, avec une probabilité élevée [10].

2.2 Optimisation multi-objective

2.2.1 Formulation de l'optimisation multi-objective

Contrairement à l'optimisation mono-objective, celle multi-objective implique la minimisation ou la maximisation simultanée de plusieurs fonctions objectives, souvent contradictoires. Lors de la conception d'une machine électrique, par exemple, on veut maximiser le rendement tout en minimisant le coût. Ces deux objectifs sont en conflit, car l'amélioration de l'un peut générer la détérioration de l'autre [13].

La formulation mathématique d'un problème de l'optimisation multi-objective est la suivante :

Minimiser / Maximiser $F(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\}$, sous contraintes :

- $g_i(x) \leq 0, pour\ i = 1, 2, \dots m$ (*contraintes d'inégalité*) ;
- $h_j(x) = 0, pour\ j = 1, 2, \dots p$ (*contraintes d'égalité*) ;
- $x_L \leq x \leq x_U$ (*bornes inférieure et supérieure sur les variables de décision*).

où :

- *F(x)* est le vecteur de *k* fonctions objectives à optimiser simultanément ;
- $f_i(x)$ est la ième fonction objective ;
- *x* est le vecteur des variables de décision (comportant les paramètres sur lesquels on peut agir) ;
- $g_i(x)$ sont les fonctions de contraintes d'inégalité ;
- $h_j(x)$ sont les fonctions de contraintes d'égalité ;
- x_L et x_U sont respectivement les bornes inférieure et supérieure des variables de décision.

En général, il n'existe pas de solution unique, en optimisation multi-objective, qui optimise tous les objectifs au même temps. En fait, on recherche un ensemble de solutions dites « Pareto-optimales » ou « non-dominées ». Par définition, une solution, dite également Pareto-optimale, est une solution pour laquelle on ne peut pas améliorer un objectif sans en dégrader au moins un autre [14]. L'ensemble de toutes les solutions Pareto-optimales forme le « façade de Pareto » ou « front de Pareto ». Ce front représente, en fait, les meilleures solutions possibles en tenant compte de tous les objectifs [15].

2.2.2 Techniques d'optimisation multi-objective

L'optimisation multi-objective nécessite la gestion des compromis entre les différents objectifs souvent contradictoires, offrant des solutions Pareto-optimales. De ce fait, l'optimisation multi-objective est plus complexe que celle monoobjectif.

Diverses techniques d'optimisation multi-objective ont été élaborées. Elles peuvent être divisées en plusieurs catégories, à savoir [7] :

- Les méthodes a priori dans lesquelles les préférences sont exprimées avant le processus d'optimisation. Ces méthodes peuvent comprendre la pondération des objectifs, la définition de fonctions d'utilité ou la hiérarchisation des objectifs. Cependant, une bonne connaissance du problème et de l'espace des solutions s'avère indispensable [8].
- Les méthodes à posteriori qui génèrent l'ensemble ou une approximation de l'ensemble de Pareto. Parmi cet ensemble, on sélectionne la solution préférée. Comme exemples typiques de ces méthodes, les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs sont capables de trouver un ensemble diversifié de solutions non-dominées en une seule exécution [1].
- Les méthodes interactives dans lesquelles le processus d'optimisation et la prise de décision sont entrelacés. On interagit avec l'algorithme pendant l'optimisation, affinant les préférences au fur et à mesure que de nouvelles informations sur l'espace de Pareto sont découvertes [17].

Parmi les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs, tels que l'algorithme génétique à tri non-dominé II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NAGA II*) et l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire multi-objectifs (*Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO*) [18]. Ces algorithmes sont devenus des références. Ils utilisent des mécanismes spécifiques pour maintenir la diversité des solutions et assurer la convergence vers le front de Pareto.

3 Techniques d’optimisation méta-heuristiques

Les algorithmes d'optimisation peuvent être exactes ou stochastiques (méta-heuristiques). Les méthodes exactes assurent l’obtention de la solution optimale. Cependant, leur coût computationnel peut être prohibitif pour les problèmes complexes. En revanche, les méta-heuristiques ne garantissent pas l'optimalité. Leur avantage consiste en leur capacité de trouver des solutions de bonne qualité dans un temps raisonnable pour une large gamme de problèmes [10]. Parmi les ces méthodes, les algorithmes basés sur l'intelligence en essaim ont gagné en popularité en raison de leur efficacité et de leur robustesse [9].

3.1 Techniques populaires

Plusieurs techniques méta-heuristiques trouvent leurs applications dans divers domaines notamment l'ingénierie. Parmi celles-ci, on trouve :

- **Algorithmes Génétiques (AG) :** Ils sont inspirés par le processus de sélection naturelle et de génétique. Ils opèrent sur une population de solutions candidates (chromosomes) en appliquant des opérateurs de sélection, de croisement et de mutation. Ils sont efficaces pour explorer de larges espaces de recherche et trouver des optima globaux [14].
- **Recuit Simulé (RS) :** Le RS est basé sur le processus de recuit en métallurgie. Il explore l'espace de recherche en acceptant des solutions moins bonnes avec une certaine probabilité. Cette dernière diminue au fur et à mesure de l'avancement de l'algorithme, ce qui permet d'échapper aux optima locaux [15].
- **Optimisation par Colonies de Fourmis (OCF) :** Ces algorithmes sont inspirés par le comportement de recherche de nourriture des fourmis. L'OCF emploie des « phéromones » virtuelles pour guider la recherche de solutions optimales. Cet algorithme est particulièrement adapté aux problèmes d'optimisation combinatoire [16].
- **Optimisation par Essaim de Particules (OEP) :** Comme mentionné précédemment, l'OEP est une méta-heuristique puissante qui sera détaillée dans ce qui suit.

3.2 Optimisation par essaims de particules (OEP)

L'optimisation par essaim de particules (OEP) est une méta-heuristique inspirée du comportement social des groupes d'animaux, tels que les bancs de poissons ou les vols d'oiseaux. Initialement introduite par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995. Développée par Kennedy et Eberhart en 1995, cette technique est devenue un outil populaire pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes, non linéaires et non différentiables [19].

3.2.1 Principe de base

L'OEP opère sur une population de solutions candidates, appelées « particules », qui se déplacent dans l'espace de recherche. Autrement dit, cet algorithme lance la recherche avec une population de particules. Chaque particule représente une solution potentielle au problème d'optimisation. Cette dernière est caractérisée par une vitesse de déplacement et une position dans l’espace de recherche. Le mouvement de chaque particule est influencé

par sa propre meilleure position trouvée jusqu'à présent (appelée *pbest* pour *personal best*) et par la meilleure position trouvée par l'ensemble de l'essaim (appelée *gbest* pour global best). Ainsi, au cours du processus de la recherche, chaque particule se déplace pour modifier sa position dans l'espace de recherche en fonction de sa vitesse actuelle, sa position actuelle, sa meilleure position trouvée au cours des itérations passées et la meilleure position trouvée par l'essaim. Son déplacement lui permet de mettre à jour sa position et sa vitesse de déplacement à chaque itération [12].

3.2.2 Eléments de l'OEP

Pour appliquer l'OEP, on doit d'abord définir un espace de recherche comprenant des particules et des fonctions objectifs à optimiser. Le principe est de déplacer, Pour chaque fonction objective, ces particules pour trouver l'optimum. Chacune de ces particules est dotée [6] :

- D'une position caractérisée par ses coordonnées dans l'espace de définition de la fonction objectif :

$$X_i = (X_{i1}, \dots, X_{ij}, \dots, X_{ik}) \tag{3.1}$$

- D'une vitesse permettant à la particule de changer de position au cours des itérations en fonction de son meilleur voisinage, de sa meilleure position, et de sa position précédente :

$$V_i = (V_{i1}, \dots, V_{ij}, \dots, V_{ik}) \tag{3.2}$$

- D'un voisinage constitué de l'ensemble de particules interagissant directement sur la particule, en particulier celle qui a la meilleure valeur de la fonction objectif.

À tout instant t, chaque particule connait :

- Sa meilleure position visitée $p_{best}(t)$ à travers ses coordonnées et la valeur de la fonction objectif ;
- La position du meilleur voisin de l'essaim $g_{best}(t)$ qui correspond à l'ordonnancement optimal ;
- La valeur attribuée à la fonction objectif f ($p_{best}(t)$) à chaque itération suite à la comparaison entre la valeur de cette fonction donnée par la particule courante et celle optimale.

3.2.3 Configuration de l'OEP

L'algorithme d'essaim de particules repose sur :

- **La taille de la population :** La taille de la population, correspondant au nombre de particules dans l'essaim, influence directement la capacité d'exploration de l'espace de recherche et la convergence de l'algorithme. L'augmentation de taille d'essaim améliore légèrement la valeur optimale [6].

- **L'initialisation de la position et de la vitesse :** Avant de générer la population des particules, il faut définir l'espace de recherche de celles-ci et les placer aléatoirement selon une distribution uniforme. Dans un espace de recherche de

dimension d, la particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur de position X_i selon l'expression (1), et par son vecteur vitesse V_i conformément à (2) [13].

3.2.4 Mise à jour de position et vitesse

La qualité de la position de la particule est déterminée par la valeur de la fonction objective. Le long de son parcours, cette particule mémorise sa meilleure position, que l'on note $p_{best} = (p_{i1}, \dots, p_{i2}, \dots, p_{id})$. La meilleure position trouvée par les particules voisines est $g_{best} = (g_{i1}, \dots, g_{i2}, \dots, g_{id})$. L'algorithme OEP étant un processus itératif, à chaque itération, les particules actualisent leurs positions et vitesses de déplacement en tenant compte à la fois de leurs meilleures positions, et de celles de son voisinage, en utilisant les équations suivantes [13] :

La nouvelle vitesse est calculée par :

$$V_i(k+1) = wV_i(k) + c_1 r_1(k)\big(p_{best}(k) - X_i(k)\big) + c_2 r_2(k)(g_{best}(k) - X_i(k)) \quad (3.3)$$

Ainsi, la nouvelle vitesse position est calculée comme suit :

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (3.4)$$

Où:

- $X_i(k), X_i(k+1)$ est la position de la particule P_i à l'itération k et k+1, respectivement ;
- $V_i(k), V_i(k+1)$: les vitesses de la particule P_i à l'itération k (vitesses actuelles) et $k+1$ (vitesse nouvelle) respectivement ;
- $p_{best}(k+1)$: la meilleure position obtenue par la particule P_i à l'itération k+1 ;
- $g_{best}(k+1)$: la meilleure position obtenue par l'essaim à l'itération k+1 ;
- c_1 et c_2 : des constantes représentant les coefficients d'accélération ; c_1 contrôle l'influence du *pbest* (expérience personnelle), et c_2 contrôle l'influence du *gbest* (expérience de l'essaim) [13].
- r_1 et r_2 : des nombres aléatoires tirés de l'intervalle [0,1] ;
- $w(k)$ le poids inertiel ; un w élevé favorise l'exploration, tandis qu'un w faible favorise l'exploitation [35].

L'équation (3.4) met à jour la position de chaque particule en fonction de sa nouvelle vitesse. Les particules se déplacent dans l'espace de recherche, explorant de nouvelles régions et exploitant les régions prometteuses [7].

3.2.5 Etapes de l'algorithme de l'OEP

Le principe de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules exploite la même notion d'influence entre les individus dans une population. Le déplacement de chaque individu est influencé par l'historique de son parcours et de celui des autres individus qui se retrouvent dans son voisinage. La mémoire de chacun des individus est sollicitée et permet d'influencer le parcours de l'ensemble de la population.

L'algorithme Le pseudocode de l'algorithme de l'OEP est donné comme suit :

Algorithme d'optimisation par essaim de particules

Initialisation de la taille de population

Initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particulepour chaque particule i, $p_i = x_i$

tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint faire

pour i = 1 à N faire

Déplacement de particule

$$\begin{cases} V_i(k+1) = wV_i(k) + c_1 r_1(k)\big(p_{best}(k) - X_i(k)\big) + c_2 r_2(k)(g_{best}(k) - X_i(k)) \\ X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \end{cases}$$

Evaluation des positions

si $f(x_i)$ *est meilleur que* $f(p_i)$

Alors $p_i = x_i$

fin si

si $f(g_{best})$*est meilleur que* $f(p_{best})$

Alors $g_{best} = p_{best}$

fin si

fin pour

fin tant que

3.2.6 Caractéristiques de l'OEP

Résoudre un problème d'optimisation consiste à trouver la meilleure solution consistant en l'optimum global parmi un ensemble de solutions, appelé espace de recherche ou espace de solutions, en minimisant et/ou en maximisant la fonction objectif du problème posé, tout en satisfaisant un ensemble de contraintes définies au préalable [20]. Afin d'illustrer cela, la Figure 3.1 présente une distribution possible des optima locaux et un optimum global d'une fonction de coût [21].

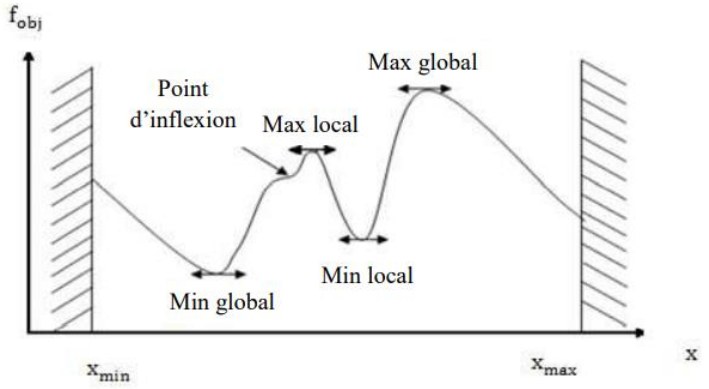


Figure 3.1 : Mise en exergue d'optima locaux et global [21]

La méthode d'essaim de particules possède certaines propriétés intéressantes, qui en font un bon outil pour de nombreux problèmes d'optimisation, particulièrement les problèmes fortement non linéaires, continus ou mixtes.

L'OEP présente plusieurs avantages, à savoir [8] :

- **Simplicité :** L'algorithme est relativement simple à comprendre et à implémenter.
- **Facilité :** l'algorithme est facile à programmer (quelques lignes de code suffisent peu importe le langage évolué utilisé).
- **Efficacité :** Il est efficace pour résoudre une large gamme de problèmes d'optimisation, y compris ceux avec des fonctions objectives non linéaires et non différentiables.
- **Robustesse :** Moins sensible aux optima locaux que certaines autres méthodes d'optimisation. Ainsi, un mauvais choix de paramètres dégradent les performances, mais n'empêchent pas d'obtenir une solution.
- **Moins de paramètres :** Comparée à d'autres métaheuristiques comme les algorithmes génétiques, l'OEP a moins de paramètres à ajuster (w, c_1 et c_2) [8].

Par ailleurs, cette méthode se différentie des autres méthodes évolutionnaires (typiquement, les algorithmes génétiques), du fait qu'elle favorise la coopération plutôt que sur la compétition et elle n'utilise pas de sélection (au moins dans les versions de base). Ainsi, n'importe quelle particule, même actuellement médiocre, est conservée, car elle pourrait permettre le succès futur, précisément du fait qu'elle sort des sentiers battus [6].

Cependant, l'OEP a aussi quelques inconvénients :

- **Convergence précoce :** Dans certains cas, l'essaim peut converger prématurément vers un optimum local, surtout dans des espaces de recherche de haute dimension [1].
- **Gestion des contraintes :** La gestion des contraintes dans l'OEP peut être complexe et nécessite des techniques spécifiques [10].

Malgré ces inconvénients, l'OEP reste une méthode d'optimisation très populaire et a été étendue pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objective.

3.2.7 Influence des paramètres sur l'algorithme EP

La convergence de l'algorithme des essaims de particules vers l'optimum global dépend des paramètres suivants :

3.2.7.1 Facteur d'inertie

Le facteur d'inertie *w* est employé pour commander l'impact des vitesses précédentes sur celles actuelles [22].

- Si $w << 1$, des changements rapides de la direction sont possibles. Ainsi, peu de vitesse précédente est préservé ;
- Si $w = 0$, la particule se déplace en chaque étape sans connaissance de la vitesse précédente. Ainsi, le concept de la vitesse est complètement perdu ;
- Si $w > 1$, les particules changent leur direction. Ce qui implique un plus grand domaine d'exploration et une hésitation contre la convergence vers l'optimum.

Une valeur élevée de ce facteur facilite l'exploration. En revanche, une faible valeur favorise l'exploitation [23]147. Un meilleur équilibre entre l'exploration et l'exploitation est obtenu pour *w* appartenant à [0,8 ; 1,2] [24].

Par ailleurs, ce facteur peut être diminué au cours des itérations en utilisant (3.5). De bons résultats ont été obtenus pour une valeur décroissante de 0,9 à 0,4 [25]

$$w(k) = w_{min} + (w_{max} - w_{min})(\frac{k}{max_{iter}}) \quad (3.5)$$

où :

- w_{max} est la valeur maximale de w (= 0,9) ;
- w_{min} : la valeur minimale de w (= 0,4) ;
- *iter* : l'itération courante ;
- max_{iter} est le nombre maximum d'itérations à effectuer.

3.2.7.2 Coefficients d'accélération c_1 et c_2

Ces constantes appartiennent à l'intervalle [0 ; 2] [24]. La constante c_1 permet à la particule d'accélérer vers sa meilleure performance Best. Le coefficient c_2 permet à la particule d'accélérer vers le Global Best [26149].

En fait, à chaque itération, les deux nombres $r_1(k)\ et\ r_2(k))$ sont générés aléatoirement dans l'intervalle [0 ; 1] par une distribution uniforme [24]. Ainsi, les deux quantités $r_1(k) \cdot c_1 et\ r_2(k) \cdot c_2$ sont variables au cours des itérations. Leurs valeurs sont comprises également entre 0 et 2 [24]. En vue d'encourager les particules à trouver l'optimum global, certains chercheurs [27] ont proposé une optimisation par essaim particulaire à coefficients d'accélération variables le long des itérations, selon les expressions suivantes :

$$c_1 = \left(c_{1f} - c_{1i}\right)\left(\frac{iter}{max_{iter}}\right) + c_{1i} \quad (3.6)$$

$$c_2 = \left(c_{2f} - c_{2i}\right)\left(\frac{iter}{max_{iter}}\right) + c_{2i} \quad (3.7)$$

où :

- c_{1i}, c_{1f}, c_{2i}, et c_{2f} sont des constantes ;
- iter est le nombre d'itérations courantes ;
- max_{iter} est le nombre d'itérations maximales.

En fait, c_1 a été diminué de 2,5 à 0,5, au moment où c_2 a été augmenté de 0,5 à 2,5 [24].

3.2.7.3 Topologie de voisinage

Durant le processus de déplacement, les particules voisines sont orientées en se basant sur la communication entre elles. Différents topologies (réseaux de communication) de voisinages peuvent se présenter [20].

Le nombre de voisins est défini à l'avance. Kennedy prétendait qu'un algorithme EP avec de petits (respectivement grands) voisinages pourrait donner des résultats satisfaisants pour des problèmes complexes (respectivement simples) [22]. La Figure 3.2 présente les principales topologies. La topologie « global best » informe la particule de la meilleure position visitée par l'essaim. Les topologies (b) à (e) informent la particule de la meilleure position visitée uniquement par son voisinage [20].

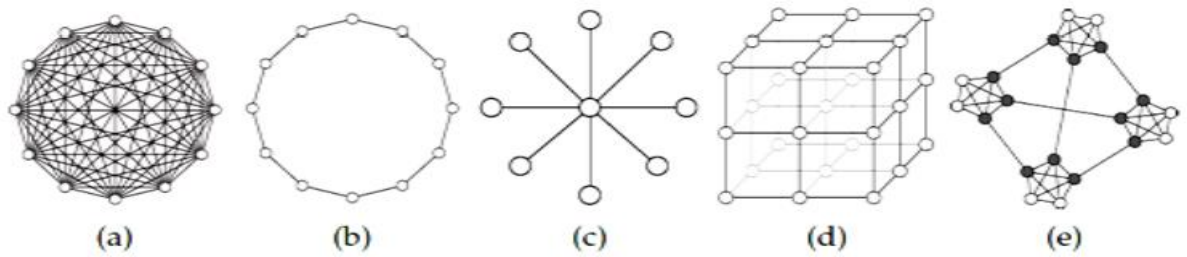


Figure 3.2 : Topologies : **(a)** Topologie étoile (global best**), (b)** Topologie en anneau (ou Ring), **(c)** Topologie en rayon (ou Wheel), **(d)** Topologie Von Neumann et **(e)** Topologie Four-clusters [20]

3.2.7.4 Critère d'arrêt

En vue de converger vers la solution optimale globale, différents critères d'arrêt peuvent être sélectionnés. Les plus couramment utilisés consistent en [28] :

- Critère statique : il est généralement basé sur le nombre maximum d'itérations ;
- Critère dynamique : il fait référence à la stagnation de la vitesse.

3.2.7.5 Contraintes d'optimisation

Les contraintes sont exprimées sous forme d'égalité ou d'inégalité. Les variables de conception de ces contraintes atteignant la borne inférieure ou supérieure sont considérées constantes, ceci permet de réduire la taille du problème [29].

3.2.7.5.1 Formulation des contraintes

Considérons $\vec{X}$ un vecteur de n variables de conception appartenant à un espace de recherche R et f une fonction à minimiser sous m contraintes d'inégalités g_j et p contraintes d'égalités h_k. Le problème d'optimisation sous contraintes peut être décrit comme suit [29] :

$$\begin{cases} \vec{X} = (x_1 + x_2 + \cdots + x_n) \\ \min f(\vec{X}) \quad f: R^n \longrightarrow R \\ g_i(\vec{X}) \leq 0 \quad g_i: R^n \longrightarrow R \quad j = 1,2,\ldots,n \\ h_k(\vec{X}) = 0 \quad h_k: R^n \longrightarrow R \quad k = 1,2,\ldots,p \end{cases} \tag{3.8}$$

3.2.7.5.2 Gestion des contraintes

L'algorithme d'optimisation veille est-ce qu'aucune solution ne viole ces contraintes. Dans le cas contraire, il faut introduire des fonctions de pénalisation au niveau de la fonction fitness remplaçant l'absence de ces contraintes [30].

3.2.7.5.3 Traitement des contraintes

L'introduction des contraintes soit d'égalités ou d'inégalités peut être effectuée faite en utilisant, entre autres, la fonction de pénalité, le Lagrangien augmenté, et le traitement séquentiel des contraintes [30]. Ainsi, la résolution du problème sous contraintes est transformée en une suite de résolutions de problèmes sans contraintes en associant à la fonction objective une pénalité. Dans ces conditions, la fonction objective du problème est alors remplacée par la fonction suivante à minimiser [31] :

$$\varphi(X, r) = f(X) + r \cdot h(X) \tag{3.9}$$

où :

- *h(x)* est la fonction pénalité, continue, dépendant des contraintes d'égalité et d'inégalité ;
- *r* est un coefficient de pénalité, toujours positif.

La fonction de pénalité est choisie de manière à garantir de trouver l'optimum durant dans tous les processus de recherche.

3.2.7.5.4 Fonction fitness

Chaque particule est estimée par la fonction fitness. Si la valeur de celle-ci est élevée, la particule est mieux adaptée. En tenant compte des contraintes, la fonction fitness peut être exprimée par [29] :

$$Fitness(X) = \frac{1}{F(X)} = \frac{1}{f(X) + h(X)} \tag{3.10}$$

F(X) est la fonction objective avec contraintes et *h(X)* est la fonction pénalité.

4 Application de l'OEP sur le stator de la Pma-SynRM

L'application de l'optimisation par essaims de particules (OEP) à la conception du stator de la *Pma-SynRM* est une approche prometteuse pour améliorer les performances de cette machine. La complexité géométrique du stator rend l'optimisation manuelle ou basée sur des méthodes traditionnelles très difficile et chronophage [41]. L'OEP, en tant que méta-heuristique globale, est particulièrement bien adaptée pour explorer l'espace de conception multidimensionnel et identifier des configurations optimales.

4.1 Formulation du problème d'optimisation

Pour appliquer l'OEP, le problème de conception du stator doit être formulé comme un problème d'optimisation. Cela implique de définir les variables d'entrée, les fonctions objectives et les contraintes.

4.1.1 Variables d'entrée

Les variables d'entrée sont les paramètres géométriques du stator qui peuvent être modifiés par l'algorithme. Elles incluent les paramètres présentés au **Tableau 1** :

Ces variables sont généralement discrétisées ou définies dans des plages continues avec des bornes inférieures et supérieures pour refléter les contraintes de fabrication et les exigences de performance [43].

4.1.2 Fonctions objectives

Les fonctions objectives sont les critères de performance que l'on souhaite optimiser. Pour la conception du stator d'une *Pma-SynRM*, les objectifs typiques incluent :

- Maximisation du couple moyen ;
- Minimisation de l'ondulation de couple ;
- Maximisation du rendement ;
- Maximisation de la fiabilité ;
- Minimisation du volume global.

Étant donné que ces objectifs sont souvent contradictoires, le problème est traité comme une optimisation multi-objective, où l'algorithme MOPSO (Multi-Objective Particle Swarm Optimization) est utilisé pour trouver un ensemble de solutions de Pareto [45].

4.1.3 Contraintes

Les contraintes sont des limitations qui doivent être respectées par les solutions. Elles peuvent être physiques (par exemple, l'espace disponible pour les enroulements), électromagnétiques (par exemple, la densité de flux maximale dans le fer pour éviter la saturation) ou thermiques (par exemple, la température maximale des enroulements) [46].

4.2 Intégration de l'OEP avec l'analyse par éléments finis

L'évaluation des fonctions objectives pour chaque configuration de stator proposée par l'OEP nécessite généralement l'utilisation de méthodes d'analyse précises, telles que la méthode des éléments finis (FEM). La FEM permet de simuler le comportement électromagnétique de la machine avec une grande précision, en tenant compte de la saturation magnétique et des effets non linéaires.

Le processus d'intégration se déroule comme suit :

1. Initialisation de l'essaim : L'OEP initialise une population de particules, chacune représentant une topologie de stator différente (un ensemble de variables de conception).
2. Évaluation des particules : Pour chaque particule, la géométrie du stator est
3. générée et un modèle FEM est créé. La simulation FEM est ensuite exécutée pour calculer les performances de la machine (couple, pertes, etc.), qui servent de valeurs pour les fonctions objectives.
4. Mise à jour des positions et vitesses : L'OEP utilise les valeurs des fonctions
5. objectives pour mettre à jour les *pbest* et *gbest* de chaque particule, puis ajuste leurs vitesses et positions selon les équations de l'OEP.
6. Itérations : Les étapes 2 et 3 sont répétées pendant un nombre prédéfini
7. d'itérations ou jusqu'à ce qu'un critère de convergence soit atteint. À chaque itération, l'essaim explore de nouvelles régions de l'espace de conception, convergeant progressivement vers l'ensemble de Pareto.

Cette approche itérative, bien que computationnellement intensive en raison des simulations FEM, permet d'explorer efficacement un grand nombre de configurations de stator et de trouver des solutions optimales qui seraient difficiles à découvrir autrement.

5 Défis et perspectives futures

L'optimisation multi-objective de la topologie des *Pma-SynRM* à l'aide d'algorithmes basés sur les essaims de particules (MOPSO) a démontré son potentiel pour améliorer les performances de ces machines. Cependant, cette approche n'est pas sans défis et ouvre la voie à de nombreuses perspectives de recherche.

5.1 Limitations actuelles des algorithmes MOPSP

Bien que les algorithmes MOPSO soient puissants, ils présentent certaines limitations qui nécessitent une attention particulière :

- **Coût computationnel élevé :** L'intégration de MOPSO avec des simulations par éléments finis (FEM) pour évaluer les fonctions objectives est très coûteuse en temps de calcul. Chaque évaluation de particule nécessite une simulation FEM, ce qui peut prendre des heures, voire des jours, pour des problèmes complexes avec un grand nombre de particules et d'itérations.
- **Sensibilité aux paramètres :** Les performances des algorithmes MOPSO dépendent fortement du choix de leurs paramètres (facteur d'inertie, coefficients d'accélération, taille de l'essaim, nombre d'itérations). Un mauvais réglage de ces paramètres peut entraîner une convergence prématurée ou une exploration insuffisante de l'espace de recherche.
- **Gestion des contraintes :** L'intégration de contraintes complexes (géométriques, électromagnétiques, thermiques) dans le cadre de MOPSO peut être difficile. Des techniques spécifiques, telles que les pénalités ou les réparations de solutions, doivent être mises en œuvre, ce qui peut complexifier l'algorithme et affecter son efficacité.
- **Diversité et convergence :** Maintenir un bon équilibre entre la diversité des solutions sur le front de Pareto et la convergence vers le vrai front de Pareto reste un défi. Certains MOPSO peuvent avoir tendance à converger rapidement vers une petite région du front, perdant ainsi la diversité nécessaire pour explorer l'ensemble des compromis.
- **Problèmes de grande dimensionnalité :** Lorsque le nombre de variables de conception ou d'objectifs augmente, la complexité de l'espace de recherche et du front de Pareto croît exponentiellement, rendant l'exploration et la convergence plus difficiles pour les MOPSO.

5.2 Axes de recherches

Plusieurs axes de recherche peuvent être explorés pour surmonter les limitations actuelles des MOPSO dans le contexte de l'optimisation des *Pma-SynRM* :

- **Gestion avancée des contraintes :** Développer des mécanismes plus efficaces et robustes pour gérer les contraintes, y compris les contraintes dynamiques et stochastiques. L'utilisation de techniques de réparation de solutions ou de

- **méthodes basées sur la dominance** peut améliorer la capacité de l'algorithme à trouver des solutions valides.
- **Problèmes dynamiques et adaptatifs :** Explorer l'application de MOPSO à des problèmes d'optimisation dynamique, où les fonctions objectives ou les contraintes peuvent changer au fil du temps. Cela est pertinent pour la conception de machines fonctionnant sous des conditions de charge variables.
- **Grande dimensionnalité :** Développer des variantes de MOPSO capables de gérer efficacement un grand nombre de variables de conception et d'objectifs**.** Cela pourrait impliquer des techniques de réduction de dimensionnalité, des stratégies de décomposition ou des approches basées sur l'apprentissage automatique pour guider la recherche.
- **Optimisation multi-fidélité :** Utiliser des modèles de différentes fidélités (par exemple des modèles analytiques rapides pour l'exploration initiale et des modèles FEM précis pour le raffinement) pour réduire le coût computationnel global de l'optimisation.
- **Parallélisation et calcul distribué :** Exploiter les architectures de calcul parallèle et distribué pour accélérer les simulations FEM et les évaluations de particules, réduisant ainsi le temps de calcul.

5.3 Tendances émergentes et synergies avec d'autres approches

Le domaine de l'optimisation évolue rapidement, et de nouvelles tendances émergent, offrant des opportunités de synergie avec les MOPSO pour la conception des *Pma-SynRM* :

- **Apprentissage automatique (Machine Learning)** : L'intégration de techniques d'apprentissage automatique, telles que les réseaux de neurones ou les processus gaussiens, pour construire des modèles de substitution (surrogate models) des fonctions objectives. Ces modèles, plus rapides à évaluer que les simulations FEM, peuvent être utilisés pour guider l'OEP, réduisant ainsi le nombre de simulations coûteuses.
- **Optimisation basée sur les graphes :** Utiliser des représentations basées sur les graphes pour la topologie des machines, permettant une exploration plus flexible et innovante des formes géométriques.
- **Optimisation robuste et incertaine :** Développer des approches pour concevoir des machines qui sont moins sensibles aux variations des paramètres de fabrication ou aux incertitudes opérationnelles. Cela implique d'optimiser non seulement les performances moyennes, mais aussi leur robustesse.
- **Optimisation topologique générative :** Combiner les MOPSO avec des méthodes de conception générative pour explorer automatiquement de nouvelles topologies de stator, au-delà des formes paramétrées traditionnelles.

- **Intégration avec la fabrication additive :** L'optimisation de la topologie peut être poussée plus loin en tenant compte des capacités de la fabrication additive (impression 3D), permettant la création de structures internes complexes qui étaient auparavant impossibles à réaliser.

Ces avancées promettent de rendre l'optimisation de la topologie des *Pma-SynRM* encore plus efficace et de permettre la conception de machines aux performances inégalées.

Conclusion Générale

Ce rapport a exploré en détail l'optimisation multi-objective de la Pma-SynRM en utilisant les essaims de particules (OEP). Nous avons mis en évidence l'importance cruciale de l'optimisation dans la conception de ces machines complexes, où de multiples objectifs souvent contradictoires doivent être pris en compte simultanément. L'approche multi-objective, en particulier avec l'utilisation des algorithmes d'intelligence en essaim comme l'OEP, offre une solution robuste et efficace pour naviguer dans l'espace de conception multidimensionnel et identifier des compromis optimaux.

Nous avons d'abord établi le cadre de conception de la *Pma-SynRM*, en définissant les paramètres d'entrée (variables de conception géométriques et matérielles) et les paramètres de sortie (performances telles que le couple, le rendement, l'ondulation de couple). Le but de l'optimisation a été clairement identifié comme la recherche d'un ensemble de solutions de Pareto, représentant les meilleurs compromis entre ces objectifs.

Ensuite, nous avons détaillé les fondements théoriques de l'optimisation mono et multi-objective, soulignant la distinction fondamentale entre la recherche d'un optimum unique et la génération d'un front de Pareto. Les algorithmes d'optimisation populaires ont été passés en revue, avec un accent particulier sur l'OEP. Nous avons expliqué le principe de fonctionnement de l'OEP, ses équations de mise à jour de vitesse et de position, ainsi que ses avantages et inconvénients inhérents.

L'application concrète de l'OEP à l'optimisation du stator de la *Pma-SynRM* a démontré la puissance de cette approche. L'intégration de l'OEP avec des outils d'analyse précis comme la méthode des éléments finis (FEM) permet d'évaluer avec précision les performances des topologies proposées. Cette synergie a prouvé sa capacité à générer des conceptions innovantes et performantes, souvent non intuitives pour un concepteur humain.

L'OEP, et plus spécifiquement ses variantes multi-objectives (MOPSO), apporte des contributions significatives à l'optimisation de la topologie des *Pma-SynRM* :

- **Exploration efficace :** La nature stochastique et collective de l'OEP lui permet d'explorer efficacement de vastes espaces de recherche, évitant les pièges des optima locaux qui peuvent affecter les méthodes déterministes.
- **Gestion des compromis :** Les MOPSO sont intrinsèquement conçus pour gérer les objectifs contradictoires, fournissant un ensemble diversifié de solutions de Pareto qui offrent aux ingénieurs une flexibilité précieuse dans le processus de décision.
- **Robustesse :** L'OEP est relativement robuste aux bruits et aux incertitudes dans l'évaluation des fonctions objectives, ce qui est un avantage dans les problèmes d'ingénierie où les modèles peuvent ne pas être parfaitement précis.
- **Simplicité d'implémentation :** Comparé à d'autres méta-heuristiques complexes, l'OEP est relativement simple à comprendre et à mettre en œuvre, ce qui facilite son adoption dans des contextes industriels et de recherche.

Malgré ses avantages, l'optimisation de la topologie des *Pma-SynRM* par MOPSO fait face à des défis, notamment le coût computationnel élevé des simulations FEMM, la sensibilité aux paramètres de l'algorithme, et la gestion des problèmes de grande dimensionnalité. Pour l'avenir, plusieurs pistes de recherche prometteuses se dessinent :

- **Réduction du coût computationnel :** L'intégration de modèles de substitution basés sur l'apprentissage automatique (machine learning) pour remplacer les simulations FEMM coûteuses est une voie majeure. Des techniques comme les réseaux de neurones ou les processus gaussiens peuvent prédire rapidement les performances des machines, accélérant ainsi le processus d'optimisation.
- **Amélioration de la gestion des contraintes :** Développer des méthodes plus sophistiquées pour intégrer et gérer les contraintes complexes, qu'elles soient géométriques, électromagnétiques ou thermiques, afin d'assurer la validité et la faisabilité des solutions optimisées.
- **Optimisation robuste et incertaine :** La conception de machines qui sont moins sensibles aux variations de fabrication et aux incertitudes opérationnelles est essentielle pour la production en série. L'intégration de l'optimisation robuste dans le cadre MOPSO permettra de trouver des solutions plus fiables.

En conclusion, l'optimisation multi-objective par essaims de particules est un outil puissant et indispensable pour la conception avancée des *Pma-SynRM*. Les recherches futures dans ce domaine continueront à repousser les limites de la performance et de l'efficacité de ces machines, contribuant ainsi au développement de technologies plus durables et plus performantes.

Références

[1] G. Gallicchio, M. Di Nardo, M. Palmieri, A. Marfoli, M. Degano and C. Gerada, "High Speed Permanent Magnet Assisted Synchronous Reluctance Machine", 2022 International Conference on Electrical Machines (ICEM), pp. 1-6, September 5-8, 2022, Valencia, Spain.

[2] G. Pellegrino, "The Rediscovery of Synchronous Reluctance and Ferrite Permanent Magnet Motors: Tutorial Course Notes", in SpringerBriefs in Electrical and Computer Engineering Ser. Cham: Springer International Publishing AG, 2016.

[3] S. S. Maroufian and P. Pillay, "PM assisted synchronous reluctance machine design using AlNiCo magnets", 2017 IEEE International Electric Machines and Drives Conference (IEMDC), pp.01-6, May 21-24, 2017, Miami, Florida, USA.

[4] C. Carvajal Almendros, "Design and Analysis of a Fractional-Slot Concentrated Wound Permanent-Magnet-Assisted Synchronous Reluctance Machine", Degree Project, Kth Royal Institute of Technology, Electric Power Engineering, Second Level, Stockholm, Sweden 2015.

[5] I. Boldea and L. Tutelea, "Reluctance electric machines: design and control", Boca Raton Loondon New York: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2019.

[6] Alik, "Optimisation des systèmes de mise à la terre par Essaim Particulaire et/ou Algorithme Génétique", Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, octobre 2016.

[7] T. Mohanarajah, M. Nagrial, J. Rizk and A. Hellany, "Novel Method to Optimize Permanent Magnet Assisted Synchronous Reluctance Machine for High Power Factor and Torque", Electric Power Components and Systems, vol. 48, no. 14-15, pp. 1620-1630, 2020.

[8] F. Xing, J. Zhang, F. Zuo and Y. Gao, "Optimization of an Asymmetric-Rotor Permanent Magnet-Assisted Synchronous Reluctance Motor for Electric Vehicle Applications," Applied Sciences, vol. 14, no. 23, p. 11233, 2024.

[9] J. Qiao, G. Wang, Z. Yang, X. Luo, J. Chen, K. Li and P. Liu, "A hybrid particle swarm optimization algorithm for solving complex optimization problems," Scientific Reports, vol. 14, no. 1, p. 59034, 2024.

[10] Nadia Smairi, "Optimisation par essaim particulaire : adaptation de tribes à l'optimisation multiobjectif", Thèse de Doctorat, Ecole Nationale des Sciences en Informatique, Université de Manouba, Tunisie, 2023.

[11] D. P. Rodriguez, "Modélisation et optimisation des machines synchro-réluctantes à aimants permanents et de leur électronique", Thèse de Doctorat, CentraleSupélec, 2015.

[12] S. Radjef, "Optimisation: mono-objectif et multiobjectif: Théorie et algorithmes", Editions universitaires européennes, 2020.

[13] G. Pruvost, "Contributions à l'optimisation multi-objectif à base de décomposition", Thèse de doctorat, Université de Lille, 2021.

[12] C. Chatelain, Y. Oufella, S. Adam, Y. Lecourtier and L. Heutte, "Optimisation multi-objectif pour la sélection de modèles SVM", 16ème congrès francophone Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'08), Jan 2008, France. pp.67-72. ⟨hal-00671129⟩Article de conférence, 2008.

[13] M. Kirouac, "Optimisation multiobjectif appliquée aux machines électriques super haute vitesse", Thèse de Doctorat, Université de Sherbrooke (Québec), Canada, 2021.

[14] P. Caillard, "Conception par optimisation d'une chaine de traction électrique et de son contrôle par modélisation multi-physique", Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lille, 2015.

[15] N. Bracikowski, "Modélisation multi-physique par modèles à constantes localisées ; application à une machine synchrone à aimants permanents en vue de son dimensionnement", Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lille, 2012.

[16] G. Calas, Optimisation par essaim de particules, Rapport technique, Ecole d'Ingénieurs en Informatique, [SCIA] EPITA 2009.

[17] T. Raminosoa, "Optimisation des performances des machines synchro-reluctantes par réseaux de perméances", Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine (INPL), 2006.

[18] H.G. Liu, "Systematic Optimization Study of Line-Start Synchronous Reluctance Motor Rotor for IE4-Level Efficiency," Energies, vol. 13, no. 5, p. 420, 2025.

[19] R. Eberhart and J. Kennedy, "A new optimizer using particle swarm theory", Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, pp. 39-43, October 4-6, Nagoya, Japan, 1995.

[20] A. El Dor, "Perfectionnement des algorithmes d'optimisation par essaim particulaire : Applications en segmentation d'images et en électronique", Thèse de Doctorat, Ecole Doctorale Mathématiques et STIC, Université Paris-Est, France, 2012.

[21] A. Benyamina, "Application des algorithmes de colonies de fourmis pour l'optimisation et la classification des images", Thèse de Doctorat, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, Algérie, 2013.

[22] Y. Del Valle, G. K. Venayagamoorthy, S. Mohagheghi, J.-C. Hernandez and R. G. Harley, "Particle swarm optimization: Basic concepts, variants and applications in power systems", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 12, No. 2, pp. 171-195, April 2008.

[23] G. Calas, "Optimisation par essaim particulaire", Ecole d'Ingénieurs en Informatique EPITA, Kremlin-Bicêtre, France, 2009.

[24] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer", Evolutionary Computation Proceedings, IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Anchorage, AK, USA, pp. 69-73 4-9, May 1998.

[25] R. Eberhart and Y. Shi, "Particle swarm optimisation : Developments, applications and resources", Congress on Evolutionary Computation, Vol. 1, pp. 81-86, Seoul, South Korea, 27-30 May 2001.

[26] M. Clerc and P. Siarry, "Une nouvelle métaheuristique pour l'optimisation difficile : la méthode des essaims particulaires", EDP Sciences, Vol. 3, No. 7, 13 pages, Septembre 2004.

[27] S. Das, A. Abraham and A. Konar, "Particle swarm optimization and differential evolution algorithms : Technical analysis, applications and hybridization perspectives", Part of the book series", Advances of Computational Intelligence in Industrial Systems, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany, pp. 1-38, 2008.

[28] K. E. Parsopoulos and M. N. Vrahatis, "Particle Swarm Optimization and Intelligence : Advances and Applications", Information Science Reference, New York, USA, 2010.

[29] N. E. Bendekkiche, Y. Kemari, "Contribution à l'optimisation des systèmes de mise à la terre par Algorithme Génétique & Essaim Particulaire", Projet de Fin d'Etudes, Département d'Electrotechnique, Ecole Nationale Polytechnique, El-Harrach, Alger, Algérie, Juin 2013.

[30] C. Reynès, "Etude des Algorithmes Génétiques et Application aux Données de Protéomique", Thèse de Doctorat, UFR Des Sciences Pharmaceutiques, Université Montpellier I, France, Juin 2007.

[31] O. Hajji, "Contribution au développement de méthodes d'optimisation stochastiques. Application à la conception n des dispositifs électrotechniques", Thèse de Doctorat, Spécialité : Génie Electrique, Ecole Centrale de Lille, Université des Sciences et Technologie de Lille, France, Décembre 2003.