



HAL
open science

Démarches et outils pour la conception optimale des machines électriques

Stephane Brisset

► **To cite this version:**

Stephane Brisset. Démarches et outils pour la conception optimale des machines électriques. Energie électrique. Université des Sciences et Technologie de Lille - Lille I, 2007. tel-00264041v3

HAL Id: tel-00264041

<https://theses.hal.science/tel-00264041v3>

Submitted on 27 Apr 2008

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

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

Rapport de Synthèse

présenté à

L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE

en vue d'obtenir

L'HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES

par

Stéphane BRISSET

Docteur de l'Université des Sciences et Technologies de Lille
Ingénieur de l'Ecole Centrale de Lille (IDN)

Démarches et Outils pour
la Conception Optimale
des Machines Electriques

Le 18 décembre 2007, devant le jury composé de :

MM.

Jean-Louis COULOMB
Laurent KRAHENBUHL
Claude MARCHAND
Christophe ESPANET
Francis PIRIOU
Pascal BROCHET

Rapporteur
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur, Président
Examineur, Directeur

AVANT-PROPOS

Ce document est un mémoire en vue de l'obtention de l'habilitation à diriger des recherches et se compose de quatre parties.

La première partie, intitulée « parcours », présente mon cursus de formation et mes activités de recherche et d'enseignement. Elles ont été réalisées en tant qu'enseignant-chercheur à l'école des Hautes Etudes Industrielles puis comme maître de conférences à l'Ecole Centrale de Lille.

La seconde partie, intitulée « synthèse des activités de recherche », dresse un bilan quantitatif des encadrements, collaborations industrielles, animations scientifiques et activités administratives.

La troisième partie liste l'ensemble de mes publications. Les articles complets ne sont pas donnés en annexes, autant pour des raisons de droits que pour ne pas alourdir ce rapport.

Enfin, la dernière partie est le mémoire scientifique.

Je profite de cette occasion pour remercier vivement les rapporteurs qui ont accepté de consacrer une partie de leur temps précieux pour lire mon mémoire en cette fin d'année très chargée : Jean-Louis Coulomb, professeur à l'INPG, Laurent Krahenbuhl, directeur de recherche CNRS au laboratoire Ampère, et Claude Marchand, professeur à l'université Paris XI. Les discussions que nous avons eues après la remise des rapports et leurs encouragements m'ont aidé pour préparer la soutenance.

J'adresse mes remerciements à Christophe Espanet, professeur à l'UTBM, et Francis Piriou, professeur à l'USTL et directeur du L2EP qui ont accepté simplement et rapidement de faire partie du jury.

Bien que la rédaction d'un mémoire d'habilitation à diriger des recherches soit un travail personnel, il n'aurait pas été possible sans l'aide de certaines personnes que je tiens à remercier.

J'adresse mes remerciements à mes collègues co-fondateurs de l'équipe COSME avec lesquels j'entretiens une amitié sincère : Michel Hecquet, Frédéric Gillon et Pascal Brochet. L'ampleur des nouveaux projets est telle qu'ils mobilisent toutes les compétences de l'équipe et la force des liens entre ses membres permet à chacun de travailler sereinement en faisant face aux difficultés de notre métier.

Je pense également aux docteurs ou futurs docteurs qui m'ont accompagné pendant trois années : Omessad Hajji, Darius Vizireanu, Aurélie Fasquelle, Tuan-Vu Tran et Fouzia Moussouni.

Les opérations conception et optimisation du GdR M2EMS puis SEEDS ont permis des échanges très enrichissants et une meilleure connaissance des compétences nationales. J'adresse un grand merci à mes amis Frédéric Wurtz et Christophe Espanet, animateurs de ces opérations.

Enfin, je dédis ce mémoire à mes enfants Adrien et Zoé et à mon épouse Isabelle pour leur soutien et leur patience tout au long de la rédaction de ce mémoire.

SOMMAIRE

PARCOURS	7
Curriculum Vitae.....	9
Activités de Recherche.....	11
Activités d’Enseignement	15
SYNTHESE DES ACTIVITES DE RECHERCHE	19
Encadrements de Doctorants.....	21
Encadrements de DEA et Master Recherche	25
Collaborations Industrielles	25
Activités dans la Communauté Scientifique	27
Activités Administratives.....	28
LISTE DES PUBLICATIONS	29
Brevets d’invention	31
Publications dans des Revues Internationales.....	31
Publications dans des Revues Nationales	33
Communications lors de Conférences Internationales.....	33
Communications lors de Conférences Nationales.....	35
Rapports de Synthèse	35
MEMOIRE SCIENTIFIQUE	37
I. Introduction.....	39
II. Méthodologies en conception de machines électriques.....	42
II.1. Démarche de conception	42
II.2. Nature des problèmes	44
II.3. Formulations mathématiques.....	44
II.3.1. Problème sans contraintes	45
II.3.2. Variables continues, discrètes et mixtes.....	45
II.3.3. Problème avec contraintes.....	46
II.3.4. Problème multi-objectif.....	46
II.4. Changements de formulation.....	47
II.4.1. Transformation des contraintes en pénalités	47
II.4.2. Prise en compte des contraintes par le Lagrangien.....	50
II.4.3. Optimum de Pareto, dominance et front.....	54
II.4.4. Réduction des objectifs.....	56
II.4.5. Transformation des pénalités en objectif.....	60
II.4.6. Récapitulatif des transformations	61
III. Modèles utilisés en conception de machines électriques	63
III.1. Orientation des modèles	63
III.2. Problème inverse	64
III.3. Les modèles analytiques	65
III.4. Les modèles éléments finis	69
III.5. Les modèles semi-numériques	73
III.4. Positionnement et complémentarité	74

IV. Construction de modèles	76
IV.1. Moteur roue.....	76
IV.2. Génératrice synchrone polyphasée	83
IV.3. Transformateur de sécurité	87
V. Les algorithmes d'optimisation	90
V.1. Le beurre et l'argent du beurre	90
V.2. Caractéristiques des algorithmes	91
V.3. Diversité des algorithmes	93
V.3.1. Recherche linéaire	93
V.3.2. Méthodes déterministes locales.....	94
V.3.3. Méthodes déterministes globales	96
V.3.4. Méthodes stochastiques mono-objectifs.....	98
V.3.5. Méthodes stochastiques multi-objectifs	100
V.4. Positionnement et complémentarité	101
V.5. Méthodes pour variables mixtes.....	102
V.6. Méthodes pour modèles de différentes précisions	104
VI. Optimisation des machines électriques	106
VI.1. COMPUMAG TEAM workshop n°22 et 25	106
VI.1.1 Bobines supraconductrices pour le stockage d'énergie	106
VI.1.2. Presse à aimants	110
VI.2. Moteur roue.....	112
VI.3. Transformateur de sécurité	116
VII. Conclusions et perspectives	120
VII.1. Algorithmes déterministes et exhaustifs pour le multi-objectif.....	124
VII.2. Choix structurels et matériaux	125
VII.3. Optimisation systémique multi-niveau et multi-échelle	126
VI. Références du mémoire scientifique	130

PARCOURS

Curriculum Vitae

ETAT CIVIL

Nom : BRISSET
Prénom : Stéphane
Date et lieu de naissance : 24 juillet 1969 à Bad Godesberg (Allemagne)
Nationalité : Française
Fonction : Maître de Conférences
Etablissement : Ecole Centrale de Lille
Cité Scientifique – BP 48
59651 Villeneuve d'Ascq cedex
Laboratoire : Laboratoire d'Electrotechnique et d'Electronique de
Puissance de Lille (L2EP)
Téléphone : 03.20.33.54.29
Fax : 03.20.33.54.54
Courriel : stephane.brisset@ec-lille.fr
Page personnelle : <http://www.univ-lille1.fr/l2ep/c-st-br.htm>

FORMATION

1995 : **DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE**
Spécialité : Génie Electrique
Mention très honorable avec les félicitations du jury

Titre de la thèse : « **Outil et Méthodologie pour la conception des Moteurs à Réductance Variable à Double Saillance** »

Président : G. Séguier
Rapporteurs : G. Meunier, C. Broche
Directeurs : C. Rombaut, P. Brochet
Examineurs : S. Allano, G. Dauge

1992 : **DIPLOME D'ETUDES APPROFONDIES**
Spécialité : Génie Electrique
Mention bien

Sujet du mémoire : « **Modélisation d'un moteur asynchrone et comparaison des méthodes de la magnétodynamique complexe et du pas à pas dans le temps avec l'expérience** »

Responsable : P. Brochet

1992 : **INGENIEUR CENTRALE LILLE (IDN), OPTION ELECTRONIQUE INDUSTRIELLE**

EXPERIENCES PROFESSIONNELLES

- depuis septembre 2001 : **Maître de Conférences** à l'Ecole Centrale de Lille et **Chercheur** dans l'équipe Conception et Optimisation des Machines Electriques (**COME**) du Laboratoire d'Electrotechnique et d'Electronique de Puissance de Lille
- Enseignement de l'électricité, de l'électrotechnique, de l'électronique de puissance et de la conception optimale aux élèves ingénieurs.
 - Enseignement des démarches et techniques d'optimisation dans le master de recherche Energie Electrique et Développement durable.
 - Responsable de la filière Conception de Produits et Systèmes innovants.
 - Pilote et directeur scientifique dans le cadre de l'activité projet.
 - Recherche dans les domaines de la modélisation, de la conception et de l'optimisation des machines électriques.
 - Collaborations industrielles pour la réalisation de recherches et études.
- juin 96 – août 2001 : **Enseignant Chercheur** au sein du département Génie Electrique de l'école des Hautes Etudes Industrielles (**HEI**) et **Chercheur** dans l'équipe COME du L2EP
- Enseignement de l'électricité, des machines électriques et du calcul de champ par la méthode des éléments finis aux élèves ingénieurs.
 - Recherche dans les domaines de la modélisation, de la conception et de l'optimisation des machines électriques.
 - Collaborations industrielles pour la réalisation de recherches et d'études.
 - Responsable de la commission pédagogique du département GE.
 - Responsable du laboratoire de développement du département GE.
- février 95 – janvier 96 : **Ingénieur Etude** au service électronique du Centre d'Expérimentations Pratiques de l'Aéronautique navale (**CEPA**) lors du service national
- octobre 92 – janvier 95 : **Doctorant et Ingénieur Recherche** sous contrat CIFRE avec le **Centre Européen de Recherche de MOULINEX** et le **L2EP**
- Préparation d'une thèse portant sur les moyens de simulation et d'optimisation d'un moteur à réluctance variable à double saillance.
 - Réalisation d'un superviseur pour la conception et l'optimisation des machines électriques.
 - Amélioration d'un logiciel de simulation des machines électriques par la méthode des éléments finis avec un couplage électronique-magnétique-mécanique.
 - Enseignant vacataire en Génie Electrique.
- mai 92 – août 92 : **Stage de DEA et de fin d'étude d'ingénieur pour la Direction des Etudes et Recherches d'EDF dans les locaux de l'Ecole Centrale de Lille.**
- Modélisation d'un moteur asynchrone et comparaison des résultats de deux méthodes avec l'expérience.

Activités de Recherche

De juin 1996 à août 2001¹, j'étais « enseignant-chercheur » à l'école des Hautes Etudes Industrielles (HEI) de Lille et chercheur permanent au L2EP dans l'équipe Conception et Optimisation des Machines Electriques (COME), dirigée par le professeur Pascal Brochet. Cette équipe existe officiellement depuis 2000, après la division de l'ancienne équipe « modélisation » en deux équipes : COME et MECOSYEL. En septembre 2001, j'ai été nommé maître de conférences à l'Ecole Centrale de Lille sans changement d'équipe de recherche.

Mon thème de recherche a toujours été la conception des machines électriques. Pour concevoir, il faut d'abord comprendre. L'utilisation d'outils de simulation numériques, notamment les modèles éléments finis, m'a permis de mieux appréhender le fonctionnement des dispositifs électrotechniques. Il n'existe pas un modèle éléments finis mais une multitude de modèles, chacun réalisant un bon compromis entre finesse de la modélisation et temps de calcul. Mon sujet de DEA a été l'occasion de comparer les formulations magnétodynamique complexe et pas à pas dans le temps pour apprécier les avantages et points faibles de chacune. Ma thèse, débutée en septembre 1992, portait sur la conception d'un moteur à réluctance variable à double saillance. Dès le début, il est apparu que les logiciels éléments finis commercialisés n'étaient pas capables de modéliser le moteur et son convertisseur associé avec suffisamment de précision. Ainsi, j'ai amélioré le modèle éléments finis MV2DYN² avec un couplage cinématique et des interrupteurs capables de commuter selon les états électriques ou mécaniques du système.

Il ne suffit pas de simuler pour concevoir. C'est ce que j'ai constaté au début de la seconde année de thèse alors que notre partenaire industriel demandait d'améliorer son prototype. Les méthodes d'optimisation semblaient bien répondre à notre problème et je me suis concentré sur celles convenant le mieux aux simulations éléments finis en pas à pas dans le temps. Malheureusement, les méthodes d'optimisation ne font que déplacer le problème et la réponse attendue n'est en fait que trois nouvelles questions : Que doit-on faire varier, que voulons-nous et quelle méthode employer ? Au cours de ma thèse, j'ai comparé plusieurs méthodes d'optimisation déterministes et par plans d'expériences en les implémentant dans un superviseur d'optimisation qui pilotait le code éléments finis et son mailleur. Pour répondre aux deux premières questions, une méthodologie de transcription du problème de conception en un formalisme mathématique *ad hoc* a été proposée.

Dans l'activité de conception, on ne peut se contenter d'améliorer ou d'adapter, il est souvent nécessaire de créer. Alors, « faute de temps suffisant pour apprivoiser les étoiles filantes »³, on tentera de rationaliser cette activité. En 1997, j'ai entrepris la conception d'un moteur roue pour un véhicule solaire. Les spécificités de l'application et le savoir faire du

¹ Contrairement au mémoire scientifique, cette section et la suivante sont présentées dans l'ordre chronologique et dans un style moins académique.

² MV2DYN = Magnétique Valéo 2 dimensions DYNamique, développé notamment par Pascal Brochet

³ J.P. Keradec, mémoire d'habilitation à diriger des recherches, 21 novembre 1996

constructeur ont conduit à une structure originale pour laquelle il n'existait pas de solution initiale. Devant le nombre important des paramètres à faire varier et la diversité des phénomènes physiques à considérer, il m'est apparu qu'un modèle éléments finis ne pourrait pas suffire. Il me fallait un modèle capable de prendre en compte des phénomènes électriques, magnétiques, thermiques, mécaniques et suffisamment rapide pour faire varier les nombreux paramètres. Pour écrire un tel modèle, qualifié modestement de modèle de pré-dimensionnement, il est nécessaire d'avoir une connaissance experte du fonctionnement du système électrotechnique étudié, ce qui permet aussi de mieux appréhender ce que l'on peut faire varier et ce qu'on attend du dispositif. Se pose alors la question de la complémentarité entre ces deux types de modèle et de leur articulation dans une démarche de conception. Elle sera largement abordée dans le mémorandum scientifique.

Ainsi, le thème de recherche sur la conception des machines électriques se décompose en trois axes de recherche complémentaires qui sont les outils de modélisation pour le dimensionnement, les méthodes d'optimisation adaptées et la méthodologie de conception. En tant que jeune enseignant-chercheur, j'ai poursuivi ces trois axes.

En octobre 2000, la thèse d'Omessad Hajji est venue appuyer l'axe de recherche sur les méthodes d'optimisation. Les méthodes déterministes souffrent fréquemment de trois gros points faibles : L'incapacité à localiser l'optimum global d'un problème non convexe, la sensibilité aux bruits numériques des simulations éléments finis et, pour certaines d'elles, la nécessité de connaître le gradient. Omessad s'est intéressée aux méthodes stochastiques : Algorithmes génétiques, recuit simulé et recherche taboue. En 2003, elle a bénéficié d'un financement pour son déplacement dans l'équipe Conception et Diagnostic Intégré (CDI) du Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble (LEG). Les échanges entre nos deux équipes, facilités par le GDR M2EMS (Maîtrise de l'Energie Electrique du Matériau au Système) (GT 4 « conception », opération 5 « optimisation ») ont été enrichissantes et se poursuivent aujourd'hui dans SEEDS.

En parallèle des encadrements doctoraux, j'ai poursuivi mes activités de conception à l'occasion de collaborations avec des PME et des grandes entreprises. Un moteur asynchrone immergé 800 W pour la propulsion fluviale a été conçu, breveté et commercialisé par la société PROPELEC, créée à cette occasion. Un moteur synchrone à aimants permanents et flux axial pour pompe industrielle a été conçu pour FRAMATOME/JEUMONT et commercialisé par la société AREXIS, créée à cette occasion. Au total, 8 collaborations ont été réalisées et sont citées en partie 3 de ce rapport.

La thèse de Darius Vizireanu a débuté en novembre 2002 en partenariat avec FRAMATOME/JEUMONT et se place dans le cadre de l'opération FuturElec2 – ARCHIMED (ARCHIitecture des Machines Electriques et Développement nouveau) du CNRT (Centre National de Recherche Technologique) en génie électrique. Elle porte sur la conception d'une éolienne de forte puissance à attaque directe, aimants permanents et flux axial. Après une analyse poussée de la solution existante (J48, 750kW, Jeumont), plusieurs solutions sont investiguées pour atteindre une puissance de 5MW. Darius s'est intéressé à la machine, au convertisseur et à la commande. L'architecture retenue comprenait une machine synchrone polyphasée à bobinages concentrés, un convertisseur redresseur-onduleur et une

commande multi-machine et multi-convertisseur. Un prototype de puissance réduite a permis de valider le principe de fonctionnement ainsi que la qualité du couple et de la puissance transmise au réseau. Cette thèse est surtout venue enrichir les axes de recherche « outils de modélisation pour le dimensionnement » et « méthodologie de conception ».

Le projet FuturElec3 du CNRT a démarré en octobre 2004. L'opération 1 est en partenariat avec ALSTOM-Ornans et porte sur la conception multi-physique des moteurs de traction. Ainsi, la thèse de Aurélie Fasquelle a pour but de construire des modèles électro-vibro-acoustique, aéraulique et thermique pour mener des optimisations multi-objectifs. Les simulations éléments finis pour la magnétique et l'aéraulique ont permis de construire des modèles simplifiés incorporés dans un modèle thermique nodal capable de simuler le comportement thermique transitoire lors du trajet d'un train. Les phénomènes électromagnétiques rapides sont ainsi ramenés aux échelles temporelles de la thermique et de la cinématique. Cette thèse enrichit principalement l'axe de recherche « outils de modélisation pour le dimensionnement ».

L'opération 2 est en partenariat avec ALSTOM-Tarbes et a commencé en octobre 2005. Dans cette opération, la thèse de Fouzia Moussouni porte sur la méthodologie et les outils adaptés à l'optimisation globale et multicritère de systèmes complexes. Cette thèse comporte deux aspects innovants. Le premier consiste à trouver et adapter les méthodes d'optimisation capables de traiter des problèmes multi-objectifs avec des contraintes et des variables continues, discrètes et qualitatives. Fouzia s'est intéressée aux algorithmes génétiques avec un codage mixte, aux algorithmes stochastiques multi-objectifs SPEA2 et NSGA-II, et aux méthodes multi-agents tels que les colonies de fourmis et les essaims particuliers. Le second aspect innovant porte sur l'utilisation d'une approche multi-niveau pour la conception des systèmes de traction ferroviaire, à l'instar de ce qui est fait en aéronautique. Au niveau supérieur ou système, une modélisation approchée de l'ensemble du système est faite. A ce niveau, il est plus aisé de définir les objectifs et contraintes. Au niveau inférieur, les composants sont dimensionnés finement à partir des spécifications déduites du niveau système. Un retour d'information sur les caractéristiques des composants est fait vers le niveau système. Il y a donc des optimisations à chaque niveau ainsi que des techniques de synchronisation entre niveaux. L'objectif de Fouzia est de développer des algorithmes et démarches adaptées. Cette thèse enrichira les axes de recherche « méthodologie de conception » et « méthodes d'optimisation ».

Vu Tran Tuan a démarré une thèse co-dirigée par l'équipe CDI du LEG en octobre 2005. Elle porte sur les méthodes d'optimisation combinatoires pour traiter des problèmes multi-objectifs avec de nombreuses variables discrètes ou qualitatives. Le développement du cas test sur l'optimisation d'un transformateur de sécurité a permis de comparer différentes méthodes combinatoires. Une méthode de type « *branch and bound* » procédant par relaxation des variables discrètes a donné des meilleurs résultats que les algorithmes génétiques à codage mixte. De plus, les techniques de « *space-mapping* » ont conduit à des gains importants en temps et en précision par l'utilisation conjointe d'un modèle fin (éléments finis) et d'un modèle grossier (analytique). Cette thèse enrichira l'axe de recherche sur les méthodes d'optimisation.

Ainsi, je consacre une partie sans cesse croissante de mon temps à l'encadrement doctoral. Les trois axes de recherche sont poursuivis en permanence. Les collaborations industrielles supportent davantage les axes « outils de modélisation pour le dimensionnement » et « méthodologie de conception » alors que les bourses ministérielles soutiennent l'axe « méthodes d'optimisation » qui est amont.

Le mémorandum, présenté en partie suivante, est une synthèse de la problématique de la conception optimale des systèmes électriques. J'y expose ma vision actuelle, acquise au cours des recherches personnelles et encadrements doctoraux.

Activités d'Enseignement

De juin 1996 à août 2001, j'ai enseigné l'électricité, les machines électriques et la simulation des machines électriques par la méthode des éléments finis (Opera2D) aux élèves ingénieurs de l'école des Hautes Etudes Industrielles. Il s'agit d'une formation d'ingénieur généraliste comportant des cours de tronc commun et des cours de spécialité. Une promotion se compose de 240 élèves dont 48 en spécialité Génie Electrique (GE). Le tableau suivant résume ma charge d'enseignement.

Intitulé	Année	Elèves	Type	Heures	TETD
Cours Electricité ¹	HEI 3	80 x 3	TC	14 x 3	63
TD Electricité ¹	HEI 3	40 x 3	TC	8 x 3	24
Cours Analyse des Circuits ²	HEI 3	48	GE	30	45
Cours Transformateurs	HEI 3	48	GE	30	45
Cours Machines Asynchrones	HEI 3	48	GE	34	51
Cours Machines Synchrones	HEI 4	48	GE	30	45
TP Machines Electriques ²	HEI 3	15	GE	20	13
TP Machines Electriques	HEI 4	15	GE	20	13
TP Modélisation Numérique	HEI 5	16	GE	20	13

Année Universitaire	Cours	T.D.	T.P.	TETD
1996 / 1997	180 h	72 h	40 h	368 h
1997 / 1998	180 h	72 h	60 h	382 h
1998 / 1999	166 h	24 h	60 h	313 h
1999 / 2000	166 h	24 h	60 h	313 h
2000 / 2001	136 h	24 h	40 h	255 h

HEI 3 : première année du cycle ingénieur HEI, HEI 4 : deuxième année, HEI 5 : troisième année, TC : Tronc Commun, GE : spécialité Génie Electrique, ¹ également réalisé pendant 2 ans à l'école des Mines de Douai, ² réalisé pendant 4 ans, TETD : temps équivalent TD (1 heure cours = 1.5 heure TD, 1 heure TP = 0.67 heure TD)

La plupart des enseignements sont supportés par des ressources nombreuses dans la littérature pédagogique. D'autres s'appuient sur un savoir-faire et une expérience personnelle en lien avec les activités de recherche. C'est le cas des travaux pratiques de modélisation numérique destinés aux élèves en dernière année de la spécialité GE. Il s'agit d'une série de sujets de difficulté croissante sur la modélisation des machines électriques statiques. Ils portent sur les études d'un câble, d'un électro-aimant et d'un transformateur monophasé. Tout au long des séances, le parallèle entre les méthodes analytiques et la méthode des éléments finis est privilégié pour mettre en évidence les avantages et inconvénients de chaque méthode. Avant de commencer les TP, je donne un cours magistral sur les méthodes de modélisation et la méthode des éléments finis. Un article sur cet enseignement a été publié dans la revue 3EI [RN2].

Ma charge d'enseignement a diminué progressivement pour laisser plus de place à la recherche et l'encadrement des Travaux d'Etudes Recherches (TER). Un TER est un mémoire de fin d'études à HEI qui dure 12 semaines durant lesquelles les élèves ingénieurs réalisent des recherches et études pour des industriels ou des laboratoires universitaires. En cinq années, j'ai encadré 14 TER ainsi que deux élèves en licence ingénierie électrique (LIE) faisant leur stage au département GE de HEI. Tous les TER encadrés étaient en relation avec mes thèmes de recherche : conception, modélisation et optimisation. Les TER traités sont :

- Conception d'un frein électromagnétique pour ascenseur – Autinor (3 TER : modèle milieu de gamme, modèle bas de gamme, modèle haut de gamme)
- Conception d'un moteur roue pour le véhicule solaire Hélios 3 – Moteurs Fox (6 TER : conception, modélisation numérique, optimisation, conception mécanique, étude de la construction, essais)
- Conception d'un moteur asynchrone pour la propulsion fluviale – Devos / Batelec / L2EP
- Modélisation thermique d'une machine asynchrone à arbre lent – Autinor
- Etude d'un moteur électrique pour chirurgie orthopédique à énergie embarquée – 3G
- Modélisation thermique d'un alternateur automobile à griffes – Valéo / L2EP
- Etude et définition d'un prototype de transformateur à fréquence élevée destiné à être intégré dans un nouveau système modulaire d'alimentation de motrice ferroviaire – Alstom T&D

La diminution de ma charge d'enseignement correspond à ma volonté de prendre davantage de responsabilités au département GE. Ainsi, j'ai été responsable du laboratoire de développement dans lequel se déroulent les TER et animateur de la commission pédagogique de la spécialité GE.

En septembre 2001, j'ai été nommé Maître de Conférences à l'Ecole Centrale de Lille. J'ai commencé par assurer de nombreuses heures de TD et TP pour l'enseignement de l'électricité industrielle, de l'électronique de puissance et de l'électrotechnique en tronc commun. Je suis responsable des TP d'électricité industrielle. J'ai trouvé un intérêt à faire les séminaires de probabilité et analyse numérique car ces disciplines étaient très utiles pour mes activités de recherche, notamment la thèse d'Omessad Hajji sur les méthodes d'optimisation stochastiques. Mes enseignements à Centrale Lille sont :

Intitulé	Année	Elèves	Type	Heures	TETD
TD Electricité Industrielle	G1	30 x 2	TC	16 x 2	32
TD Electronique de Puissance	G1	30 x 2	TC	8 x 2	16
TD Electrotechnique	G2	30 x 2	TC	12 x 2	24
TP Electricité Industrielle	G1	15	TC	8 x 6	32
TP Electronique de Puissance	G1	15	TC	8 x 6	32
TP Electrotechnique	G2	15	TC	8 x 6	32
Séminaire ¹ Analyse Numérique	G1	30	TC	16 x 2	32
Séminaire Probabilité et Statistique ²	G1	15	TC	16 x 2	32
Pilotage de Projets	G1-G2	6 x 2	TC	13 x 2	26
Cours Equipements Electriques	IE1	60	TC	6	9
TD Equipements Electriques	IE1	30 x 2	TC	4 x 2	8
TP Equipements Electriques	IE1	15 x 4	TC	4 x 4	11
Cours Conception et Optimisation	G3	variable	GED	8	12
TD Optimisation d'un moteur de traction	G3	variable	GED	12	12
Cours Conception Optimale	G3	variable	CPSI	4	6
TD Conception Optimale	G3	variable	CPSI	8	8
Etude de cas Motoventilateur	G3	variable	CPSI	8	8
Cours Optimisation	E2D2	variable	TC	4	6
Cours Outils pour la Conception Optimale	E2D2	variable	UE4-P2	8	12

Année Universitaire	Cours	T.D.	T.P.	TETD
2001 / 2002	14 h	152 h	148 h	273 h
2002 / 2003	12 h	239 h	72 h	305 h
2003 / 2004	18 h	176 h	59 h	242 h
2004 / 2005	30 h	176 h	32 h	242 h
2005 / 2006	30 h	155 h	63 h	242 h
2006 / 2007	30 h	181 h	24 h	242 h

G1 : première année de Centrale Lille, G2 : deuxième année, G3 : troisième année, IE1 : première année Ingénieur Manager Entrepreneur (ITEEM), TC : Tronc Commun, GED: génie électrique et développement durable, CPSI : filière conception de produits et systèmes innovants, E2D2 : master énergie électrique et développement durable, UE4-P2 : unité d'enseignement Modélisation Numérique et Outils de Conception (master E2D2), ¹ séminaire = cours et TD mélangés, ² également réalisé pendant 2 ans à l'Institut de Génie Industriel et Informatique (IG2I)

En revenant à Centrale Lille, j'ai découvert l'activité projet et j'ai souhaité m'y investir en tant que pilote, c'est-à-dire consultant en gestion de projet. Cette activité, spécifique à Centrale Lille dans sa forme, est l'occasion de former nos élèves au management de projets techniques. Deux années après, j'ai proposé un sujet, dont je fus directeur scientifique, sur un vélo électrique participant à la course organisée par l'ENS Cachan. J'ai également joué un rôle clé dans d'autres projets tels que l'étude de la motorisation d'un kart électrique évoluant sur un terrain à fort dénivelé [CI10] et la conception d'une butée magnétique active pour une motopompe. Je continue à proposer des sujets en relation avec le génie électrique pour lesquels j'assume la direction scientifique : moteur roue pour vélo électrique et motorisation d'un drone captif.

En 2003, la formation « Ingénieur Manager Entrepreneur » a débuté et j'ai participé à l'élaboration des programmes de génie électrique. J'assume un enseignement intitulé « équipements électriques » en 1^{ère} année avec mes collègues et j'en suis le responsable.

La réforme de la dernière année de l'Ecole Centrale de Lille en 2003 et la création du master de recherche E2D2 en 2004 ont été l'occasion de créer des enseignements correspondants à mes thèmes de recherche. Ainsi, je fais un cours de conception et d'optimisation aux élèves du génie électrique et développement durable (GED) de Centrale Lille puis ils conçoivent et optimisent un moteur roue brushless DC [RI7] à l'aide des « Optimization toolbox » et « Genetic Algorithm and Direct Search toolbox » de Matlab. En filière conception de produits et systèmes innovants, une conférence sur la conception optimale est donnée. Elle est suivie par des optimisations avec Matlab. Dans cet enseignement, les problèmes sont amenés par les élèves et concernent une discipline de leur génie. Ils se concentrent ainsi sur la formulation du problème d'optimisation et la construction d'un modèle approprié. En master de recherche, le volume horaire est plus faible et il faut se contenter de présenter un nombre très restreint de méthodes d'optimisation. Un module optionnel propose la construction des modèles analytique et éléments finis d'un transformateur puis son optimisation avec la méthode SQP, les plans d'expériences et les algorithmes génétiques.

La dernière année de l'Ecole Centrale de Lille comporte un génie disciplinaire (450 heures), une filière orientée vers un métier (160 heures), un projet de fin d'étude (150 heures) et quelques enseignements de tronc commun. Depuis 2006, je suis responsable pédagogique de la filière « conception de produits et systèmes innovants ». Cette filière a pour objectif de préparer les élèves aux métiers liés à la conception de produits innovants en fournissant outils

et méthodologies pour la conception et son organisation. La mise en œuvre de ces outils est illustrée au travers d'études de cas à caractère pluridisciplinaire.

SYNTHESE DES
ACTIVITES DE
RECHERCHE

Encadrements de Doctorants

Le bilan des encadrements doctoraux est de deux thèses soutenues, une sur le point de l'être et deux thèses en dernière année.

Omessad HAJJI

Titre : « Contribution au développement de méthodes d'optimisation stochastiques – Application à la conception des dispositifs électrotechniques »

Soutenance : le 3 décembre 2003 à l'Université des Sciences et Technologies de Lille

Résumé : Les problèmes d'optimisation en électrotechnique présentent plusieurs difficultés liées aux besoins de l'utilisateur (recherche d'une solution globale, fiabilité et précision de la solution ...), aux caractéristiques du problème traité (non linéarité, dérivées difficilement accessibles, ...) et aux temps de calculs importants. La résolution de telles difficultés a fait l'objet de nombreux travaux en utilisant diverses méthodes d'optimisation. Les méthodes déterministes s'appuient sur le calcul d'une direction de recherche généralement liée à la dérivée des résultats par rapport aux paramètres de conception du dispositif. Elles ne sont réellement utilisables que dans le cas restreint où la solution cherchée est réputée proche d'une solution connue, point de départ de cette recherche. C'est pour lever cette difficulté que nous avons choisi de nous intéresser au développement des méthodes stochastiques et d'étudier leurs applications aux problèmes de conception rencontrés en électrotechnique.

Les trois méthodes stochastiques les plus prometteuses : algorithmes génétiques, recuit simulé et recherche taboue ont été implantées et testées. Ces méthodes ont une grande capacité à trouver l'optimum global du problème. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes, elles ne nécessitent ni point de départ, ni connaissance du gradient de la fonction objectif pour atteindre la solution optimale. Cependant, elles demandent un grand nombre d'évaluations.

Pour résoudre ce problème, quelques contributions originales ont été apportées. Un nouveau critère d'arrêt pour les algorithmes génétiques, basé sur la méthodologie des surfaces de réponse, deux améliorations dans la détermination du vecteur pas du recuit simulé et une nouvelle méthode de recherche taboue avec un mécanisme d'exploration radicalement différent ont été proposés.

Plusieurs applications en électrotechnique sont étudiées afin de servir de cas test. Deux problèmes modélisés analytiquement, tels que la maximisation du rendement d'un moteur à courant continu sans balai et la minimisation du coût d'un transformateur triphasé. Deux problèmes utilisent la méthode des éléments finis. Il s'agit d'une bobine supraconductrice pour le stockage d'énergie et d'une presse à aimants.

Publications associées : [RI8], [RI9], [RI10], [RI12], [RI13], [RI14], [RI15],
[CI11], [CI12], [CI13], [CN2], [CN3], [CN4]

Encadrement : Pascal Brochet (directeur, 50%), Stéphane Brisset (co-encadrant, 50%)

Darius VIZIREANU

Titre : « Optimisation de l'architecture des machines synchrones à aimants permanents et attaque directe de l'arbre moteur pour les applications fort couple et basse vitesse »

Soutenance : le 9 juillet 2007 à l'Ecole Centrale de Lille

Résumé : Encouragé par le facteur économique (les productions décentralisées) et le facteur politique (protocole de Kyoto, conférence de Buenos Aires, le programme EOLE 2010 qui assigne l'objectif de 22% d'énergie renouvelable en 2010 dans l'Union Européenne), le marché éolien est en pleine expansion. Jeumont Industries, partenaire industriel dans cette étude, a développé dans les années 1990 un système éolien en attaque directe qui emploie une génératrice synchrone à aimants permanents réalisée en utilisant une structure originale à flux axial.

Les dernières décades ont apporté des avancées technologiques dans différents domaines comme les matériaux, notamment les aimants permanents, et l'apparition de nouveaux composants dans le domaine de l'électronique de puissance.

Prenant en compte ces évolutions technologiques, le but de l'étude est d'investiguer les possibilités d'augmenter la puissance d'un tel système en attaque directe, en utilisant la technologie Jeumont.

L'étude est fondée sur la construction d'un modèle multi-physique, multi-niveau et multi-échelle, qui combine des modèles éléments finis, des modèles dynamiques et des modèles de conception.

L'exploitation des modèles a permis de trouver la topologie du système qui répond le mieux aux critères de qualité imposés : une structure polyphasée avec un nombre de phases impair uniformément réparties. Par leurs performances, les structures polyphasées permettent de simplifier la construction de la machine en utilisant un bobinage concentré. Les différentes configurations possibles sont déterminées, analysées et classées. Les meilleures sont optimisées et l'ensemble des compromis entre la composante économique du système et ses performances est tracé, permettant au concepteur de faire un choix final.

Publications associées : [RI1], [RI4], [RI6], [RI-], [RN1],
[CI4], [CI5], [CI8], [CI9]

Encadrement : Pascal Brochet (directeur, 50%), Stéphane Brisset (co-encadrant, 50%)

Aurélie FASQUELLE

Titre : « Conception et optimisation multi-objectif, électro-vibro-acoustique et thermique de machines électriques de traction »

Résumé : Le développement important ces dernières années du secteur du transport s'est accompagné d'une inquiétude accrue pour le respect de l'environnement. Bien que le

transport ferroviaire présente une efficacité énergétique élevée, il n'est pas pour autant dénué de nuisances environnementales. L'intégration du développement durable lors de la conception optimale de machines électriques devient alors indéniable. Cela impose de tenir compte simultanément d'un grand nombre de phénomènes physiques. Cette thèse a alors pour objectif de mettre en avant une méthodologie de conception en accord avec la volonté actuelle d'optimisation économique et écologique. Un modèle multi-physique a alors été développé dans le but de représenter les phénomènes électromagnétiques, vibro-acoustiques et aérothermiques dans un moteur asynchrone fermé auto-ventilé dédié à la traction ferroviaire. Ce modèle est en fait composé de plusieurs modèles, analytiques ou semi-analytiques, interagissant entre eux. Chaque modèle représente des phénomènes physiques spécifiques. Un intérêt particulier a été porté au modèle aérothermique et au modèle de pertes, notamment pour la modélisation des pertes au sein du circuit magnétique. Bien qu'ils soient tous deux analytiques, le développement de ces deux modèles a fait appel à des études numériques préalables. L'efficacité du modèle multi-physique et son respect des tendances d'évolution ont pu être mis en évidence par une comparaison avec des résultats d'essais expérimentaux sur moteur réel et par une analyse de l'influence des incertitudes.

Soutenance : 30 novembre 2007 à l'Ecole Centrale de Lille

Publication associée : [CI7], 1 publication dans la revue IJEET et 2 dans des conférences internationales de thermique.

Encadrement : Pascal Brochet (directeur, 50%), Souad Harmand (co-directeur, 10%), Stéphane Brisset (co-encadrant, 30%), Michel Hecquet (co-encadrant, 10%).

Fouzia MOUSSOUNI

Titre : « Méthodologie et outils adaptés à l'optimisation globale et multicritère de systèmes complexes »

Résumé : L'objectif est de construire des outils capables d'optimiser un système complexe tel qu'une chaîne de traction ferroviaire. Il convient donc de trouver les valeurs des paramètres de conception qui maximisent les performances du système, ces dernières étant calculées par des modèles experts ALSTOM.

Plusieurs difficultés se présentent. Premièrement, les modèles utilisés ont différents niveaux de complexité: ils sont de natures analytiques, semi-analytiques (réseaux de perméances) ou numériques (éléments finis). Deuxièmement, les paramètres à optimiser sont continus (dimensions, ...), discrets (nombre de pôles, ...) ou qualitatifs (matériaux, structures, ...). Troisièmement, l'optimum du système ne peut être obtenu par une optimisation séquentielle de chacun de ses composants. Enfin, les objectifs sont multiples et contradictoires. Il faut ainsi trouver l'ensemble des meilleurs compromis satisfaisant les contraintes, le choix final d'une solution revenant au concepteur.

Les méthodes d'optimisation multi-objectifs les plus performantes (NSGA-II et SPEA2) ont été testées et leurs fronts de Pareto comparés à celui obtenu avec la méthode SQP et une pondération des objectifs. Pour traiter les variables mixtes, un algorithme génétique avec un

codage mixte a été programmé et ses résultats comparés avec une recherche de type « *branch and bound* ».

Les méthodes multi-agents telles que les colonies de fourmis et les essais particuliers ont été appliquées pour l'optimisation d'un composant et sont pressenties pour l'optimisation multi-niveau de la chaîne de traction. L'approche multi-niveau semble la voie la plus rationnelle pour concevoir des systèmes de traction ferroviaire, à l'instar de ce qui est fait en aéronautique. La démarche de conception est alors radicalement différente de celle utilisée pour un composant où un seul algorithme et un seul modèle sont utilisés. Dans l'approche multi-niveau, un algorithme et un modèle sont utilisés au niveau système et il en est de même pour chaque composant du niveau inférieur. Il faut ainsi définir les démarches et algorithmes les mieux adaptés à cette approche et notamment les techniques de synchronisation entre niveaux.

Début : octobre 2005

Publications associées : [RI3], [CI2]

Encadrement : Pascal Brochet (directeur, 50%), Stéphane Brisset (co-encadrant, 50%)

Tuan Vu TRAN

Titre : « Problèmes combinatoires et choix structurels dans la conception optimale en génie électrique »

Début : octobre 2005

Résumé : La conception de machines électriques est souvent formalisée en terme de problèmes à paramètres continus, rarement à paramètres discrets. Les problèmes ainsi formalisés se situent cependant dans la deuxième partie du processus de conception et se limitent souvent à la détermination fine de quelques paramètres correspondants à la structure retenue.

Cependant, on constate un manque d'outils de décision pour la première partie du processus de conception dans laquelle le choix de la structure et des matériaux est fait. A ce stade de la conception, les paramètres sont majoritairement discrets et non classables. De même, les productions unitaires ou en très petites séries pratiquées par certaines PME doivent nécessairement s'appuyer sur des standards. Il s'agit donc de choisir parmi un nombre fini de solutions plutôt que d'optimiser finement une dimension.

Les objectifs généraux de cette thèse sont multiples. Il convient de définir des problèmes d'optimisation spécifiques à la première partie du processus de conception, c'est-à-dire des choix structurels, et élaborer des cas test de référence. Le cas d'un transformateur de sécurité a été retenu. Des modèles analytiques et éléments finis ont été construits en vue du dimensionnement.

Pour l'optimisation avec des variables continues et discrètes, une méthode de type « *branch and bound* » procédant par relaxation des variables discrètes a donné des bons résultats avec peu d'évaluations.

La technique du « *space-mapping* » a permis un gain de temps important en combinant un modèle analytique de type circuit équivalent avec un modèle éléments finis tridimensionnel.

Publications associées : [RI2], [CI1], [CI2], [CI3]

Encadrement : Pascal Brochet (directeur, 50%), Stéphane Brisset (co-encadrant, 50%)

Encadrements de DEA et Master Recherche

Laurentiu ALDEA

Titre : « Outils graphiques causaux pour le dimensionnement des machines électriques »

Année : 2004/2005

Objectif : Utilisation des graphes informationnels causaux (GIC) pour l'ordonnancement des équations d'un modèle analytique pour le pré-dimensionnement. Comparaison avec l'approche par matrice d'incidence. Application à la conception d'un transformateur monophasé de petite puissance.

Encadrement : Stéphane Brisset, Bruno François, Pascal Brochet

Pierre ABOU ANOMA

Titre : « Ecoconception d'un alternateur d'éolienne à attaque directe »

Année : 2006/2007

Objectif : Utilisation d'un logiciel d'écoconception pour évaluer l'empreinte environnementale d'une éolienne du berceau jusqu'à la tombe selon 11 impacts. Déduction d'un modèle environnemental simplifié au moyen des plans d'expériences. Intégration du modèle environnemental et d'un modèle de dimensionnement dans une optimisation multi-objectif visant à minimiser l'émission de gaz à effet de serre et la masse des parties actives de la machine.

Encadrement : Stéphane Brisset, Pascal Brochet

Collaborations Industrielles

J'ai réalisé plusieurs contrats de recherche portant sur le dimensionnement et l'étude des machines électriques pour des PME/PMI ainsi que des grandes entreprises. Ils permettent

d'appliquer les méthodologies développées lors des recherches à des problèmes industriels. Les apports financiers sont utilisés pour l'équipement et la construction de prototypes. Ces derniers valident les méthodologies proposées. Les contrats traités sont :

1. Conception d'un moteur roue pour véhicule électrique : Cette étude a été demandée par la société MOTEURS FOX avec l'aide de la région Nord – Pas de Calais et Electricité de France. Suite à l'examen du cahier des charges, un moteur « *brushless DC* » à bobinage concentré, aimants SmCo et flux radial a été retenu. Un prototype a été construit et les essais réalisés ont validé la méthodologie proposée [CI14], [CI15], [CN5], [CN6], [CN7].
2. Moteur asynchrone immergé 800W pour la propulsion fluviale : Cette étude a été demandée par la société TRICOTAGE DEVOS avec l'aide de la région Nord – Pas de Calais et Electricité de France pour équiper des bateaux de location. Elle comprend la conception du moteur et d'un onduleur triphasé fonctionnant sur batterie. Au début, 6 prototypes ont été mis en service. Deux sociétés ont été créées : BATELEC pour la location des bateaux et PROPELEC pour la commercialisation des systèmes de propulsion [BI1].
3. Moteur synchrone à aimants permanents et flux axial pour pompe industrielle : JEUMONT INDUSTRIE / FRAMATOME a contacté l'équipe COME pour concevoir un moteur à bobinage concentré. Ce moteur existe actuellement avec un bobinage réparti mais pose problème car l'encombrement des têtes de bobines est important. Dans une première étude, un dimensionnement pour un moteur à bobinage concentré et encoches fermées a été fait et ses performances ont été jugées satisfaisantes mais la construction n'est pas envisagée car trop coûteuse. Un autre dimensionnement a été réalisé pour un moteur à bobinage concentré et bobines faciles à insérer. Ce type de moteur étant nouveau, une démarche de conception et des outils spécifiques ont été élaborés. Un prototype a été réalisé et ses performances sont satisfaisantes, l'industrialisation et la commercialisation ont été assurées par la société AREXIS, créée à cette occasion [RI5].
4. Transformateur monophasé 10 kHz pour la traction ferroviaire : Cette étude a été demandée par ALSTOM T&D. Elle comprend le dimensionnement et l'optimisation pour répondre à un cahier des charges strict sur l'encombrement et la dissipation de chaleur.
5. Etude thermique d'un alternateur automobile à griffe pour la société VALEO. Une approche éléments finis 2D est possible par l'utilisation des conductivités hybrides, que nous proposons, et donne des résultats satisfaisants. Elles évitent de recourir à une modélisation 3D. Un réseau électrique équivalent a également été utilisé [RI17].
6. Etude thermique d'un moteur asynchrone à arbre lent pour la société AUTINOR. Cette machine comporte des canaux de refroidissement et une ventilation forcée. Les approches éléments finis et réseau électrique équivalent ont été suivies.
7. Etude de la motorisation d'un kart électrique évoluant sur un terrain à fort dénivelé. Cette étude a été demandée par la société TRICOTAGE DEVOS avec l'aide de la région Nord – Pas de Calais et Electricité de France. Elle a permis de choisir les technologies de la batterie et de la motorisation. L'intérêt économique de la récupération d'énergie au freinage en descente a été mis en évidence. Une optimisation globale de la chaîne de traction du kart a été faite dans le cadre de la thèse de Victor MESTER et a donné lieu à deux communications lors de conférences internationales [CI6], [CI10].

8. Conception d'une butée magnétique active pour une motopompe de la société AREXIS. Cette butée viendra en remplacement d'un ensemble butée hydrodynamique et butée magnétique passive. Un prototype a été réalisé et donne la force souhaitée. En parallèle, un groupe d'élèves s'est occupé des problèmes d'intégration, de mesure et d'asservissement de l'entrefer dans le cadre de l'activité projet de Centrale Lille.

Activités dans la Communauté Scientifique

- Participation au GDR M2EMS (maîtrise de l'énergie électrique du matériau au système), GT 4 « conception », opération 4 « capitalisation ». Dans ce cadre, j'ai présenté un modèle analytique de pré-dimensionnement d'un moteur à courant continu sans balai à aimant permanent et bobinage concentré [CN1]. Ce modèle sera capitalisé et mis à disposition de la communauté scientifique et industrielle des concepteurs de machines électriques. De plus, il sert de benchmark pour l'opération 5 « optimisation ».
- Participation au GDR M2EMS (maîtrise de l'énergie électrique du matériau au système), GT 4 « conception », opération 5 « optimisation ». Pour cette opération, Mlle Omessad Hajji s'est déplacée deux semaines dans l'équipe Conception et Diagnostic Intégrés (CDI) du Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble (LEG). Elle a comparé des méthodes d'optimisation (stochastiques et déterministes) pour deux benchmarks sélectionnés dans l'opération 4 « capitalisation », ce qui a donné lieu à une publication [RI9].
- Participation au Centre National de Recherche Technologique (CNRT) sur les réseaux et machines électriques du futur. Le projet ARCHIMED (architecture des machines électriques et développements nouveaux) a pour objectif l'exploration et l'optimisation des architectures de machines électriques à aimants permanents pour les applications à forts couples et basses vitesses, notamment les éoliennes. Dans ce projet, j'ai encadré la thèse de Darius Vizireanu.
- Participation au Centre National de Recherche Technologique (CNRT) sur les réseaux et machines électriques du futur. Le projet FUTURELEC 3 (Machines Electriques à Faible Impact Environnemental pour les Transports du Futur) a pour objectif la conception multi-physique et l'optimisation multicritère des systèmes ferroviaires. Dans ce projet, j'encadre les thèses d'Aurélie Fasquelle et Fouzia Moussouni.
- Relations avec les PME/PMI régionales dans le cadre d'INNOVELECT qui offre une aide à l'innovation pour une collaboration entre universitaires et industriels. Participation à trois contrats de recherche (1, 2, 7).
- Membre du comité de lecture de la conférence « *Optimization and Inverse Problems in Electromagnetic* » (OIPE 2004) et du numéro spécial de COMPEL (Vol. 24, No. 3, 2005) comprenant les meilleurs articles de cette conférence, chairman d'une session de cette conférence.
- Expert extérieur pour la Fondation Canadienne pour l'Innovation (FCI) en 2003.

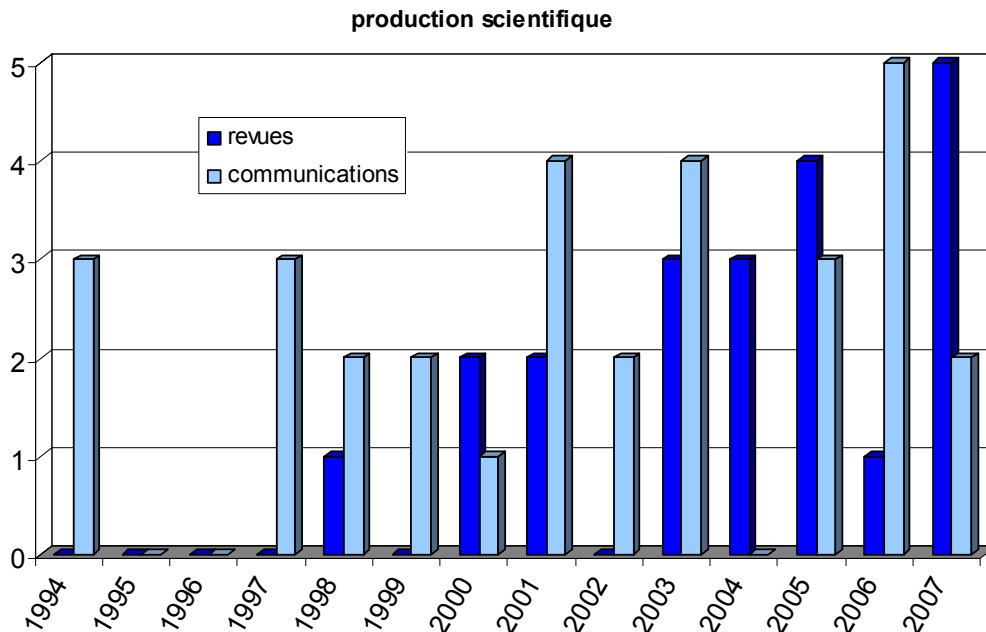
- Participation au GDR SEEDS (Systèmes d’Energie Electrique dans leurs Dimensions Sociétales) dans le socle « méthodes et méthodologies » et au projet DIMOCODE (Diffusion Internet des Modèles pour la Conception Optimale des Dispositifs Electriques) créé dans le cadre du Programme Interdisciplinaire Energie du CNRS en 2007.
- Secrétaire, membre du comité de lecture et membre du comité d’organisation de la conférence « *Linear Drives for Industrial Applications* » (LDIA2007) qui s’est déroulée à Lille du 16 au 19 septembre 2007.

Activités Administratives

- Membre du conseil de laboratoire du L2EP
- Membre de la commission des spécialistes de l’Ecole Centrale de Lille
- Responsable des Travaux Pratiques d’électricité industrielle
- Responsable des enseignements « équipements électriques » de la formation Ingénieur Manager Entrepreneur (ITEEM)
- Responsable de la filière « Conception de Produits et Systèmes Innovants », représentant 160 heures élèves en dernière année de l’Ecole Centrale de Lille.

LISTE DES PUBLICATIONS

Ci-dessous sont citées 20 publications dans des revues scientifiques internationales, un brevet exploité, deux publications nationales, 23 communications dans des conférences internationales avec comité de lecture et 8 dans des conférences nationales avec comité de lecture (au 1^{er} août 2007).



Brevets d'invention

- [BI1] « Moteur électrique pour la propulsion des bateaux », N° de publication : 2 796 775, N° d'enregistrement national : 99 09559, inventeurs : DEVOS Gilbert, SION François Xavier, ODOUX Gérard, GILLON Frédéric, CIMETIERE Xavier, BROCHET Pascal et BRISSET Stéphane, date de mise à disposition du public du brevet d'invention : 17 août 2001. *Exploité par la société PROPELEC, créée à cette occasion.*

Publications dans des Revues Internationales

- [RI-] "Design and Optimization of a 9-phase Axial-Flux PM Synchronous Generator with Concentrated Winding for Direct-Drive Wind Turbine", acceptée dans IEEE Transactions on Industry Applications, Stéphane BRISSET, Darius VIZIREANU, Pascal BROCHET
- [RI1] "Study of current and electromotive force waveforms in order to improve the performance of large PM synchronous wind generator", Recent Developments of Electrical Drives, pp. 397-411, ISBN 978-1-4020-4534-9, 6-2007, Darius VIZIREANU, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET, Yves MILET, Daniel LALOY
- [RI2] "Combinatorial and Multi-level Optimization of a Safety Isolating Transformer", International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics (IJAEM), Vol. 3, No. 26, 4-2007, Tuan Vu TRAN, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI3] "Some results on the design of brushless DC wheel motor using SQP and GA", International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics (IJAEM), Vol. 3, No. 26, 4-2007, Fouzia MOUSSOUNI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET

- [RI4] "Investigation on Multi-star Structures for Large Power Direct-drive Wind Generator", Electric Power Components and Systems, No. 35, pp. 135-152, 2-2007, Stéphane BRISSET, Darius VIZIREANU, Xavier KESTELYN, Pascal BROCHET, Yves MILET, Daniel LALOY
- [RI5] "Conception d'une motopompe synchrone à flux axial et à bobinages concentrés - Application à une pompe étanche", Revue Internationale de Génie Electrique (RIGE), Vol. 9, No. 2-3, pp. 185-208, 3-2006, Stéphane BRISSET, Frédéric GILLON, Pascal BROCHET, Rémy DHELFT
- [RI6] "Investigation on brushless DC machine suitability to direct-drive generator wind turbine", Electromotion Quarterly Journal, Vol. 12, No. 4, pp. 205-212, 10-2005, Darius VIZIREANU, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET, Yves MILET, Daniel LALOY
- [RI7] "Analytical model for the optimal design of a brushless DC wheel motor", COMPEL, Vol. 24, No. 3, pp. 829-848, 1-2005, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI8] "A new Tabu Search Method for continuous parameter optimization: Application to design problems in electromagnetic", European Transactions on Electrical Power, Vol. 15, pp. 527-540, 1-2005, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI9] "Comparaison des méthodes stochastiques et déterministes pour l'optimisation de dispositifs électromagnétiques", Revue Internationale de Génie Electrique, Vol. 8, No. 2, pp. 241-258, 1-2005, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Frédéric WURTZ, Pascal BROCHET, Jaime FANDINO
- [RI10] "Comparison of stochastic and deterministic methods for the optimal design of electromagnetic devices", Optimization and Inverse Problem in Electromagnetic, 9-2004, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Frédéric WURTZ, Pascal BROCHET, Jaime FANDINO
- [RI11] "Manufacturing cost reduction in brushless DC motors using axial flux and concentrated winding", ElectroMotion Quarterly Journal, Vol. 11, No. 2, pp. 85-100, 6-2004, Stéphane BRISSET, Frédéric GILLON, Pascal BROCHET
- [RI12] "A new Tabu Search Method for optimization with continuous parameter", IEEE Trans. Magn., Vol. 40, No. 2, pp. 1184-1187, 3-2004, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI13] "Comparing stochastic methods on SMES optimization", Optimization and Inverse Problem in Electromagnetism, pp. 12, 9-2003, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI14] "A Stop Criterion to Accelerate Magnetic Optimization Process using Genetic Algorithms and Finite Element Analysis", IEEE Trans. Magn, Vol. 39, N°. 3, pp. 1297-1300, 5-2003, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI15] "Optimization of a Brushless DC Motor for an Electric Vehicle using Genetic Algorithms", Electromagnetic Fields in Electrical Engineering, Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics, Vol. 22, pp. 415-418, 4-2003, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI16] "Optimization with Experimental Design : an approach using Taguchi's Methodology and Finite Element Simulations", IEEE Trans. Magn., Vol. 37, No. 5,

pp. 3530-3533, 9-2001, Stéphane BRISSET, Frédéric GILLON, Stéphane VIVIER, Pascal BROCHET

- [RI17] "Thermal modeling of a car alternator with claw poles using 2D finite element software", COMPEL, Vol. 20, No. 1, pages. 205-215, 8-2001, Stéphane BRISSET, Michel HECQUET, Pascal BROCHET
- [RI18] "Shape Optimization of BDC Wheel Motor using Powell's Method", COMPEL, Vol. 19, No. 2, pp. 596-601, 7-2000, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [RI19] "Optimization of Switched Reluctance Motors Using Deterministic Methods with Static and Dynamic Finite Element Simulations", IEEE Trans. Magn., Vol. 34, No. 5, pp. 2853-2856, 9-1998, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET

Publications dans des Revues Nationales

- [RN1] "Génératrice synchrone polyphasée à aimants permanents, flux axial et bobinages concentrés pour éolienne de forte puissance à attaque directe", Revue de l'Electricité et de l'Electronique (REE), No. 1, pages. 29-37, 1-2007, Stéphane BRISSET, Darius VIZIREANU, Yves MILLET, Daniel LALOY
- [RN2] "Enseigner la modélisation numérique des machines électriques statiques avec Opera-2D", La revue 3EI, No. 22, pages. 43-52, 9-2000, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET

Communications lors de Conférences Internationales

- [CI1] "A Benchmark for Combinatorial and Multi-level Optimization of a Safety Isolating Transformer", COMPUMAG 2007, June 24-28, 2007, Aachen, Germany, 6-2007, Tuan Vu TRAN, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI2] "Combinatorial Optimization of a Safety Isolating Transformer using Branch-and-Bound method and Genetic Algorithm ", COMPUMAG 2007, June 24-28, 2007, Aachen, Germany, 6-2007, Tuan Vu TRAN, Fouzia MOUSSOUNI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI3] "Optimization of a Safety Isolating Transformer using Space Mapping", SMSMEO-06, November 9th-11th, 2006, Copenhagen, Denmark, 11-2006, Tuan Vu TRAN, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI4] "Design and optimization of a 9-phase axial-flux PM synchronous generator with concentrated winding for low-speed high-torque direct-drive application", IAS 2006, 10-2006, Darius VIZIREANU, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI5] "Experimental Tests on a 9-phase Direct Drive PM Axial-Flux Synchronous Generator", ICEM 2006, 9-2006, Darius VIZIREANU, Xavier KESTELYN, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET, Eric SEMAIL
- [CI6] "Global Optimal Design of a Wheel Traction Motor by a Systemic Approach of the Electric Drive Train", IEEE Vehicle Power and Propulsion (VPP) Conference, Windsor, UK, 9-2006, Victor MESTER, Frédéric GILLON, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI7] "Iron losses distribution in a railway traction induction motor", ICEM'2006, CRETE, 9-2006, Aurelie FASQUELLE, Aymeric ANSEL, Stéphane BRISSET, Michel HECQUET, Pascal BROCHET, Andry RANDRIA

- [CI8] "Polyphased PM Synchronous Machine with Concentric Winding for Large Direct-Drive Wind Generator Applications", Electromotion, 9-2005, Darius VIZIREANU, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET, Milet Y, Laloy D
- [CI9] "Polyphased Modular Direct-Drive Wind Turbine Generator", EPE 2005, 9-2005, Darius VIZIREANU, Xavier KESTELYN, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET, MILET Y, LALOY D.
- [CI10] "A Tool for Optimal Design of an Electric Kart Drive Train", EVS21, Monaco, 4-2005, Victor MESTER, Frédéric GILLON, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI11] "Optimization of a die press model using a new Tabu Search Method", Electric and Magnetic Fields, 9-2003, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI12] "Some results on a SMES device optimization problem using stochastic methods", COMPUMAG, 9-2003, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI13] "Comparing stochastic optimization methods used in electrical engineering", IEEE System Man and Cybernetics Conference, 10-2002, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI14] "Brushless DC Wheel Motor for Electric Vehicle", Electric Vehicle Symposium, pages. 172, 10-2001, Stéphane BRISSET, Gérard ODOUX, Pascal BROCHET
- [CI15] "Design of a brushless DC wheel motor for a Solar vehicle", ElectroMotion, pages. 519-524, 6-2001, Stéphane BRISSET, Gérard ODOUX, Pascal BROCHET
- [CI16] "Numerical Experimental Designs applied to the modeling of Brushless Direct Current Motors", International Conference on Electric Machines, pages. 1540-1544, 8-2000, Stéphane BRISSET, Frédéric GILLON, Pascal BROCHET
- [CI17] "Comparing Different Optimization Methods on The Design of a Brushless Permanent Magnet Motor", CESA, Vol. 1, pages. 317, 7-1998, Frédéric GILLON, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI18] "The experimental design: A tool for electric machine optimization", Electric and Magnetic Field, pages. 261-266, 5-1998, Stéphane BRISSET, Frédéric GILLON, Pascal BROCHET
- [CI19] "Design of Electromagnetic Devices using Optimization Methods and Electronic-Magnetic Coupled Finite Element Simulations", COMPUMAG, Vol. 1, pages. 143-144, 11-1997, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI20] "Optimization of a Switched Reluctance Motor geometry using a Combination of Experimental Design and Finite Element Simulations", COMPUMAG, Vol. 1, pages. 151-152, 11-1997, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI21] "Modèle numérique pour la simulation du démarrage d'un moteur à réluctance variable", EPE Chapter Symposium on Electric Drive, pages. 413-418, 10-1994, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI22] "Numerical simulation of the transients of a switched reluctance motor using an Electronic-Magnetic-Mechanical coupled Finite Element Model", International Conference on Electric Machines, Vol. 2, pages. 402-406, 9-1994, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CI23] "Finite Element model for an Electronic-Magnetic-Mechanical coupled simulation of a Switched Reluctance Motor start", Conference on Electromagnetic Field Computation, pages. 304, 7-1994, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET

Communications lors de Conférences Nationales

- [CN1] "Modèle de pré-dimensionnement d'un moteur à courant continu, aimant permanent, commutation électronique et bobinage concentré", Electrotechnique du Futur, 11-2003, Stéphane BRISSET, Christophe ESPANET, Pascal BROCHET
- [CN2] "Une nouvelle méthode de recherche taboue pour l'optimisation de dispositifs électromagnétiques avec des paramètres continus", Electrotechnique du Futur 2003, 9-2003, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CN3] "Optimisation de machines électriques par algorithmes génétiques", Deuxièmes journées scientifiques des jeunes chercheurs en génie électrique et informatique, GEI 2002, 6-2002, Omessaad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CN4] "Optimisation d'un moteur roue Brushless DC par des Méthodes Déterministes et Stochastiques", Electrotechnique du Futur 2001, pages. 355-359, 11-2001, Omessad HAJJI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CN5] "Conception d'un moteur roue brushless DC pour un véhicule solaire", Electrotechnique du Futur, pages. 319-324, 10-2001, Stéphane BRISSET, Gérard ODOUX, Pascal BROCHET
- [CN6] "Conception d'un moteur roue pour véhicule électrique", Journée Innovect, pages. 115-121, 12-1999, Stéphane BRISSET, Gérard ODOUX
- [CN7] "Conception d'un moteur roue pour véhicule solaire : utilisation des modèles analytique et éléments finis", Electrotechnique du Futur, pages. 242-247, 3-1999, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET
- [CN8] "Conception et optimisation des dispositifs électromagnétiques par la méthode des éléments finis", 1ère Journée de la Recherche dans les Ecoles de L'ADER sur la Modélisation, 4-1997, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET

Rapports de Synthèse

- [RS1] « Modélisation d'un moteur asynchrone et comparaison des méthodes de la magnétodynamique complexe et du pas à pas dans le temps avec l'expérience », Stéphane BRISSET, DEA de Génie Electrique, Université des Sciences et Technologies de Lille, Septembre 1992.
- [RS2] « Outil et Méthodologie pour la conception des Moteurs à Réductance Variable à Double Saillance », Stéphane BRISSET, Doctorat en Génie Electrique, Université des Sciences et Technologies de Lille, 23 Janvier 1995.

MEMOIRE
SCIENTIFIQUE

I. Introduction

La conception des machines électriques est en pleine évolution. En effet, l'intensification de la concurrence économique force les entreprises à accélérer le renouvellement de leurs produits et la mise en œuvre de technologies innovantes. Les ingénieurs et chercheurs se trouvent confrontés à ce nouveau défi qui consiste à faire face à une complexité croissante dans des délais d'études toujours plus courts.

Dans le domaine des machines électriques, les progrès ont été considérables et se traduisent par une qualité et une quantité de services rendus importantes dans un encombrement réduit. Les machines électriques ont encore une marge considérable d'amélioration du fait des nouveaux matériaux, de l'utilisation croissante de l'électronique de puissance, et de la montée en puissance de la commande en temps réel.

Ces innovations ont été possibles grâce aux progrès réalisés dans la connaissance des machines et de leur commande mais aussi grâce aux progrès réalisés dans la démarche de conception. La maîtrise des savoirs et savoir-faire par les ingénieurs en est la clé de voute.

L'instrumentation scientifique de la démarche de conception est une activité de recherche importante. Son objectif principal est de permettre l'exploration systématique de l'espace des solutions envisageables par l'emploi d'outils et de méthodologies adaptés.

L'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs a modifié profondément le travail des ingénieurs et scientifiques. De nouveaux outils dits de conception assistée par ordinateur (CAO) ont fait leur apparition et n'ont cessé de s'améliorer depuis. La compréhension des phénomènes physiques présents au sein des machines électriques s'est donc accrue mais le changement le plus profitable est la capacité d'anticipation des ingénieurs. Ainsi, la construction des prototypes a été réduite tout comme le temps d'étude.

Cependant, la loi de Moore à laquelle était associée le doublement annuel de la puissance de calcul des processeurs s'est quelque peu émoussée au cours du temps puisqu'en fait elle prévoit un doublement du nombre de transistors (et donc pas nécessairement de la puissance de calcul) tous les 18 mois. Certaines prévisions affirment que la puissance par processeur pourrait stagner et qu'une parallélisation massive serait le seul moyen de réduire les temps de calcul¹.

Ainsi, l'idée de disposer d'un outil de conception capable de prendre en compte simultanément tous les phénomènes présents au sein d'une machine par une modélisation d'une précision infinie et fournissant une solution optimale dans un temps infinitésimal apparaît chimérique, du moins pour les décennies à venir.

L'ingénieur devra donc composer avec une diversité de modèles et d'algorithmes aux propriétés complémentaires et mettre en œuvre une méthodologie de conception spécifique à

¹ C. Bischof, « *Parallel Computers Everywhere* », présentation invitée à COMPUMAG 2007, Aachen

l'application visée pour aboutir à une conception optimale en un temps raisonnable. Il est le maître d'œuvre distribuant les tâches répétitives et laborieuses aux ordinateurs. Les tentatives d'encapsuler ses savoirs et savoir-faire dans des systèmes experts font partie de l'histoire (Gentilhomme, 1991) (Trichon, 1991).

Pour apporter une vision plus synthétique, on note que les activités de conception intégrant l'acteur humain peuvent être caractérisées au moyen de la matrice activités – ressources proposée dans (Wurtz, 2005).

Deux types d'activité y sont distingués. Les activités compliquées qui manipulent des informations claires sont automatisables par logiciel. Les activités complexes ne sont pas complètement automatisables et requièrent l'intervention d'un expert.

Toujours selon (Wurtz, 2005), ces activités utilisent trois types de ressources. Le premier type de ressources comprend les algorithmes et les modèles définis mathématiquement par le concept de « système formel fini ». Le second type de ressources est constitué par les stratégies de mise en œuvre des ressources du premier type. Les stratégies heuristiques telles que le raisonnement par analogie ou par intuition sont une alternative plus rapide que les stratégies rationnelles. Le troisième type de ressource est non rationnel et intervient lors des innovations de rupture.

Ce mémoire scientifique a pour objectif de rendre compte des outils et méthodologies utilisés pour la conception et l'optimisation des machines électriques par des apports théoriques et la mise en œuvre des méthodologies proposées. Ainsi, les activités compliquées et complexes sont présentées dans ce document ainsi que les ressources du premier type et celles du second type de nature rationnelle.

La conception optimale des machines électriques se situe dans la parfaite adéquation entre quatre éléments (fig. I.1) :

- les modèles capables d'apporter des informations ou critères sur les machines électriques,
- les algorithmes d'optimisation pouvant maximiser ou minimiser ces critères,
- les formulations mathématiques dans lesquels peuvent se traduire les problèmes de conception de machine électrique, et
- les démarches de résolution des problèmes de conception.

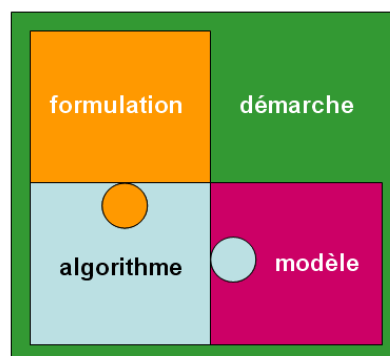


Fig. I.1. Environnement de l'optimisation

Une optimisation réussie sera la conséquence d'une bonne adéquation entre ces trois ensembles dont les intersections sont partielles. Cette évidence souligne qu'il est incertain de se lancer dans une optimisation sans un minimum de connaissances dans chacun des domaines. Un électrotechnicien pur aura ainsi intérêt à collaborer au sein d'une équipe pluridisciplinaire.

Puisque le choix des éléments de chacun des ensembles n'est pertinent que vis-à-vis des choix faits pour les autres éléments et du problème de conception à résoudre, il est difficile de procéder séquentiellement à ces choix et des retours en arrière seront nécessaires.

Cette même difficulté se pose pour la rédaction du mémoire scientifique et il n'est pas pleinement satisfaisant de présenter séquentiellement ces éléments comme l'impose le support papier. Le choix est fait de les présenter dans l'ordre suivant : démarches, formalismes, modèles puis algorithmes. Ainsi, la première lecture de ce mémoire pourra sembler frustrante aux non experts jusqu'à la fin de la partie VI.

La prochaine section présente les méthodologies utilisées pour la conception des machines électriques. Les formalismes mathématiques associés sont présentés ainsi que les transformations permettant d'en changer.

La section III dresse un inventaire des familles de modèles utilisés en vue de la conception des machines électriques. La section suivante présente quelques constructions de modèles faites par mes doctorants et moi-même.

En section V, un inventaire des méthodes d'optimisation adaptées à la conception des machines électriques est présenté. Leurs avantages, inconvénients et complémentarités sont illustrés dans la section suivante au moyen de quatre benchmarks dont deux sont issus de nos travaux.

Enfin, la section VII dresse une conclusion et expose les nouveaux enjeux de la conception. Trois axes de recherche y sont proposés.

II. Méthodologies en conception de machines électriques

II.1. Démarche de conception

La démarche de conception des machines électriques semble simple et séquentielle comme illustrée en figure II.1. À partir d'un cahier des charges clairement exprimé, le concepteur a la tâche de le traduire dans l'un des formalismes mathématiques que nous verrons dans la section II.3. Ensuite vient sa résolution au moyen d'un algorithme ou méthode d'optimisation. Pour chaque formulation, il existe une multitude d'algorithmes adaptés. Enfin, l'exploitation et l'analyse des résultats par le concepteur expert permettent de valider la solution optimale obtenue.

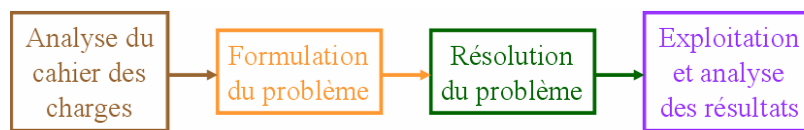


Fig. II.1. Méthodologie de conception séquentielle

En pratique, les choses ne sont pas aussi simples. Lors de l'analyse des résultats, il apparaît bien souvent que la solution obtenue ne peut être retenue en raison de causes multiples. La figure II.2 montre les itérations nécessaires pour obtenir une solution satisfaisante.

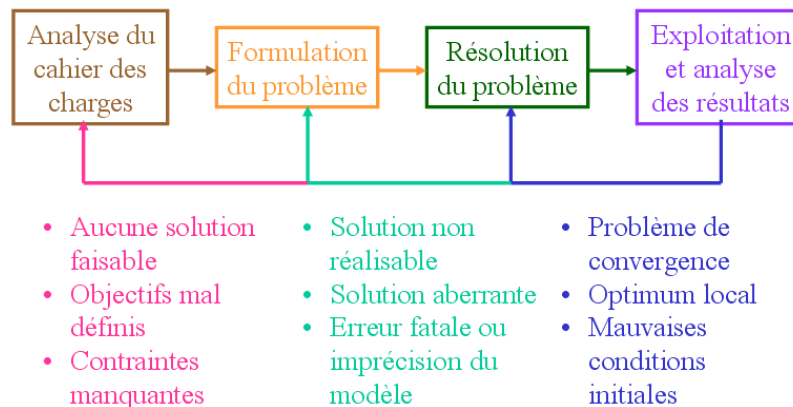


Fig. II.2. Itérations possibles lors de la conception

La boucle la plus courte consiste en un retour sur la résolution du problème. Elle peut être motivée par un problème de convergence de l'algorithme signalé par le fait que les conditions d'optimalités ne sont pas remplies pour la solution trouvée ou par un arrêt de la procédure suite à un temps de calcul excessif. Il est alors possible de modifier les paramètres de réglage de l'algorithme lorsqu'il s'agit de méthodes stochastiques ou le point initial pour les méthodes déterministes qui en font usage. Pour ces dernières, il est fortement conseillé de recommencer la résolution du problème avec plusieurs points initiaux afin d'éviter de se faire piéger dans un optimum local. Parfois, il arrive que l'algorithme utilisé ne soit pas ou peu adapté au problème traité et il convient de changer de méthode d'optimisation ou de modifier le problème pour en faciliter la résolution. Par exemple, un modèle comportant des sorties non

continues (ou dont les dérivées ne sont pas continues) n'est pas bien traité par une méthode d'optimisation de type gradient et peut être lissée pour une meilleure résolution, même si cette dernière demeure approchée.

Des connaissances dans les champs disciplinaires des mathématiques appliquées, de la recherche opérationnelle et de l'informatique sont indispensables pour mener à bien cette étape.

La boucle intermédiaire est un retour sur la formulation du problème d'optimisation. Ce retour est nécessaire lorsque la résolution du problème conduit à une solution remplissant le critère (mathématique) d'optimalité. Dans ce cas, la démarche permet au concepteur d'affiner son expérience par une série d'essais/erreurs au cours de laquelle il en apprend davantage sur les limites des modèles utilisés et sur la façon de formuler le problème d'optimisation pour obtenir des solutions pertinentes. En effet, les méthodes d'optimisation sont sans *a priori* sur la solution à trouver ou la direction à suivre et explorent le domaine de recherche en se concentrant sur les zones intéressantes, fournissant ainsi des indications sur les points faibles des modèles utilisés et ceux à améliorer en priorité. Bien évidemment, la localisation de ces zones dépend du contexte de la conception en cours. Il conviendra alors d'ajouter des contraintes pour éviter les solutions non faisables ou aberrantes ainsi que d'autres contraintes pour empêcher à l'algorithme d'optimisation d'aller dans les zones d'imprécision ou d'erreur fatale des modèles. Une alternative à cette dernière solution est de repousser les limites de validité des modèles, ce qui est particulièrement chronophage mais doublement intéressant pour l'accroissement des connaissances de l'expert et les gains potentiels sur la conception en cours.

Pour mener à bien cette étape, des connaissances expertes dans la discipline concernée et l'application visée sont requises.

La boucle la plus longue consiste à revenir sur l'analyse du cahier des charges ou sur le cahier des charges lui-même. Il peut se produire que la démarche de conception aboutisse à la conclusion qu'il n'existe pas de solution (faisable) au cahier des charges exprimé. Dans ce cas, la démarche proposée peut être utilisée de façon itérative : Le concepteur relaxe des contraintes pour aboutir à une solution faisable en dialoguant avec le client pour arbitrer parmi les choix possibles.

Il arrive parfois qu'un critère d'optimisation choisi *a priori* se révèle non pertinent *a posteriori*. De même, lorsque plusieurs objectifs difficilement pondérables sont formulés, il est intéressant d'essayer différentes formulations afin de cerner l'ensemble des compromis optimaux. Le concepteur fournit ainsi au client un outil pour la prise de décision.

Cette étape est complexe et requiert certainement autant de qualités humaines que de connaissances scientifiques. Il me semble qu'elle ne peut aboutir que si le concepteur est suffisamment confiant en ses outils de modélisation et maîtrise pleinement la démarche.

Cet exposé succinct de la démarche de conception souligne bien le rôle central de l'expert. Les modèles et les algorithmes ne sont que des outils qui ne peuvent en aucun cas le remplacer mais qui améliorent sa productivité en le libérant des tâches fastidieuses et répétitives. Pour reprendre le vocabulaire introduit dans (Wurtz, 2005), les outils sont des

« systèmes formels finis »¹ et leur utilisation est une activité compliquée confiée à des ordinateurs alors que l'expert réalise une activité complexe en mettant en œuvre des stratégies² ou démarches.

II.2. Nature des problèmes

Il n'existe pas un type unique de problème de conception des machines électriques. De même, il n'existe pas de problème largement diffusé à l'instar de ce qui existe en intelligence artificielle et en informatique avec des problèmes bien connus tels que le voyageur de commerce, le sac à dos, etc. Néanmoins, parmi les problèmes de conception des machines électriques certaines formulations sont souvent utilisées. Ainsi, on remarque que les problèmes comprennent environ une dizaine de paramètres à optimiser, une ou plusieurs dizaines de contraintes non linéaires, une ou plusieurs fonctions objectif non linéaires. Il est fréquent que les fonctions soient continues et que chaque paramètre de conception soit réel et borné.

Un échantillon représentatif des problèmes de conception des machines électriques est présenté en section II.5. Ceux proposés plus récemment font intervenir des paramètres discrets et qualitatifs (Fitan *et al.*, 2004) ou exploitent deux modèles de précisions différentes d'un même dispositif (Echeverria *et al.*, 2005).

Les modèles employés sont de trois types :

- modèles analytiques comportant quelques dizaines à quelques centaines d'équations non linéaires dont certaines sont implicites,
- modèles à constantes localisées tels que les réseaux de perméances, les modèles thermiques nodaux, et les réseaux de Kirchhoff, et
- les modèles éléments finis avec les différentes formulations possibles (statique, dynamique, transitoire, couplages électrique, thermique, cinématique, mécanique ...)

Le temps nécessaire au calcul des fonctions objectifs et contraintes est très supérieur à celui pris par les algorithmes d'optimisation eux-mêmes et il en est de même pour la quantité de mémoire vive. Ceci conditionne le choix des algorithmes d'optimisation et des formulations mathématiques associées.

Ainsi, l'ensemble des formulations mathématiques qui conviennent aux problèmes de conception des machines électriques peut être décrit exhaustivement dans la partie suivante.

II.3. Formulations mathématiques

Les formulations utilisées pour l'optimisation des machines électriques sont décrits par ordre croissant de complexité.

¹ Ressources du premier type : algorithmes et modèles

² Ressources du second type : stratégies rationnelles et heuristiques

II.3.1. Problème sans contraintes

La première formulation comprend une fonction critère ou objectif f à minimiser et des variables x_i dont les valeurs optimales sont à trouver dans un espace de recherche ou espace des solutions S :

$$\begin{aligned} \min f(X) \\ X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in S \end{aligned} \quad (\text{II.1})$$

Dans le cas d'une fonction à maximiser, la fonction à minimiser correspondante est l'opposé de la fonction à maximiser.

II.3.2. Variables continues, discrètes et mixtes

L'espace de recherche est souvent défini par :

$$S: \quad x_i^L \leq x_i \leq x_i^U \quad i = 1, \dots, n \quad (\text{II.2})$$

L'espace de recherche a ainsi la propriété d'être convexe : Pour tout couple de point appartenant à l'espace de recherche, tout point choisi dans l'intervalle défini par ces deux points appartient également à l'espace de recherche.

Il est possible que les variables ne soient pas continues mais ne prennent que des valeurs discrètes, ainsi l'espace de recherche est défini par :

$$S: \quad x_i \in S_i \quad i = 1, \dots, n \quad (\text{II.3})$$

où S_i est l'ensemble des valeurs possibles pour la variable x_i . Notons que ces valeurs ne sont pas nécessairement classées dans l'ordre croissant. Il est également possible que les variables discrètes ne soient pas ordonnables car qualitatives comme par exemple « rotor intérieur », « rotor extérieur » et « flux axial » qui désignent la structure d'une machine tournante.

Parfois certaines variables discrètes sont liées et leurs valeurs ne peuvent être prises indépendamment :

$$S: \quad \begin{aligned} [x_1, \dots, x_k] \in S_k \\ x_i \in S_i \quad i = k+1, \dots, n \end{aligned} \quad (\text{II.4})$$

On remarque que l'espace de recherche (II.4) est équivalent à (II.3) avec $n-k+1$ variables d'optimisation.

Le cas général correspond à des variables mixtes, c'est-à-dire dont la nature est continue pour certaines et discrètes pour les autres. Il est possible que des algorithmes d'optimisation exploitent le fait que des variables discrètes soient classables dans leur processus de recherche, par exemple pour calculer une direction améliorante. Ainsi, cette distinction est mise en évidence dans la formulation suivante :

$$S: \quad \begin{aligned} x_i^L \leq x_i \leq x_i^U \quad x_i \in \mathfrak{R} \quad i = 1, \dots, j \\ x_i \in S_i = \{a_i, b_i, c_i, \dots\} \quad a_i < b_i < c_i < \dots \quad i = j+1, \dots, k \\ x_i \in S_i \quad i = k+1, \dots, n \end{aligned} \quad (\text{II.5})$$

La définition d'un espace de recherche par l'une des formulations précédentes est rarement suffisante pour obtenir une solution satisfaisante. Parfois, il est possible de s'y ramener en effectuant un changement de variable comme cela est présenté dans (Poloujadoff *et al.*, 1994).

II.3.3. Problème avec contraintes

Dans le cas général, l'obtention d'une solution faisable passe par la définition de contraintes égalités et inégalités dont les formulations communément utilisées sont :

$$\begin{aligned} g_i(X) &\leq 0 & i = 1, \dots, l \\ h_i(X) &= 0 & i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (\text{II.6})$$

L'ensemble des solutions de l'espace de recherche pour lesquelles les relations (II.6) sont vérifiées est appelé domaine de faisabilité. La présence des contraintes égalités peut être évitée par l'emploi d'un modèle dit inverse pour lequel les variables d'optimisation intervenant explicitement dans les contraintes égalités sont des grandeurs d'entrée du modèle. Nous reviendrons sur ce point en section III.2. Dans ce cas, la dimension du problème d'optimisation, i.e. le nombre de variables, est réduite du nombre de contraintes égalités qui sont alors retirées de la formulation.

Ainsi, un problème d'optimisation à objectif unique est formulé par :

$$\begin{aligned} \min f(X) \\ X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathcal{S} \\ \text{soumis à :} \\ g_i(X) &\leq 0 & i = 1, \dots, l \\ h_i(X) &= 0 & i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (\text{II.7})$$

II.3.4. Problème multi-objectif

Cependant, de nombreux problèmes de conception comportent plusieurs objectifs antagonistes qui ne peuvent pas être réduits à un objectif unique par différentes techniques comme par exemple une pondération des objectifs. Ces techniques seront détaillées à la fin de la section II.4. Un tel problème d'optimisation est dit multi-objectif et s'exprime sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \min F(X) = \begin{bmatrix} f_1(X) \\ f_2(X) \\ \vdots \\ f_p(X) \end{bmatrix} \\ X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathcal{S} \\ \text{soumis à :} \\ g_i(X) &\leq 0 & i = 1, \dots, l \\ h_i(X) &= 0 & i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (\text{II.8})$$

où $F(X)$ désigne le vecteur des p objectifs à minimiser.

II.4. Changements de formulation

Les changements de formulation des problèmes d'optimisation sont liés aux difficultés de résolution de certaines formulations ou à la non disponibilité d'algorithmes efficaces pour les résoudre. En effet, chaque type de problème d'optimisation nécessite des algorithmes spécifiques pour les traiter et, en leur absence ou pour s'éviter un effort de programmation, il est avantageux de changer de formulation.

Cette section présente donc les transformations possibles en soulignant leurs inconvénients, à savoir une difficulté de mise en œuvre, un temps de calcul supérieur ou une perte de la diversité des solutions.

II.4.1. Transformation des contraintes en pénalités

La première transformation communément utilisée est faite pour traiter les contraintes. Les méthodes de résolution des problèmes d'optimisation contraints sans modification, sont peu utilisées dans la conception des machines électriques. Ce sont les méthodes primales telles que le changement de variables (Poloujadoff *et al.*, 1994), les directions réalisables, le gradient projeté et les méthodes de linéarisation dont une description peut être trouvée dans (Minoux, 1983).

Dans le cas général des contraintes non linéaires, une fonction dite de pénalité est ajoutée à la fonction objectif lorsque que cette dernière est unique. Cette méthode est dite duale (Minoux, 1983). Nous verrons un peu plus tard qu'il existe une transformation proposée récemment (Cai *et al.*, 2006,) bien adaptée aux objectifs multiples.

Il existe principalement deux types de fonction pénalité : Les pénalités extérieures et les pénalités intérieures (Fiacco *et al.*, 1968). Le premier est le plus simple à mettre en œuvre et incrémente la fonction objectif par un terme non nul représentant la somme des dépassements pour les contraintes inégalités et la somme des écarts pour les contraintes égalités. Ainsi, le problème d'optimisation (II.7) se transforme en une suite de problèmes sans contraintes dont le temps total de résolution est supérieur :

$$\min f(X) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \max^2[0, g_i(X)] + \sum_{i=1}^m \beta_i \cdot h_i^2(X) \quad (\text{II.9})$$

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in S$$

où α et β sont les coefficients de pénalité et permettent également de ramener les différentes contraintes au même ordre de grandeur que celui de la fonction objectif. Initialement, leurs valeurs sont faibles, ce qui conduit l'algorithme de résolution vers une solution temporaire ne respectant pas les contraintes. A chaque itération, i.e. résolution d'une optimisation sans contrainte, les coefficients de pénalité sont multipliés par une valeur supérieure à l'unité, typiquement 10, rendant le terme des pénalités plus grand et forçant ainsi l'algorithme à réduire les dépassements et écarts des contraintes. L'augmentation progressive des

coefficients de pénalité assure une convergence à chaque itération. La solution du problème avec contraintes est trouvée lorsque le coefficient de pénalité tend vers l'infini.

Cette transformation est simple à mettre en œuvre car les termes de pénalité sont définis et continus sur tout l'espace de recherche. De plus, les algorithmes utilisant les dérivées de la fonction objectif (décrits en partie IV) ne sont pas mis en difficulté car le terme de pénalité est continu et à dérivée première continue si c'est le cas des fonctions contraintes.

La figure II.3 illustre la méthode des pénalités extérieures pour $f(x) = \cos(x)$ avec $0 \leq x \leq 2$ et $g(x) = x - 1$.

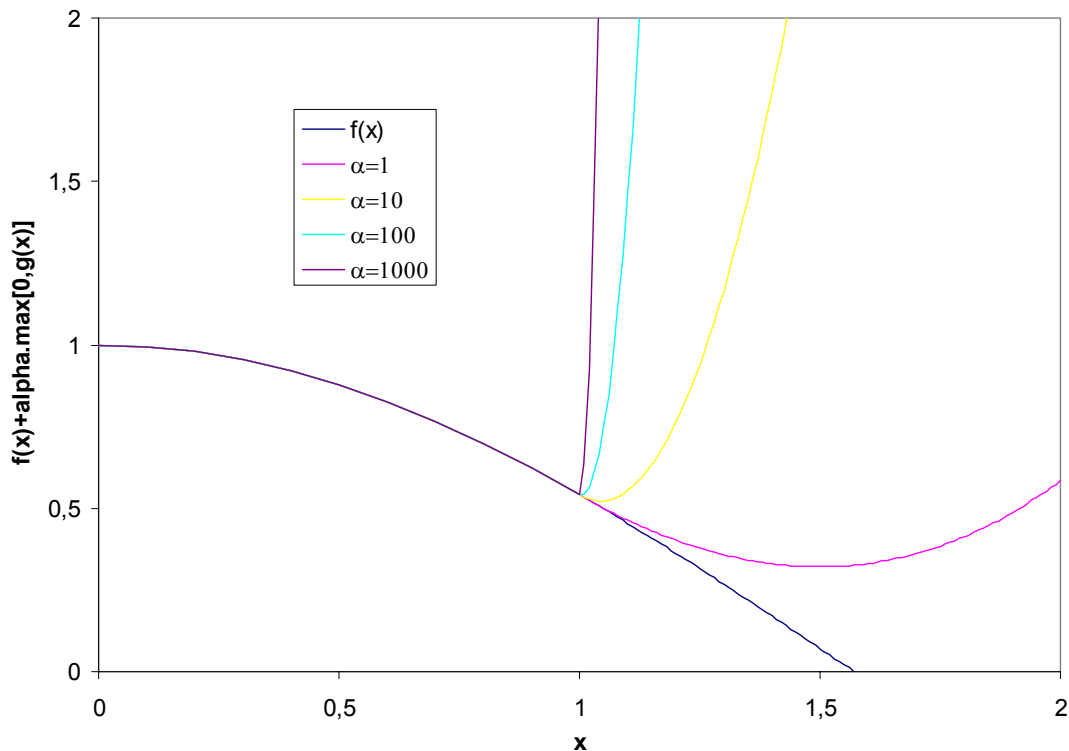


Fig. II.3. Modification de la fonction objectif par ajout de la pénalité extérieure

Le tableau II.1 donne pour chaque itération, la valeur de α , le minimum de la fonction objectif avec ajout de la pénalité extérieure et le dépassement de la contrainte.

Tableau II.1. Minimum de la fonction objectif avec pénalité extérieure à chaque itération

itération	coefficient de pénalité	$\max [0, g(x)]$	minimum
1	1	0.4987	1.4987
2	10	0.0432	1.0432
3	100	0.0042	1.0042
4	1000	0.0004	1.0004
∞	∞	0.0	1.0

On constate que la solution optimale est approchée par une suite de solutions temporaires qui ne respectent pas les contraintes. Si une des contraintes est utilisée pour se prémunir d'une erreur fatale lors de l'utilisation du modèle alors l'optimisation sera interrompue. C'est pour éviter ce désagrément que les pénalités intérieures sont utilisées. De par son expression, la pénalité intérieure n'est utilisée que pour les contraintes inégalités :

$$\min f(X) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \cdot \frac{-1}{g_i(X)} \quad (\text{II.10})$$

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in S$$

Elle n'est ni continue, ni définie sur tout l'espace de recherche, ce qui complique sa mise en œuvre. En effet, en se rapprochant de la limite de faisabilité de l'espace de recherche, la pénalité tend vers l'infini. La fonction de pénalité n'est pas définie pour une contrainte active, i.e. $g_i(X) = 0$. De plus, si la contrainte n'est pas respectée, la valeur de la fonction contrainte est positive et la pénalité est négative, ce qui n'a pas de sens pour une minimisation. Les algorithmes d'optimisation doivent donc être immunisés contre ces sources de perturbations, ce qui requiert un plus grand effort lors de la programmation. En pratique, la pénalité intérieure n'est utilisée que pour les contraintes critiques, i.e. servant à se prémunir d'une erreur fatale du modèle, et en prenant soin de l'exprimer explicitement en fonction des variables d'optimisation. Ainsi, une combinaison des pénalités intérieures et extérieures est utilisée.

La figure II.4 illustre la méthode des pénalités intérieures pour $f(x) = \cos(x)$ avec $0 \leq x \leq 2$ et $g(x) = x - 1$. Le coefficient de pénalité est initialement grand pour diminuer à chaque itération en divisant sa valeur par 10. La diminution progressive des coefficients de pénalité assure une convergence à chaque itération. La solution du problème avec contraintes est trouvée lorsque le coefficient de pénalité tend vers zéro.

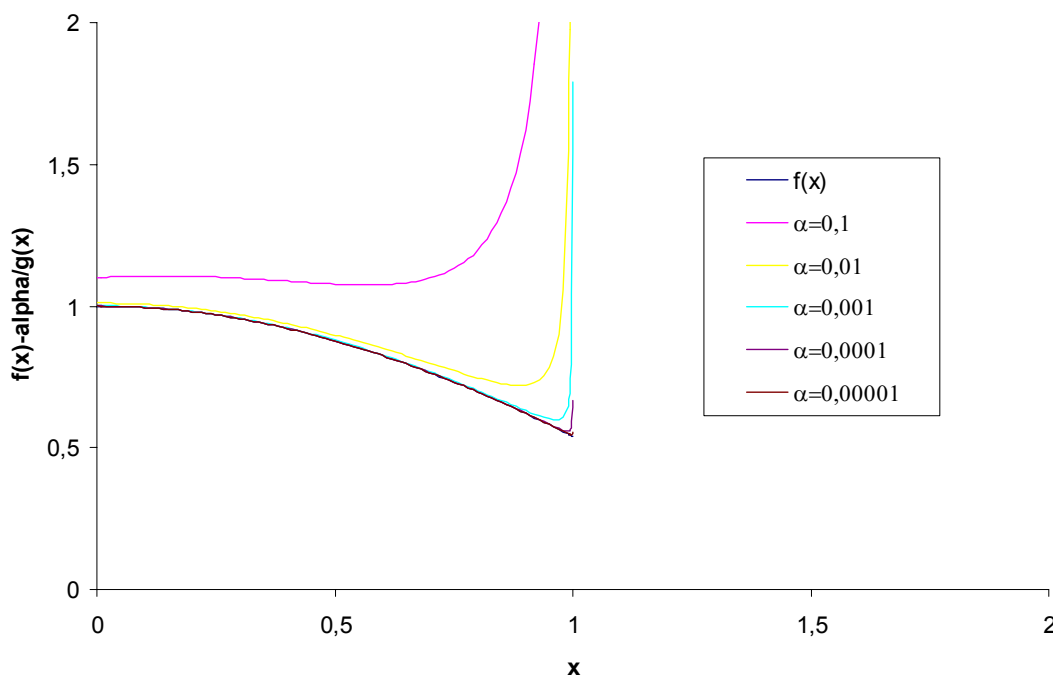


Fig. II.4. Modification de la fonction objectif par ajout de la pénalité intérieure

Le tableau II.2 donne pour chaque itération, la valeur de α , le minimum de la fonction objectif avec ajout de la pénalité extérieure et la valeur de la pénalité.

Tableau II.2. Minimum de la fonction objectif avec pénalité intérieure à chaque itération

itération	coefficient de pénalité	$-\alpha/g(x)$	minimum
1	0.1	0.2322	0.5693
2	0.01	0.0880	0.8864
3	0.001	0.0287	0.9651
4	0.0001	0.0091	0.9891
5	0.00001	0.0029	0.9966
∞	0	0.0	1.0

On constate que la solution optimale est approchée par une suite de solutions temporaires qui respectent les contraintes.

En conclusion, les méthodes des pénalités offrent l'avantage de la simplicité et sont applicables à tout algorithme d'optimisation. Les pénalités intérieures, bien que plus délicates à mettre en œuvre, sont complémentaires aux pénalités extérieures pour la prise en compte des contraintes critiques dont le non respect entraînerait un arrêt involontaire du processus d'optimisation. Dans les deux cas, la transformation d'un problème d'optimisation avec contraintes en une série de problèmes sans contraintes s'accompagne d'un temps de calcul accru.

Un point faible des méthodes des pénalités, ce sont les coefficients de pénalité : Ils évoluent tous de manière identique et selon un schéma pré-établi. Une grande précision sur une contrainte entraînera un temps de calcul prohibitif, obligeant le concepteur à se contenter d'une solution approchée.

II.4.2. Prise en compte des contraintes par le Lagrangien

L'idée des multiplicateurs de Lagrange (Minoux, 1983) est de disposer de coefficients dont les valeurs s'adaptent à la situation rencontrée lors de l'optimisation. A proximité de l'optimum, chaque coefficient appelé multiplicateur de Lagrange, est égal au ratio de la variation de la contrainte considérée sur celle de la fonction objectif. Pour bien comprendre ce qui fait la puissance de cette approche, quelques développements mathématiques (Venkataraman, 2002) sont nécessaires.

Pour commencer, considérons un problème d'optimisation sans contraintes (II.1) et à variables continues (II.2) et notons X^* le minimum unique de la fonction objectif. Pour un déplacement ΔX quelconque et son opposé, la relation suivante est vérifiée :

$$\begin{aligned} \forall \Delta X \in \mathbb{R}^n, f(X^* \pm \Delta X) &> f(X^*) \\ \Leftrightarrow \begin{cases} \Delta f^+ = f(X^* + \Delta X) - f(X^*) > 0 \\ \Delta f^- = f(X^* - \Delta X) - f(X^*) > 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (\text{II.11})$$

Le développement de Taylor de $f(X)$ au premier ordre est :

$$\begin{aligned} f(X^* \pm \Delta X) &= f(X^*) \pm \nabla f(X^*) \cdot \Delta X + o(\Delta X^2) \\ \Leftrightarrow \begin{cases} \Delta f^+ = \nabla f(X^*) \cdot \Delta X + o(\Delta X^2) \\ \Delta f^- = -\nabla f(X^*) \cdot \Delta X + o(\Delta X^2) \end{cases} \end{aligned} \quad (\text{II.12})$$

Pour ΔX faible, $o(\Delta X^2)$ est très petit et la relation (II.11) ne peut être vérifiée que si le gradient $\nabla f(X^*)$ est nul au point optimal. Il s'agit de la condition d'optimalité sans contrainte du premier ordre. Elle est nécessaire mais non suffisante. La condition suffisante d'optimalité sans contrainte est établie avec le développement de Taylor au second ordre :

$$\begin{aligned} f(X^* + \Delta X) &= f(X^*) + \nabla f(X^*) \cdot \Delta X + \frac{1}{2} \Delta X^t \cdot \nabla^2 f(X^*) \cdot \Delta X + o(\Delta X^3) \\ \Leftrightarrow \Delta f^+ &= \frac{1}{2} \Delta X^t \cdot \nabla^2 f(X^*) \cdot \Delta X + o(\Delta X^3) > 0 \end{aligned} \quad (\text{II.13})$$

Pour ΔX faible, $o(\Delta X^3)$ est très petit et la relation (II.13) ne peut être vérifiée que si le hessien $\nabla^2 f(X^*)$ est défini positif au point optimal. Il s'agit de la condition d'optimalité sans contrainte du second ordre qui est suffisante mais ne permet pas de trouver X^* .

Pour rappel, les expressions du gradient et du hessien sont :

$$X = \begin{Bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{Bmatrix} \quad \nabla f = \begin{Bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{Bmatrix} \quad \nabla^2 f = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix} \quad (\text{II.14})$$

On voit ici apparaître une équivalence entre minimisation et résolution d'un système d'équations. Dans ce cas, les n équations sont les composantes du gradient de la fonction objectif et le jacobien J du système d'équations est le hessien de la fonction objectif :

$$\nabla f(X^*) = \begin{Bmatrix} \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_n} \end{Bmatrix} = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \begin{cases} f_1(X^*) = \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_1} = 0 \\ f_2(X^*) = \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_2} = 0 \\ \vdots \\ f_n(X^*) = \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_n} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix} = \nabla^2 f \quad (\text{II.16})$$

En présence de contraintes égalités, le Lagrangien est obtenu par ajout d'une combinaison linéaire des contraintes à la fonction objectif. Il ne s'agit pas d'une technique de substitution telles que les pénalités mais d'un problème d'optimisation dit augmenté puisque de nouvelles

variables, les coefficients de Lagrange, viennent augmenter le nombre d'inconnues. Le problème d'optimisation augmenté est formulé par :

$$\begin{aligned} \min L(X, \Lambda) &= f(X) + \sum_{k=1}^m \lambda_k \cdot h_k(X) \\ \text{soumis à : } h_k(X) &= 0 \quad k = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (\text{II.17})$$

La condition d'optimalité du premier ordre appliquée au Lagrangien permet de trouver une solution aux $n + m$ inconnues qui sont respectivement $x_{i=1, \dots, n}^*$ et $\lambda_{k=1, \dots, m}^*$:

$$\begin{aligned} \nabla L(X^*, \Lambda^*) &= \nabla f(X^*) + \sum_{k=1}^m \lambda_k^* \cdot \nabla h_k(X^*) = 0 \\ \Leftrightarrow \begin{cases} \frac{\partial L(X^*, \Lambda^*)}{\partial x_i} = \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_i} + \sum_{k=1}^m \lambda_k^* \cdot \frac{\partial h_k(X^*)}{\partial x_i} = 0 & i = 1, \dots, n \\ \frac{\partial L(X^*, \Lambda^*)}{\partial \lambda_k} = h_k(X^*) = 0 & k = 1, \dots, m \end{cases} \end{aligned} \quad (\text{II.18})$$

Il s'agit d'un système de $n + m$ équations non linéaires à $n + m$ inconnues, ce qui permet de trouver une solution unique.

Dans le cas d'un problème comportant uniquement des contraintes inégalités, on se ramène à un problème avec des contraintes égalités par l'ajout d'un terme positif ou nul :

$$g_k(X) \leq 0 \quad \Leftrightarrow \quad g_k(X) + z_k^2 = 0 \quad k = 1, \dots, l \quad (\text{II.19})$$

Le problème d'optimisation augmenté est ainsi formulé par :

$$\begin{aligned} \min L(X, B, Z) &= f(X) + \sum_{k=1}^l \beta_k \cdot [g_k(X) + z_k^2] \\ \text{soumis à : } g_k(X) + z_k^2 &= 0 \quad k = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (\text{II.20})$$

La condition d'optimalité du premier ordre appliquée au Lagrangien permet de trouver une solution aux $n + l + l$ inconnues qui sont respectivement $x_{i=1, \dots, n}^*$, $\beta_{k=1, \dots, l}^*$ et $z_{k=1, \dots, l}^*$:

$$\begin{aligned} \nabla L(X^*, B^*, Z^*) &= \nabla f(X^*) + \sum_{k=1}^l \beta_k^* \cdot \nabla g_k(X^*) = 0 \\ \Leftrightarrow \begin{cases} \frac{\partial L(X^*, B^*, Z^*)}{\partial x_i} = \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_i} + \sum_{k=1}^l \beta_k^* \cdot \frac{\partial g_k(X^*)}{\partial x_i} = 0 & i = 1, \dots, n \\ \frac{\partial L(X^*, B^*, Z^*)}{\partial \beta_k} = g_k(X^*) + z_k^{*2} = 0 & k = 1, \dots, l \\ \frac{\partial L(X^*, B^*, Z^*)}{\partial z_k} = 2 \cdot \beta_k^* \cdot z_k^* = 0 & k = 1, \dots, l \end{cases} \end{aligned} \quad (\text{II.21})$$

Les $l + l$ équations peuvent se mettre sous la forme suivante dans laquelle les l inconnues $z_{k=1, \dots, l}^*$ disparaissent :

$$\begin{cases} g_k(X^*) + z_k^{*2} = 0 \\ 2 \cdot \beta_k^* \cdot z_k^* = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} g_k(X^*) + z_k^{*2} = 0 \\ \beta_k^* \cdot z_k^{*2} = 0 \end{cases} \Rightarrow \beta_k^* \cdot g_k(X^*) = 0 \quad (\text{II.22})$$

Pour chacune des l équations (II.22), deux cas peuvent se produire :

$$\beta_k^* \cdot g_k(X^*) = 0 \Leftrightarrow \begin{cases} \beta_k^* = 0 \text{ ou} \\ g_k(X^*) = 0 \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

Dans le deuxième cas, la contrainte inégalité sera dite active et traitée comme une contrainte égalité. Ceci explique la grande précision avec laquelle la contrainte est respectée. Dans le premier cas, la contrainte est inactive et le coefficient de Lagrange est nul.

Au final, on obtient 2^l systèmes de $n + l$ équations pour lesquels il faudra s'assurer que les $n + l$ solutions trouvées vérifient :

$$\begin{cases} \text{si } \beta_k^* = 0 \text{ alors } g_k(X^*) < 0 \\ \text{si } g_k(X^*) = 0 \text{ alors } \beta_k^* > 0 \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

Parmi toutes solutions respectant (II.24), celle dont la valeur de la fonction objectif est la plus petite est la solution optimale. En présence de contraintes égalités et inégalités, les 2^l systèmes de $n + m + l$ équations permettent de trouver une solution aux $n + m + l$ inconnues qui sont respectivement $x_{i=1,\dots,n}^*$, $\lambda_{k=1,\dots,m}^*$ et $\beta_{k=1,\dots,l}^*$:

$$\begin{cases} \frac{\partial f(X^*)}{\partial x_i} + \sum_{k=1}^m \lambda_k^* \cdot \frac{\partial h_k(X^*)}{\partial x_i} + \sum_{k=1}^l \beta_k^* \cdot \frac{\partial g_k(X^*)}{\partial x_i} = 0 & i = 1, \dots, n \\ h_k(X^*) = 0 & k = 1, \dots, m \\ \begin{cases} \text{si } \beta_k^* = 0 \text{ alors } g_k(X^*) < 0 \\ \text{si } g_k(X^*) = 0 \text{ alors } \beta_k^* > 0 \end{cases} & k = 1, \dots, l \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

L'équation (II.25) met en évidence la supériorité des multiplicateurs de Lagrange vis-à-vis des pénalités. En effet, dès que l'optimum se trouve sur la limite de faisabilité alors une ou plusieurs contraintes sont actives, i.e. $\exists k \in 1, \dots, l / g_k(X^*) = 0$. Ce cas étant explicitement pris en compte dans l'un des 2^l systèmes de $n + l$ équations, la localisation de l'optimum sur la limite du domaine de faisabilité se fait avec une grande précision.

La figure II.4 donne une interprétation géométrique de la première condition d'optimalité en présence de contraintes inégalités. Le gradient de la fonction objectif (en orange) est une direction d'augmentation maximale de la fonction objectif dont les lignes isovaleurs sont dessinées sur la figure. Deux contraintes inégalités sont présentes et actives au point optimal. Le gradient de chaque contrainte est dessiné de la même couleur que la limite de faisabilité définie par la contrainte. Sa direction est normale à la limite de faisabilité et son sens est vers l'extérieur du domaine de faisabilité car la contrainte devant être négative, un accroissement de sa valeur se traduit par une sortie du domaine de faisabilité dès lors que la contrainte est

active. On voit bien qu'il est possible de trouver deux coefficients β_1^*, β_2^* positifs tels que $\nabla f(X^*) + \beta_1^* \cdot \nabla g_1(X^*) + \beta_2^* \cdot \nabla g_2(X^*) = 0$.

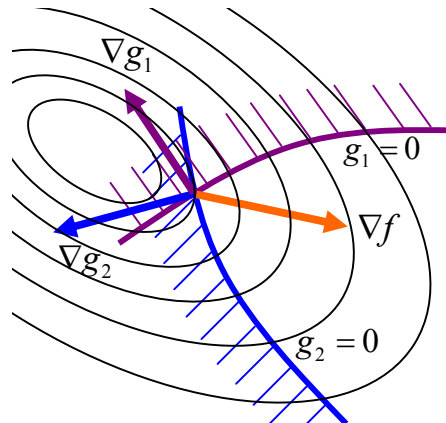


Fig II.4. Interprétation géométrique de la première condition d'optimalité en présence de contraintes inégalités

II.4.3. Optimum de Pareto, dominance et front

Un optimum de Pareto (http://fr.wikipedia.org/wiki/Optimum_de_Pareto) est un état dans lequel on ne peut pas améliorer le bien-être d'un individu sans détériorer celui d'un autre. Vilfredo Pareto (1848-1923) était philosophe et économiste, ce qui explique cette définition.

Dans le contexte de l'optimisation, un optimum de Pareto est une solution pour laquelle il n'est pas possible de diminuer une des fonctions objectifs sans en augmenter une autre. Ainsi, il n'y a pas un optimum de Pareto unique mais une infinité, à moins que toutes les variables soient discrètes. Notons que le point minimisant une des fonctions objectifs sans considérer les autres est également un optimum de Pareto bien que ce point ne réalise aucunement un compromis entre les objectifs.

Une formulation mathématique traduisant l'optimalité de Pareto est proposée par (Baumgartner *et al.*, 2004). La figure II.5 montre une interprétation géométrique de l'optimum de Pareto dans le cas d'une optimisation à trois objectifs et sans contraintes. Les lignes isovaleurs de chaque fonction objectif sont tracées avec une couleur différente et il en est de même pour le gradient. Dans le cas d'une solution non Pareto optimale, notée X , il n'est pas possible de trouver deux coefficients p_1, p_2 positifs avec $p_1 + p_2 < 1$ tels que $p_1 \cdot \nabla f_1(X) + p_2 \cdot \nabla f_2(X) + [1 - (p_1 + p_2)] \cdot \nabla f_3(X) = 0$ alors que c'est possible au point X^* qui est un optimum de Pareto.

Si aucune information sur les dérivées des fonctions objectifs n'est disponible, il n'est pas possible de vérifier la condition d'optimalité de Pareto. Néanmoins, il est possible de comparer deux solutions entre-elles et par extension un ensemble fini de solutions.

La dominance au sens de Pareto permet de comparer les solutions deux à deux pour établir, le cas échéant, si une solution est meilleure que l'autre. Soient X_1 et X_2 deux solutions faisables dans l'espace de recherche, on dit que X_1 domine X_2 si et seulement si :

$$\forall i \in \{1, \dots, p\} \quad f_i(X_1) \leq f_i(X_2) \quad \text{et} \quad \exists j \in \{1, \dots, p\} \quad / \quad f_j(X_1) < f_j(X_2) \quad (\text{II.26})$$

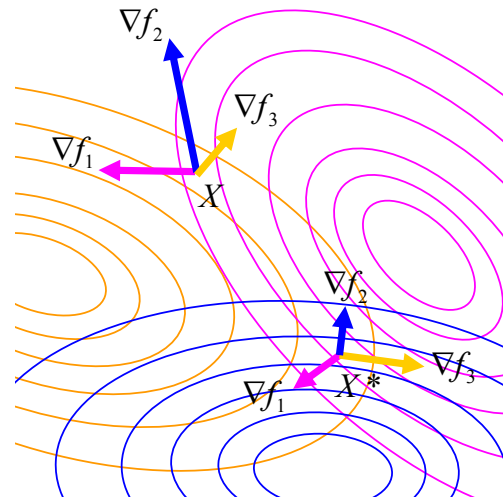


Fig II.5. Interprétation géométrique de l'optimum de Pareto

En se plaçant dans l'espace des objectifs de dimension p , dans lequel les coordonnées d'une solution sont les valeurs des fonctions objectifs, il est aisé de déterminer l'espace des solutions dominées par une solution ou dominant cette même solution. Le reste de l'espace de recherche correspond à des solutions sans relation de domination (fig. II.6), dites non dominées.

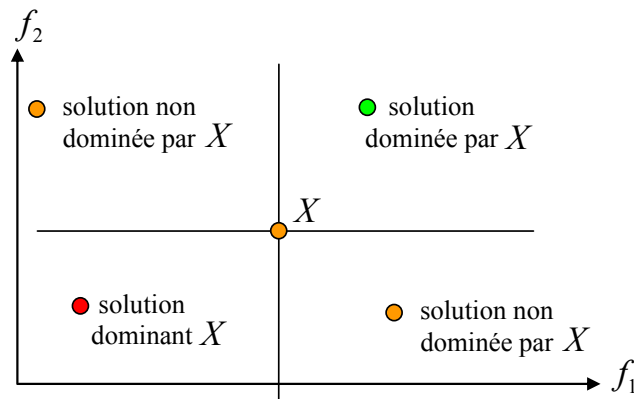


Fig II.6. Dominance au sens de Pareto dans l'espace des objectifs

L'ensemble des solutions non dominées, dites Pareto optimales, constitue le front de Pareto. Ce front est de dimension $p - 1$ et chacune de ses extrémités correspond à une solution minimisant un objectif unique sans réaliser de compromis avec les autres objectifs (fig. II.7).

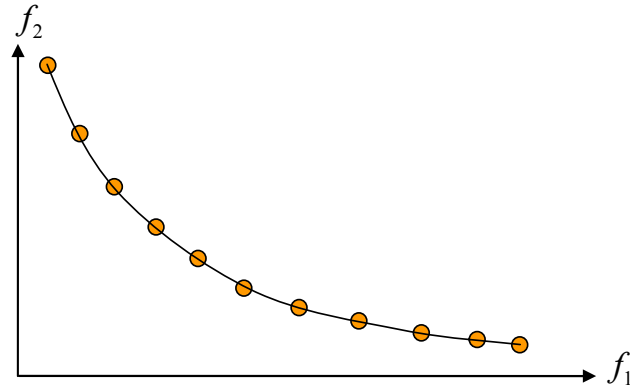


Fig II.7. Front de Pareto dans l'espace des objectifs

II.4.4. Réduction des objectifs

Les algorithmes capables de résoudre des problèmes à objectifs multiples ne sont apparus que récemment et certains se refusent à les utiliser, notamment en raison de leur nature stochastique. Les techniques de réduction des objectifs proposent de transformer un problème d'optimisation multi-objectif en un problème ou un ensemble de problèmes mono-objectifs.

Lorsqu'un gros travail amont est fourni pour analyser les différents objectifs et modéliser le processus de décision afin d'aboutir à l'expression d'une fonction objectif unique, on parle de méthode d'optimisation *a priori* car les éléments permettant de réduire les objectifs sont décidés avant l'optimisation (Colette *et al.*, 2002) (Roudenko, 2004). Il se peut que, suite à l'analyse des résultats obtenus, une nouvelle expression de la fonction objectif unique soit formulée et testée. Si le nombre de formulations testées est faible et déterminé avant de lancer l'optimisation, on reste dans le cas des méthodes dites *a priori*. Par contre, si le but de l'optimisation multi-objectif est de fournir un ensemble de solutions ayant la meilleure répartition possible et décrivant la totalité du front de Pareto, alors on dira que la méthode d'optimisation multi-objectif est *a posteriori*. Ces dernières seront présentées en section IV.

Une première technique (Zadeh, 1963) est de minimiser une somme pondérée des objectifs. Ainsi, le problème (II.8) devient :

$$\begin{aligned} \min f(X) &= p_1 \cdot f_1(X) + \dots + p_{p-1} \cdot f_{p-1}(X) + \left(1 - \sum_{i=1}^{p-1} p_i\right) \cdot f_p(X) \\ X &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in S \\ \text{soumis à :} & \\ g_i(X) &\leq 0 \quad i = 1, \dots, l \\ h_i(X) &= 0 \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \tag{II.27}$$

Le choix des coefficients de pondération $p_{i=1, \dots, p-1} \geq 0$ avec $\sum_{i=1}^{p-1} p_i \leq 1$ est généralement délicat et subjectif. Parfois, le choix est facilité par l'usage d'une unité commune aux différents objectifs. Par exemple, pour un équipement électrique le prix de fabrication et l'efficacité énergétique sont antagonistes. L'utilisation du coût de possession comme objectif

unique permet de pondérer les deux objectifs avec le prix du kWh. Cette approche est vite limitée car, dans un contexte commercial, il est rare qu'un client sache ou communique le poids qu'il attribue aux différents objectifs.

Le choix de la notation de ces coefficients n'est pas fortuit et souligne la similitude avec la formulation mathématique traduisant l'optimalité de Pareto. A chaque valeur des coefficients de pondération correspondra un optimum de Pareto et il est alors possible d'obtenir autant de solutions optimales que désirées. La figure II.8 illustre la construction du front de Pareto par la technique de pondération des objectifs, les coefficients de pondération variant pour décrire un ensemble de solutions Pareto suffisamment différentes. Lorsque $p_1 = 1$, la fonction objectif f_1 est minimisée et le point en haut à gauche est obtenu (fig. II.8). Pour $p_1 = 0$, la fonction objectif f_2 est minimisée et le point en bas à droite est trouvé (fig. II.8). Pour une valeur intermédiaire $0 < p_1 < 1$, le point obtenu correspond à l'intersection de la tangente de pente $p_1/(p_1 - 1)$ avec le front de Pareto (fig. II.8). Ainsi, il apparaît que seul un front de Pareto convexe peut être découvert dans son intégralité par cette technique comme cela est souvent mentionné (Jin *et al.*, 2001) (Kim *et al.*, 2005). De plus, la répartition des points sur le front de Pareto ne sera pas uniforme mais dépendante de la forme du front.

Une seconde technique (Marglin, 1967) consiste à transformer tous les objectifs sauf un, par exemple le dernier, en contraintes. Le but de l'optimisation est alors de minimiser un objectif en particulier tout en maintenant les autres objectifs en dessous des valeurs maximales autorisées. Le concepteur aura la tâche de fixer les $p - 1$ valeurs maximales autorisées $f_{i=1,\dots,p-1}^{\max}$, ce qui pourrait être plus facile ou plus physique que de fixer les $p - 1$ coefficients de pondération de (II.27). Ainsi, le problème (II.8) devient :

$$\begin{aligned}
 & \min f_p(X) \\
 & X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in S \\
 & \text{soumis à :} \\
 & g_i(X) \leq 0 \quad i = 1, \dots, l + p - 1 \\
 & g_{l+i}(X) = f_i(X) - f_i^{\max} \quad i = 1, \dots, p - 1 \\
 & h_i(X) = 0 \quad i = 1, \dots, m
 \end{aligned} \tag{II.28}$$

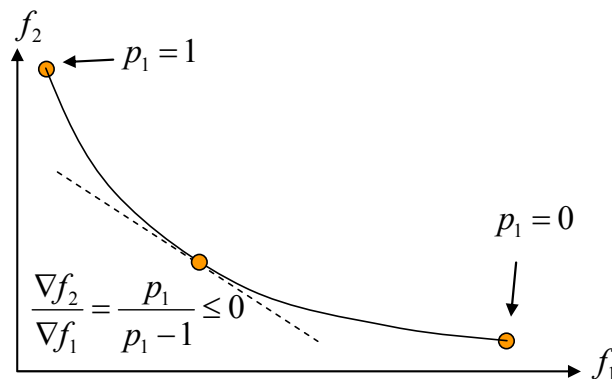


Fig II.8. Découverte du front de Pareto par pondération variable des objectifs

La figure II.9 illustre la découverte du front de Pareto par transformation des objectifs en contraintes à valeur variable. Le nombre d'objectif étant égal à deux, c'est le premier objectif qui est transformé en contrainte. L'extrémité droite du front de Pareto correspond à une non variation de la solution trouvée alors que la valeur de la contrainte augmente. Celle de gauche correspond à la dernière solution faisable trouvée en diminuant la valeur de f_1^{\max} .

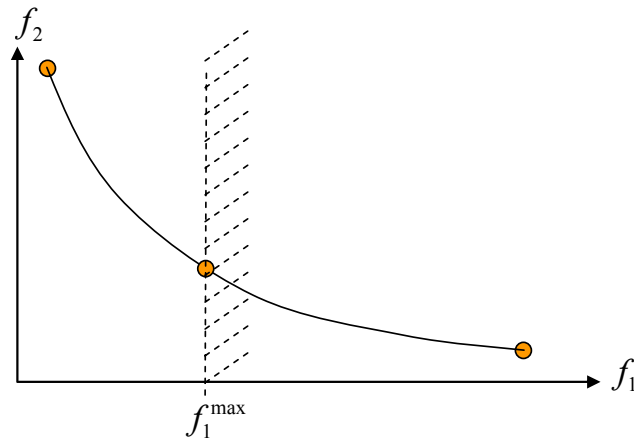


Fig II.9. Découverte du front de Pareto par contrainte à valeur variable

D'autres variantes sont possibles comme la minimisation par une formulation en moindres carrés de l'écart (II.29) entre chaque objectif et sa valeur cible ou encore la minimisation du maximum des écarts (II.30) (Liuzzi *et al.*, 2003) (Colette *et al.*, 2002) (Roudenko, 2004) :

$$\min f(X) = \sum_{i=1}^p [f_p(X) - f_p^{obj}]^2 \quad (\text{II.29})$$

$$\min f(X) = \max_{i=1, \dots, p} |f_p(X) - f_p^{obj}| \quad (\text{II.30})$$

Les valeurs cibles des objectifs peuvent être les coordonnées du point idéal, définies dans l'espace des objectifs par les valeurs atteintes lors d'optimisation avec un seul des objectifs à la fois (fig. II.10). La figure II.10 montre les points obtenus par les deux formulations. Pour (II.29), le point obtenu est l'intersection entre le front de Pareto et le cercle tangent au front ayant comme centre le point objectif et un rayon minimal. Pour (II.30), le cercle est remplacé par un carré et le point obtenu sera différent.

Pour contourner la difficulté du choix des valeurs cibles, (Liuzzi *et al.*, 2003) proposent de modifier dynamiquement la valeur cible de chaque fonction objectif en la remplaçant par son minimum connu ou trouvé à l'itération précédente. Il est également possible d'utiliser une somme pondérée des objectifs où chaque poids serait l'inverse du minimum de l'objectif concerné, réactualisé dynamiquement.

Plus récemment, une technique capable, d'une part, d'obtenir une répartition uniforme des points trouvés sur le front de Pareto et, d'autre part, de trouver un front de Pareto concave a été proposée (Kim *et al.*, 2005). Elle combine les deux techniques, pondération et contrainte,

dans un algorithme adaptatif mesurant la distance euclidienne entre les points voisins du front de Pareto. Cette méthode d'optimisation multi-objectif est dite hybride tout comme la méthode de Corley (Colette *et al.*, 2002) qui utilise des contraintes pour limiter l'espace dans lequel la méthode des pondérations vient tangenter le front de Pareto.

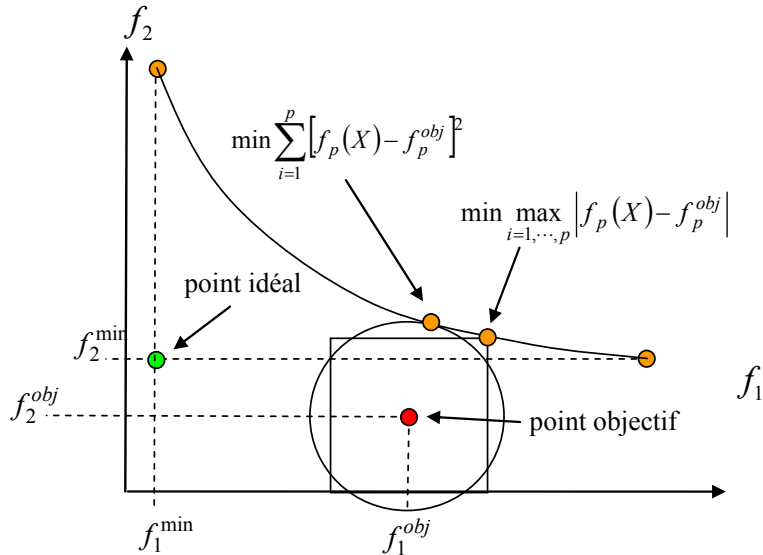


Fig II.10. Points trouvés par les autres formulations et point idéal

Une autre méthode, dite du but à atteindre (*goal attainment*), consiste à trouver le point du front de Pareto le plus proche d'un point objectif selon une direction donnée par un vecteur p (fig. II.11) (Colette *et al.*, 2002). La formulation est la suivante :

$$\begin{aligned}
 & \min \lambda \\
 & X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in S \\
 & \text{soumis à :} \\
 & g_i(X) \leq 0 \quad i = 1, \dots, l + p \\
 & g_{l+i}(X) = f_i(X) - p_i \cdot \lambda - f_i^{obj} \quad i = 1, \dots, p \\
 & h_i(X) = 0 \quad i = 1, \dots, m
 \end{aligned} \tag{II.31}$$

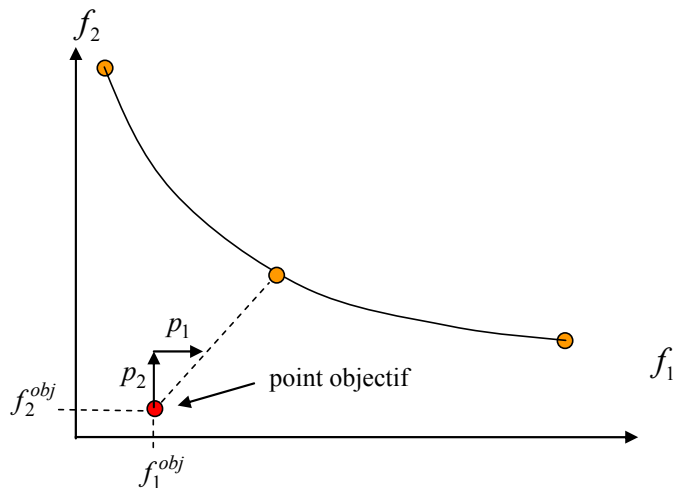


Fig II.11. Point trouvé par la méthode du but à atteindre

En choisissant le point idéal comme point objectif et une direction de recherche dont les valeurs sont positives ou nulles, on a la certitude de trouver un point du front de Pareto, même s'il se trouve sur une partie non convexe. Cependant, la répartition des points sur le front ne sera pas uniforme et peut présenter des discontinuités dans certains cas extrêmes (Colette *et al.*, 2002).

II.4.5. Transformation des pénalités en objectif

Au cours de la dernière décennie, des algorithmes capables de résoudre efficacement des problèmes d'optimisation avec des objectifs multiples sont apparus et se diffusent rapidement dans les champs applicatifs, notamment ceux de l'électromagnétique. Ceci ouvre des voies alternatives au traitement des contraintes. Une de celles-ci (Cai *et al.*, 2006) propose de traiter la fonction pénalité extérieure comme un objectif supplémentaire à minimiser au problème (II.8). Ainsi, le problème multi-objectif résultant comportera $p + 1$ objectifs et aucune contrainte :

$$\min F(X) = \begin{bmatrix} f_1(X) \\ \vdots \\ f_p(X) \\ C(X) = \sum_{i=1}^l \alpha_i \max^2[0, g_i(X)] + \sum_{i=1}^m \beta_i \cdot h_i^2(X) \end{bmatrix}$$

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

$$X \in S$$
(II.32)

La figure II.12 illustre cette approche pour une fonction objectif unique. Le front de Pareto est tracé dans le graphe avec la fonction objectif en ordonnée et la fonction pénalité en abscisse. Les solutions Pareto optimales faisables sont donc sur la partie verticale du front.

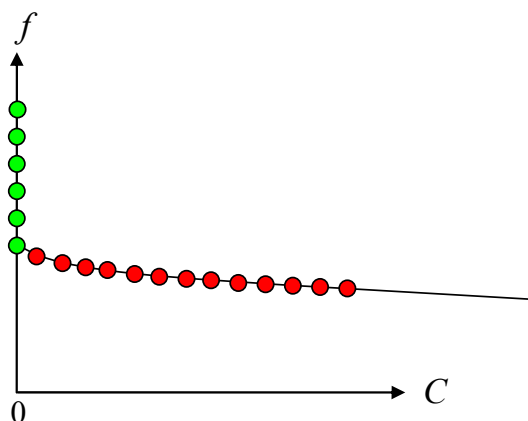


Fig II.12. Front de Pareto avec une fonction objectif et une fonction pénalité

Dans ce cas, le front de Pareto n'est pas convexe et seuls certains des algorithmes d'optimisation qui seront présentés en section IV sont capables de découvrir la totalité de sa partie verticale.

II.4.6. Récapitulatif des transformations

La figure II.13 dresse un récapitulatif des formulations et des transformations permettant d'en changer. Gardons à l'esprit que les transformations sont faites pour pallier au manque d'algorithme pour résoudre certaines formulations.

Il existe un nombre important de méthodes d'optimisation capables de résoudre les problèmes d'optimisation mono-objectif avec des contraintes en utilisant les multipliers de Lagrange. C'est le cas de nombreuses méthodes reposant sur des bases mathématiques mais également de méthodes évolutionnistes comme, par exemple, l'algorithme génétique présent dans Matlab¹. Ainsi, l'usage des pénalités est en régression tout comme l'ensemble des transformations permettant de supprimer les contraintes, c'est-à-dire les flèches orientées vers la gauche sur la figure II.13.

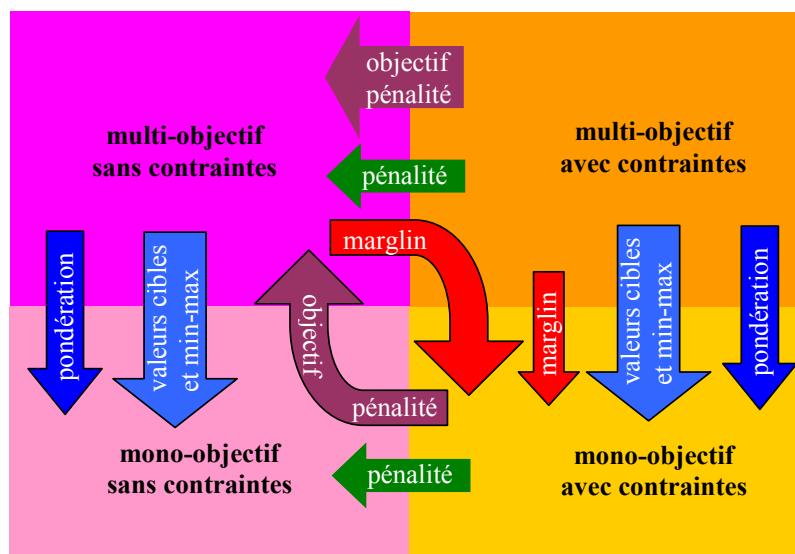


Fig II.13. Formulations et transformations

Les problèmes d'optimisation multi-objectif sont plus récents et peu d'algorithmes sont disponibles pour les résoudre, comme nous le verrons en section V. On remarque ainsi, sur la figure II.13, qu'il existe de nombreuses transformations pour passer d'un problème multi-objectif à un problème mono-objectif, c'est-à-dire des flèches vers le bas. Leurs performances semblent assez similaires ainsi le choix se fait en fonction des informations mises à disposition du concepteur.

Illustrons notre propos sur le cas de l'optimisation d'un moteur avec les objectifs de minimiser la masse et de maximiser le rendement, c'est-à-dire minimiser les pertes :

- Si le client est capable d'exprimer l'accroissement de masse auquel il consent par point de rendement gagné alors une transformation par pondération convient.
- Si le client peut donner les valeurs souhaitées pour le rendement et la masse alors les transformations par valeurs cibles et par min-max permettent de trouver des solutions proches dans l'espace des objectifs.

¹ « Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox », versions 2 et suivantes

- Si le client indique que son objectif prioritaire est de réduire la masse mais qu'il doit garantir un rendement supérieur ou égal à 93% alors la transformation de Marglin est appropriée.
- En l'absence d'information, une pondération avec des poids variables ou une transformation de Marglin avec des valeurs maximales admissibles variables permet de trouver le front de Pareto.
- S'il apparaît que le front de Pareto est en partie concave, une combinaison des deux transformations citées précédemment donne l'intégralité du front de Pareto et une construction progressive de ce dernier permet d'obtenir une répartition uniforme de ses points.

Enfin, la transformation des contraintes en objectif pénalité est bien adaptée pour l'utilisation des méthodes stochastiques d'optimisation multi-objectif avec contraintes. D'une part, la transformation par pénalité entraîne des problèmes de mise à l'échelle car le même terme pénalité est ajouté à toutes les fonctions objectifs, dont les ordres de grandeur sont différents. D'autre part, une méthode stochastique n'est pas gênée par le fait que le front de Pareto obtenu avec l'objectif pénalité soit non convexe.

III. Modèles utilisés en conception de machines électriques

L'orientation des modèles des machines électriques a une grande influence sur leur capacité à résoudre le problème inverse de conception. Ces aspects, ainsi que les différents types de modèle sont présentés dans cette section.

III.1. Orientation des modèles

Les modèles se distinguent suivant leur orientation et donc leur facilité à être utilisés pour résoudre des problèmes inverse ou direct (Fitan *et al.*, 2004) (Mester, 2007). On qualifie un modèle de direct, s'il fournit les performances du dispositif à partir de la connaissance de sa structure, de ses dimensions et de ses matériaux constitutifs (fig. III.1).

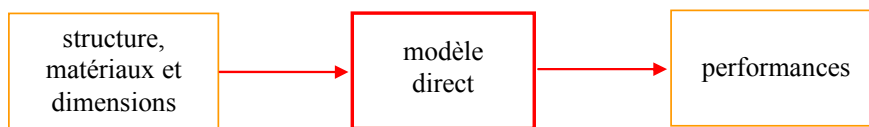


Fig III.1. Modèle direct

Ainsi, un modèle direct est un outil de simulation qui permet de travailler sur un prototype virtuel, ce qui réduit le temps nécessaire à l'obtention des caractéristiques. Les outils de CAO tels que les modèles éléments finis en font partie. La première lettre de l'acronyme correspond alors davantage au mot calcul que conception.

D'un point de vue mathématique, le modèle direct est caractérisé par sa capacité à fournir un résultat unique. Pour cela, le nombre d'équations et le nombre d'inconnues (variables) intervenant dans le modèle doivent être identiques.

Pour chaque entrée d'un modèle, une équation de type *variable = valeur* est ajoutée. En général, le nombre de variables décrivant la structure, les matériaux et les dimensions d'une machine électrique est bien supérieur au nombre de variables décrivant les performances. Ainsi, pour un modèle direct, un grand nombre d'équations est ajouté et la construction du modèle est complétée par autant d'équations qu'il reste de variables indéterminées¹.

A contrario, un modèle est dit inverse s'il est capable de fournir la structure, les dimensions et les matériaux constitutifs du dispositif à partir de la seule connaissance du cahier des charges constitué des caractéristiques ou performances souhaitées (fig. III.2).

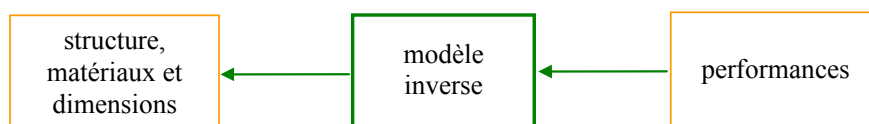


Fig III.2. Modèle inverse

¹ Afin de ne pas perdre la généralité de ce propos, le nombre de variables indéterminées est en fait le nombre total de variables moins le nombre d'équations.

On remarque donc qu'un modèle inverse opérant avec les mêmes variables et le même nombre d'équations que le modèle direct est sous déterminé car le nombre d'équations de type *variable = valeur* est inférieur à celui du modèle direct. Sa résolution est donc impossible dans l'état.

III.2. Problème inverse

Dans le contexte d'une conception, les performances souhaitées sont précisées dans le cahier des charges (CdC) alors que la structure, les matériaux et les dimensions sont à déterminer. On parle alors d'un problème inverse.

Aucun des deux modèles présentés précédemment ne peut être employé sans adaptation pour la résolution d'un problème inverse. En effet, le modèle direct n'est pas convenablement orienté et le modèle inverse n'a pas de solution unique.

Pour résoudre un problème inverse avec un modèle direct, la démarche itérative décrite dans le synoptique de la figure III.3 est employée. Un expert ou un algorithme d'optimisation soumet une structure, des matériaux et des dimensions au modèle direct, analyse les performances obtenues et en déduit une nouvelle solution jusqu'à temps que les performances calculées par le modèle direct convergent vers celles souhaitées.

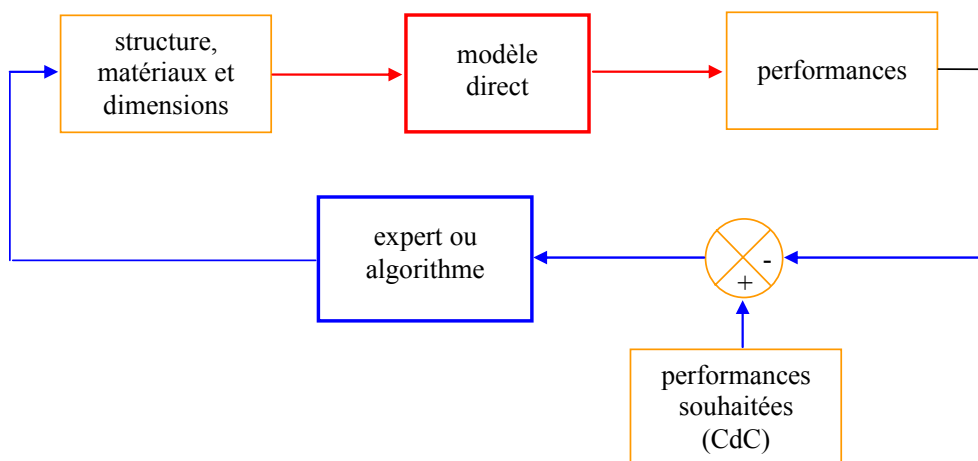


Fig III.3. Résolution d'un problème inverse avec un modèle direct

Pour résoudre un problème inverse avec un modèle inverse sous déterminé, trois stratégies sont possibles. La première stratégie consiste à analyser davantage les phénomènes physiques au sein du dispositif électrotechnique pour faire émerger autant d'équations qu'il reste de variables indéterminées. Par agrégation du modèle inverse sous déterminé et des nouvelles équations, un modèle inverse complètement déterminé est obtenu et conduit à une solution unique du problème inverse (fig. III.4).

Lorsque la démarche précédente n'est pas possible ou trop difficile, il est possible de compléter le modèle inverse sous déterminé avec un ensemble d'équations de type *variable = valeur* (fig. III.5). Dans ce cas, la structure, les matériaux et les dimensions dépendent des valeurs données, ce qui ne conduit pas à une solution unique au problème inverse.

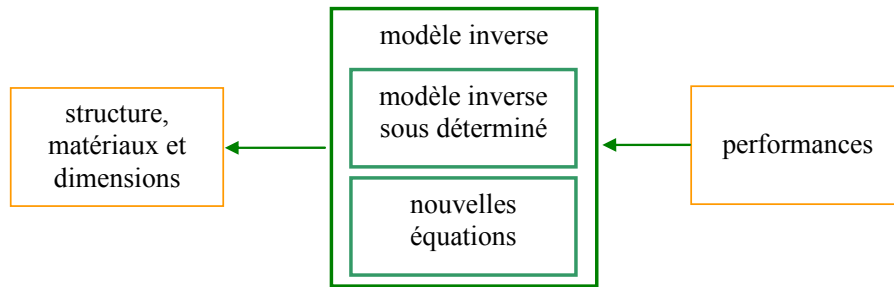


Fig III.4. Résolution d'un problème inverse avec un modèle inverse sous déterminé et de nouvelles équations

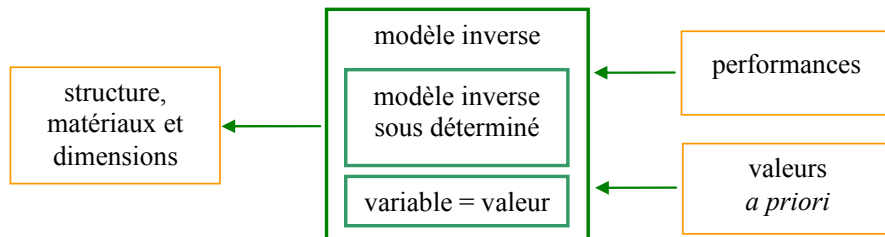


Fig III.5. Résolution d'un problème inverse avec un modèle inverse sous déterminé et des valeurs *a priori*

Pour s'assurer de l'unicité de la solution, il est possible de définir un critère d'optimalité et d'employer une méthode d'optimisation comme illustré en figure III.6. L'algorithme d'optimisation est encapsulé avec le modèle inverse sous déterminé pour former un modèle inverse. La résolution du problème inverse est itérative, contrairement à la stratégie de la figure III.4.

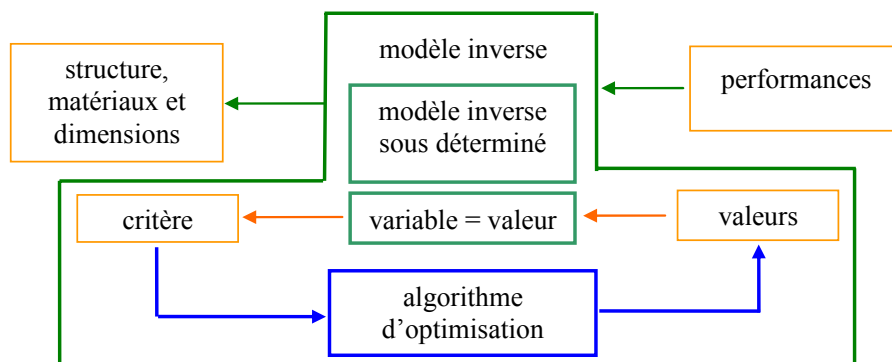


Fig III.6. Résolution d'un problème inverse avec un modèle inverse sous déterminé encapsulé avec un algorithme d'optimisation

Ainsi, les algorithmes d'optimisation sont utiles pour les deux orientations.

Dans les pages suivantes, les types de modèles utilisés pour la conception et l'optimisation des machines électriques sont présentés par difficulté de mise en œuvre croissante.

III.3. Les modèles analytiques

Les modèles analytiques sont caractérisés par leur facilité de mise en œuvre, leur malléabilité et la rapidité avec laquelle ils fournissent des résultats. Ils ont très souvent utilisés

lors des premières étapes du dimensionnement pour fournir une géométrie préliminaire ou comparer les performances respectives de différentes structures et technologies de machines.

De nombreux exemples se trouvent dans la littérature pour les transformateurs (Notelet *et al.*, 1998), les machines à courant continu (Notelet *et al.*, 1996), les alternateurs à pôles saillants (Notelet *et al.*, 1995), les machines à réluctance variable (Lee, 2000), les machines asynchrones alimentées par onduleur (Zhao *et al.*, 2000), etc. D'autres articles traitent en profondeur un phénomène et établissent des relations simplifiées qui pourront être intégrées dans des modèles complets (Foggia, TI) (Brauer *et al.*, 2000) (Ertan *et al.*, 2000) (Fujinami *et al.*, 2000) (Koh *et al.*, 2003) (Gieras *et al.*, 2002). Certains auteurs proposent une approche unifiée du dimensionnement et mettent en évidence les équations similaires entre les différentes technologies de machines électriques (Multon, 1996) (Nogarede, 2004). La tendance actuelle est au développement de modèles multi-physiques (Ragot *et al.*, 2006) (Biedinger *et al.*, 1998).

Les modèles pour la conception des machines électriques sont souvent construits par une démarche rationnelle qui se propose de décrire chaque phénomène (électrique, magnétique, thermique, mécanique, etc.) par des équations spécifiques. Parfois, des modèles ou équations empiriques sont utilisés là où la physique est trop complexe à décrire comme c'est le cas des pertes fer (Elleuch *et al.*, 2003) ou des échanges thermiques par convection (Glises, TI).

On voit ici qu'un modèle analytique offre l'avantage d'être facilement multi-physique et multidisciplinaire pourvu que les équations qui le composent traduisent des phénomènes d'origines diverses.

Si les modèles analytiques fournissent très rapidement un résultat, leur construction est *a contrario* très longue. D'une part, il faut une connaissance experte de la machine étudiée ainsi que de son application. D'autre part, un recalage des modèles passe par la construction de prototypes et des expérimentations dont la réalisation est longue. Le nombre de prototype à construire peut être réduit par l'utilisation de modèles plus fins comme ceux que nous décrirons par la suite.

La construction d'un modèle analytique dont les équations sont déduites des phénomènes physiques présents dans le dispositif électrotechnique et son recalage au moyen de prototypes présentent néanmoins l'intérêt de plonger le concepteur dans un cercle vertueux lui permettant d'atteindre l'excellence. Il en est de même des techniques d'optimisation qui peuvent pousser un modèle au-delà de ses limites de validité, ces dernières étant non explicites, et fournir des solutions inattendues dont l'analyse enrichira les connaissances du concepteur.

Pour réduire les coûts et délais d'une nouvelle conception, il semble judicieux d'utiliser un modèle analytique existant en l'adaptant à l'application et à la topologie du nouveau dispositif.

Malheureusement, certains freins s'opposent à une telle démarche tels que :

- l'opacité de certaines équations empiriques dont il n'est pas précisé les hypothèses d'application ni le moyen de les adapter à une autre application¹,

¹ Par exemple la relation liant la section d'un transformateur à la puissance apparente et la fréquence (section = constante $\cdot \sqrt{\text{puissance apparente}/\text{fréquence}}$) ou celle entre la puissance d'une machine tournante

- l'emploi de modèles empiriques pour prendre en compte des phénomènes liés à un autre champ disciplinaire alors qu'une approche multi-physique serait possible¹,
- la concaténation et la simplification d'équations dans le but d'en réduire le nombre, masquant ainsi les lois physiques associées²,
- le manque de documentation décrivant les lois associées à chaque équation, les hypothèses utilisées et les limites d'emploi³.

Ces choix ne sont pas délibérés mais résultent souvent des contraintes liées au support de diffusion du modèle ou à la technique employée pour résoudre le système d'équation. Dans de nombreux cas, la finalité des articles comportant ces modèles n'est pas d'en permettre la modification mais davantage leur utilisation rapide pour la conception et l'optimisation.

On constate un manque de supports appropriés pour capitaliser et rendre accessibles les modèles existants en vue de leur utilisation dans un contexte différent, qu'il s'agisse d'une structure de machine différente ou d'une nouvelle application. Les travaux menés en ce sens par les acteurs du projet DIMOCODE (Diffusion Internet des Modèles pour la Conception Optimale des Dispositifs Electriques) sont ambitieux et sont abordés dans les perspectives de ce mémoire.

Une autre raison pour laquelle des équations empiriques sont ajoutées au système d'équations utilisé pour le dimensionnement est d'ordre mathématique. En effet, un système d'équations n'a de solution unique que si le nombre d'équations est égal au nombre d'inconnues. Or, il est fréquent que le nombre d'inconnues soit supérieur et qu'il faille alors ajouter des équations, comme cela a été expliqué en figure III.4.

Une difficulté supplémentaire peut être rencontrée lors de la résolution d'un système d'équations non linéaires, comme c'est le cas pour les machines électriques. La résolution est alors itérative et requiert une solution initiale pour chaque inconnue. Plus le système comporte d'équations, plus sa résolution sera sensible aux valeurs initiales. Il y a donc un intérêt à analyser sa structure en vue d'une résolution robuste.

Un modèle analytique est un ensemble d'équations permettant de calculer des paramètres de sortie connaissant la valeur des paramètres d'entrée. Parmi les paramètres d'entrée, certains ont des valeurs connues. Ce sont par exemple les propriétés des matériaux ou encore les données du cahier des charges. D'autres ne sont pas connus *a priori* et leur valeur sera fixée par le concepteur, nous les appellerons paramètres de conception. Le choix des paramètres de conception n'est pas unique. Il est défini par les phénomènes physiques pris en considération et reflète les intentions du concepteur. L'adéquation entre l'ordonnancement des équations dimensionnantes et le choix des paramètres de conception peut être vérifiée avec la matrice d'incidence. Chaque ligne est associée à une équation et chaque colonne à un

et le volume du rotor ($\text{puissance} = \text{constante} \cdot \text{volume_rotor}$) et pour lesquelles la constante dépend de nombreux paramètres dont la nature du fluide/liquide de refroidissement.

¹ Par exemple, l'utilisation de la notion de charge (de courant) périphérique ou linéique (A/m) évite la construction d'un modèle thermique mais, d'une part, les hypothèses associées sont discutables, d'autre part, sa valeur dépend non explicitement de nombreux paramètres.

² Il existe des modèles pour la conception de machine électrique comportant moins de 10 équations.

³ A l'exception des livres traitant du sujet en plusieurs centaines de pages.

paramètre. Le coefficient $a_{i,j}$ de la matrice vaut un si le paramètre x_j intervient dans l'équation $g_i(x_1, \dots, x_n)$ et zéro sinon¹.

Comme évoqué précédemment, suivant la structure de la matrice, la résolution du système d'équations sera plus ou moins facile. Dans le cas d'une matrice triangulaire inférieure, la résolution peut se faire séquentiellement. Ainsi, chaque inconnue se déduit à partir de celles déjà calculées et d'une équation unique. Pour obtenir une matrice triangulaire inférieure, il faut changer l'ordre d'apparition des paramètres et des équations, ce qui revient à permuter des colonnes ou des lignes. Il n'est pas toujours possible d'avoir une matrice triangulaire inférieure mais il faut tenter de s'en approcher pour faciliter la résolution des blocs non triangularisés.

Des algorithmes permettent de trouver les permutations qui conduisent à la matrice la plus simple à résoudre (Allain, 2003) (Duff *et al.*, 1978) (Tarjan, 1972). La figure III.7 montre une matrice d'incidence avant (gauche) et après (droite) ordonnancement d'un système de 134 équations non linéaires. Chaque point correspond au chiffre un. Les points dépassant de la diagonale correspondent au bloc des 10 équations à résoudre simultanément.

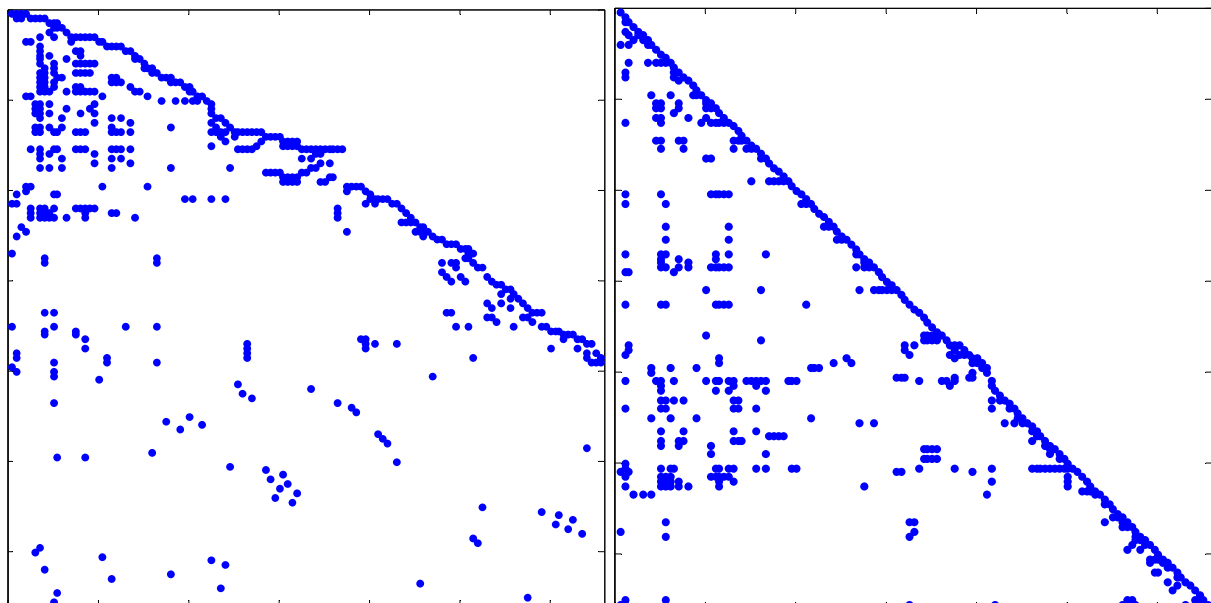


Fig. III.7. a) Matrice d'incidence initiale.

b) Matrice d'incidence finale

Cet outil² rend le modèle analytique de dimensionnement particulièrement malléable puisqu'il est possible de changer les paramètres d'entrée et de sortie pour s'adapter à un nouveau cahier des charges. L'algorithme d'ordonnancement permet alors de vérifier la faisabilité de la re-contextualisation du modèle et de trouver l'ordre de résolution des équations. Il est donc possible de changer un modèle (direct) de simulation en un modèle (inverse) de dimensionnement. Cette propriété est spécifique aux modèles analytiques statiques tels que ceux utilisés pour le dimensionnement. Pour les autres modèles de

¹ La matrice d'incidence peut être vue comme un « Jacobien monochrome » du système d'équations pour lequel chaque dérivée partielle non nulle est remplacée par un.

² L'outil étant constitué par la matrice d'incidence et son algorithme d'ordonnancement.

simulation, l'inversion, c'est-à-dire l'utilisation dans un contexte de dimensionnement, se fera par des algorithmes itératifs dont la convergence n'est pas assurée.

Pour l'optimisation, la capacité d'un modèle à fournir les dérivées exactes des fonctions objectifs et contraintes est déterminante sur la vitesse de convergence des algorithmes. Le nombre d'équations implicites du modèle étant réduit, il est facile d'obtenir une dérivation formelle et donc exacte. Enfin, il existe un logiciel dédié à l'optimisation avec des modèles analytiques et qui automatise le calcul des dérivées ainsi que l'analyse et la résolution du système d'équations (Pro@design, www.designprocessing.com).

Un modèle analytique peut, suivant la manière dont il est construit, être un modèle direct ou un modèle inverse.

S'il est écrit comme un modèle direct, le nombre d'inconnues est égal au nombre d'équations et il est inversé par des techniques d'optimisation itératives comme décrit en figure III.3.

S'il est écrit comme un modèle inverse alors il faut considérer deux cas. Premièrement, les nombres d'équations et d'inconnues sont égaux et le modèle fournit une solution unique comme décrit en figure III.4. En pratique, ce cas est peu rencontré surtout si les données d'entrée du modèle comprennent des paramètres décrivant la structure et les matériaux constitutifs. Dans le cas où le nombre d'inconnues est supérieur à celui des équations alors il existe une infinité de solutions et seule la formulation d'un problème d'optimisation conduit à une solution unique.

La stratégie décrite en figure III.6 est applicable mais une autre alternative est possible lorsque le modèle est analytique. En effet, chaque équation du modèle analytique est alors insérée dans le problème d'optimisation sous la forme d'une contrainte égalité. Il en résulte un problème d'optimisation comprenant de nombreuses variables à déterminer car chaque contrainte traitée par les multiplicateurs de Lagrange ajoute une variable qui est le multiplicateur de Lagrange. Sa résolution est alors difficile et sensible à la valeur initiale de chaque variable d'optimisation qu'il est très difficile à déterminer.

Ainsi, il est fréquent qu'un modèle analytique, possédant de nombreuses équations et dont la finalité est la résolution du modèle inverse, ne soit pas totalement inverse. Certaines données décrivant la structure, les matériaux constitutifs et le niveau d'utilisation des matériaux actifs (cuivre et fer) peuvent être laissées en entrée et leurs valeurs trouvées par un algorithme d'optimisation comme indiqué en figure III.6. L'avantage est de réduire le nombre de variables pour en faciliter la résolution.

III.4. Les modèles éléments finis

Les modèles éléments finis sont malléables, précis et permettent la prise en compte de phénomènes physiques différents et fortement couplés (thermique, électrique, magnétique, vibratoire, mécanique). Plus la modélisation sera fine et prendra en compte un nombre de phénomènes croissant, plus le temps de simulation sera important. Les modèles éléments finis sont des modèles directs.

Le champ électromagnétique est calculé avec la résolution des équations de Maxwell des états quasi-stationnaires. Ces équations qui lient le champ électrique E , le champ magnétique

H, l'induction électrique \vec{D} et l'induction magnétique \vec{B} , régissent tout système électromagnétique.

$$\begin{aligned} \text{rot}\vec{E} &= -\partial\vec{B}/\partial t \\ \text{div}\vec{B} &= 0 \\ \text{rot}\vec{H} &= \vec{j} \\ \text{div}\vec{D} &= \rho \end{aligned} \quad (\text{III.1})$$

avec j la densité de courant et ρ la densité de charge électrique. La conservation du courant implique :

$$\text{div}\vec{j} = 0 \quad (\text{III.2})$$

Les relations constitutives des matériaux isotropes fournissent trois nouvelles relations entre les grandeurs utilisées précédemment :

$$\begin{aligned} \vec{j} &= \sigma\vec{E} \\ \vec{H} &= \nu\vec{B} \\ \vec{D} &= \varepsilon\vec{E} \end{aligned} \quad (\text{III.3})$$

où σ est la conductivité électrique, ν l'inverse de la perméabilité magnétique et ε la permittivité électrique. Puisque la relation (III.1) affirme que la divergence de l'induction magnétique est nulle, c'est donc qu'elle dérive d'un potentiel vecteur A :

$$\text{rot}\vec{A} = \vec{B} \quad (\text{III.4})$$

Dans bon nombre de machines électriques, on peut ramener un problème à trois dimensions à un problème bidimensionnel. Ce sont les systèmes invariants par translation ou par rotation. Dans ces deux cas, il est possible d'étudier la machine dans un plan de coupe. Le potentiel vecteur et les courants sont alors perpendiculaires au plan de coupe. Ceci permet de réduire considérablement les temps de calcul et les difficultés de modélisation. Dans un système d'axes orthogonaux (x,y,z) où la section transversale se situe dans le plan (x,y) , l'invariance suivant l'axe Oz permet d'écrire :

$$\begin{aligned} \vec{A} &= [0 \quad 0 \quad A] \\ \vec{j} &= [0 \quad 0 \quad j] \end{aligned} \quad (\text{III.5})$$

Pour la mise en équation dans un plan de coupe, on se place dans un domaine invariant par translation suivant l'axe longitudinal et où les conducteurs sont tous connectés à l'infini. Quelque soit le matériau, l'équation générale donnant le potentiel vecteur est :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\nu \frac{\partial A}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\nu \frac{\partial A}{\partial y} \right) + \left(\frac{\partial H_{cy}}{\partial x} - \frac{\partial H_{cx}}{\partial y} \right) + j - \sigma \frac{\partial A}{\partial t} = 0 \quad (\text{III.6})$$

avec H_{cx} et H_{cy} les champs coercitifs des aimants permanents. L'équation (III.6) est obtenue à partir de (III.1- III.5). Les deux premiers termes correspondent à l'équation du potentiel vecteur dans un milieu magnétique de conductivité nulle, le terme suivant est ajouté si il y a

des aimants permanents, j est la densité de courant dans les conducteurs fins et le dernier terme représente les courants induits dans les conducteurs massifs.

Un circuit électrique peut être intégré en ajoutant des équations liant la densité de courant et le potentiel vecteur. En effet, le flux dans une phase s'exprime à partir du potentiel vecteur dans ses encoches, ce qui permet de calculer les tensions induites ou forces électromotrices.

Il est nécessaire de préciser les conditions aux limites du domaine d'étude qui peuvent être de trois types :

- Condition de Dirichlet homogène : La valeur du potentiel vecteur est imposée à zéro sur le contour spécifié, $A|_{\Gamma} = 0$ ($B_n = 0$). Le trajet du flux est tangent au contour sur lequel est imposée cette condition.
- Condition de Neumann homogène : La dérivée du potentiel par rapport à la normale du contour spécifié est imposée à zéro, $\frac{\partial A}{\partial n}|_{\Gamma} = 0$ ($B_t = 0$). Le trajet du flux est perpendiculaire au contour. On peut imposer cette condition s'il y a une symétrie miroir géométrique et électrique.
- Condition de périodicité : Seule une partie du système est représentée, le reste se déduit par translation et/ou rotation $A|_{\Gamma_1} = \pm A|_{\Gamma_2}$.

La méthode des éléments finis permet de ne calculer le potentiel vecteur qu'en un nombre réduit de points du domaine. Entre ces points, des fonctions d'interpolation sont utilisées pour estimer sa valeur :

$$A(X) = \sum_i N_i(X) \cdot A_i \quad (\text{III.7})$$

où i prend autant de valeurs qu'il y a de nœuds dans l'élément, N_i est une fonction d'interpolation dont les coefficients dépendent de la position X_i et A_i est la valeur du potentiel vecteur en X_i (fig. III.8). Les éléments linéaires ont 3 nœuds, la variation du potentiel vecteur est linéaire donc l'induction magnétique est constante dans un élément. Les éléments quadratiques ont 6 nœuds, le potentiel vecteur varie de façon quadratique et l'induction magnétique linéairement.

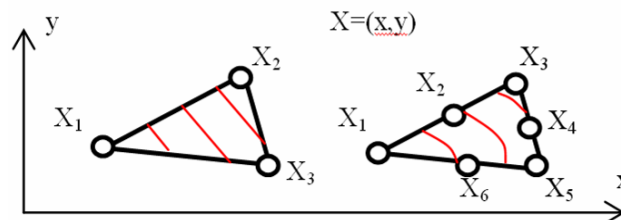


Fig. III.8. Élément linéaire (3 nœuds) et élément quadratique (6 nœuds)

Avec la méthode des éléments finis, l'équation (III.6) se met sous forme matricielle¹ :

¹ Les notations sont $\{ \}$ pour un vecteur et $[]$ pour une matrice.

$$[M(A)]\{A\} + [N]\left\{\frac{\partial A}{\partial t}\right\} = \{G\} - \{P\} \quad (\text{III.8})$$

La matrice $M(A)$ comprend les perméabilités qui dépendent du vecteur potentiel si le matériau magnétique est non linéaire, N comprend les conductivités, G les densités de courant en chaque nœud du maillage et P les champs coercitifs.

Suivant que le système est alimenté en courant continu, en courant sinusoïdal ou avec un courant de forme quelconque, l'équation (III.8) est modifiée :

- En courant continu, on a $\left\{\frac{\partial A}{\partial t}\right\} = \{0\}$ et il n'est pas possible de calculer les courants et tensions induites. Ainsi, il ne peut y avoir de couplage circuit et les densités de courants sont imposées (Opera2D-ST, Flux2D-magnétostatique).
- En courant sinusoïdal, on a $\left\{\frac{\partial A}{\partial t}\right\} = j\omega \{A\}$. L'hypothèse faite est que les grandeurs magnétiques et électriques sont purement sinusoïdales. Il est alors possible de calculer les courants induits et de définir un circuit électrique comportant des sources de tension ou de courant, des résistances, des inductances et des condensateurs (Opera2D-AC, Flux2D-magnétodynamique).
- En régime transitoire, le courant est quelconque et la résolution est faite en pas à pas en posant $\left\{\frac{\partial A}{\partial t}\right\} = \frac{\{A_{t+\Delta t}\} - \{A_t\}}{\Delta t}$. Il est alors possible de calculer les courants induits et de définir un circuit comportant des éléments passifs et des interrupteurs (Opera2D-TR, Flux2D-magnéto-évolutif). Δt est le pas de temps et doit être choisi suffisamment petit pour obtenir une bonne précision.

Dans de nombreux cas, tel que les machines à aimants permanents, des simulations transitoires avec mouvement sont indispensables. La technique utilisée dans les logiciels Flux2D et Opera2D est celle de la bande de mouvement (Ren, 1985). Elle consiste en un maillage de l'entrefer qui n'est pas nécessairement régulier et permet un pas de déplacement quelconque. A chaque pas de temps, un remaillage est nécessaire et peut entraîner des erreurs numériques, notamment lors du calcul du couple par la méthode du tenseur de Maxwell. Pour réduire l'erreur, il est possible d'imposer un maillage de l'entrefer régulier dont la taille des éléments est égale au pas de déplacement.

Pour certains dispositifs électrotechniques, une modélisation tridimensionnelle est nécessaire aussi bien pour des raisons magnétiques que thermiques. Ainsi, même si la puissance des ordinateurs est en croissance régulière, la demande également croissante en qualité de modélisation conduit à des temps de calculs qui ne se réduisent pas.

Enfin, la précision des modèles éléments finis est grande mais pas infinie. Ainsi, une même simulation ne fournira pas les mêmes résultats si :

- un autre logiciel éléments finis est utilisé,
- une autre formulation est choisie dans le même logiciel,

- un maillage différent est réalisé (Brisset *et al.*, 2001), etc.

Il en résulte une dispersion des résultats quantifiable bien que très inférieure à celle obtenue expérimentalement.

Un point remarquable pour l'utilisation des modèles éléments finis dans le contexte d'une optimisation est leur difficulté à obtenir les dérivées des fonctions objectifs et contraintes. Du fait de la dispersion des résultats évoquée précédemment, l'utilisation d'une technique de type différence finie est dangereuse. En effet, il est difficile de savoir si l'effet observé sur une sortie du modèle éléments finis lors de la variation d'une donnée géométrique d'entrée est lié à la donnée elle-même ou à la modification du maillage qui en résulte.

C'est pour éviter le recours à la technique des différences finies que des techniques ont été proposées. Il s'agit du calcul des dérivées d'ordre élevé¹ (Coulomb *et al.*, 1997), du calcul de la sensibilité aux paramètres géométriques (Ioan *et al.*, 1998) (Okamoto *et al.*, 2005) et de la différentiation de code (Fischer, 2005). Malheureusement, leur mise en œuvre est lourde et on ne trouve pas encore de logiciel commercialisé qui propose de telles fonctionnalités.

D'un point de vue informatique, le préprocesseur qui s'occupe du maillage et des matériaux doit être entièrement paramétrable et intégrer un langage de programmation permettant de faire des boucles et des sauts conditionnels. Il est préférable que le préprocesseur, le code et le post-processeur puissent être exécutés sans affichage par une ligne de commande. On constate que la philosophie retenue par les développeurs de code est davantage une intégration des algorithmes d'optimisation dans le code² que la mise à disposition d'un composant autonome apportant plus de souplesse.

III.5. Les modèles semi-numériques

Les modèles semi-numériques sont analytiques et non linéaires. Ils sont qualifiés de cette manière car leur résolution se fait numériquement en raison de la non-linéarité.

Ils ont une position intermédiaire entre les modèles analytiques et les modèles éléments finis pour :

- le temps de résolution,
- la précision de la modélisation, et
- la capacité à fournir les dérivées.

Parmi ces modèles, on peut citer :

- les réseaux de perméances³,
- le calcul du champ magnétique dans une machine synchrone à aimants permanents en surface⁴,
- les modèles thermiques nodaux⁵,
- les schémas électriques équivalents¹, etc.

¹ Cette fonctionnalité était présente en bêta-version dans le logiciel Flux sous le nom FLUX-PARAM

² C'est le cas d'Opera2D version 12 et de Flux *Global Optimization Tool* (Coulomb), non commercialisé

³ (Qu *et al.*, 2004) (Tsai *et al.*, 1999) (Hecquet, 2006)

⁴ (Zhu *et al.*, 2002) (Rasmussen *et al.*, 2000) (Zarko *et al.*, 2006) (Dubas *et al.*, 2007)

⁵ (Boglietti *et al.*, 2005) (Mellor *et al.*, 1991) (Labraga, 1992)

Du fait de leur représentation, ils sont très populaires et permettent de coupler de nombreux phénomènes physiques.

A la différence des modèles analytiques vus précédemment, ils ne peuvent pas être inversés pour fournir les dimensions du dispositif directement à partir des performances exprimées dans le cahier des charges. Ce sont des modèles directs en raison du grand nombre d'équations qui les compose.

Il existe des solutions pour automatiser le calcul des réponses des modèles et leurs dérivées en vue de l'optimisation (Delale *et al.*, 2004)² et certaines sont commercialisées (Pro@design, www.designprocessing.com).

III.4. Positionnement et complémentarité

Quelques types de modèle sont représentés en fig. III.9 pour une bobine à noyau de fer. Tous ces modèles sont des modèles directs fournissant les performances ou caractéristiques du dispositif à partir de ses dimensions et matériaux constitutifs.

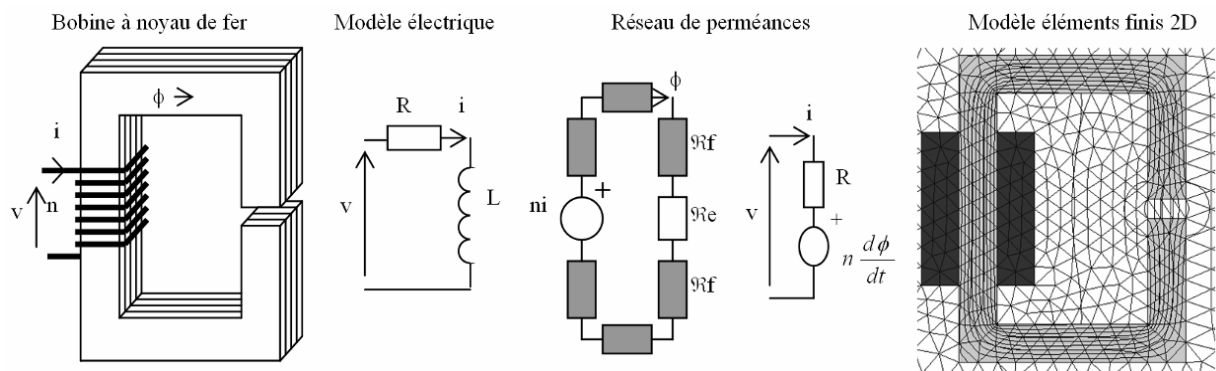


Fig. III.9. Une bobine à noyau de fer et sa représentation avec différents modèles.

Le modèle analytique fournit uniquement des grandeurs électriques, le réseau de perméances donne également des grandeurs magnétiques globales mais le modèle éléments finis apporte une vision locale détaillée comme en témoigne l'épanouissement des lignes de champ dans l'entrefer. Il est possible d'introduire ce phénomène dans la perméance d'entrefer au moyen d'un coefficient empirique.

Comme illustré en fig. III.10, les différents modèles utilisés pour la conception des machines électriques sont autant de compromis optimaux entre l'erreur de modélisation (axe horizontal) et le temps de calcul (axe vertical). Les modèles éléments finis se situent alors en haut à gauche, les modèles analytiques en bas à droite et les modèles semi-numériques au centre. Pour ces derniers, chaque catégorie de modèle est placée arbitrairement car le temps de calcul et la précision sont variables d'un modèle à l'autre. A contrario, les catégories de

¹ (Gieras *et al.*, 2002) (Hendershot *et al.*, 1994)

² Un outil dénommé *reluctool* permet de construire, résoudre et optimiser un réseau de réluctances

modèles analytiques et éléments finis sont placés dans leur cadre respectif avec une place représentative du temps de calcul et de l'erreur de précision de chacun.

On voit bien sur la figure qu'il y a une complémentarité entre les modèles et qu'aucun ne s'impose comme étant à la fois plus rapide et plus précis que les autres. Ce sera donc au concepteur que reviendra la tâche de mettre en place une méthodologie adaptée à l'application visée pour aboutir au plus vite et avec la meilleure précision possible à un résultat. Plus le concepteur aura de modèles à disposition, plus il sera à même de mettre en œuvre une démarche conduisant à un résultat précis en un temps raisonnable.

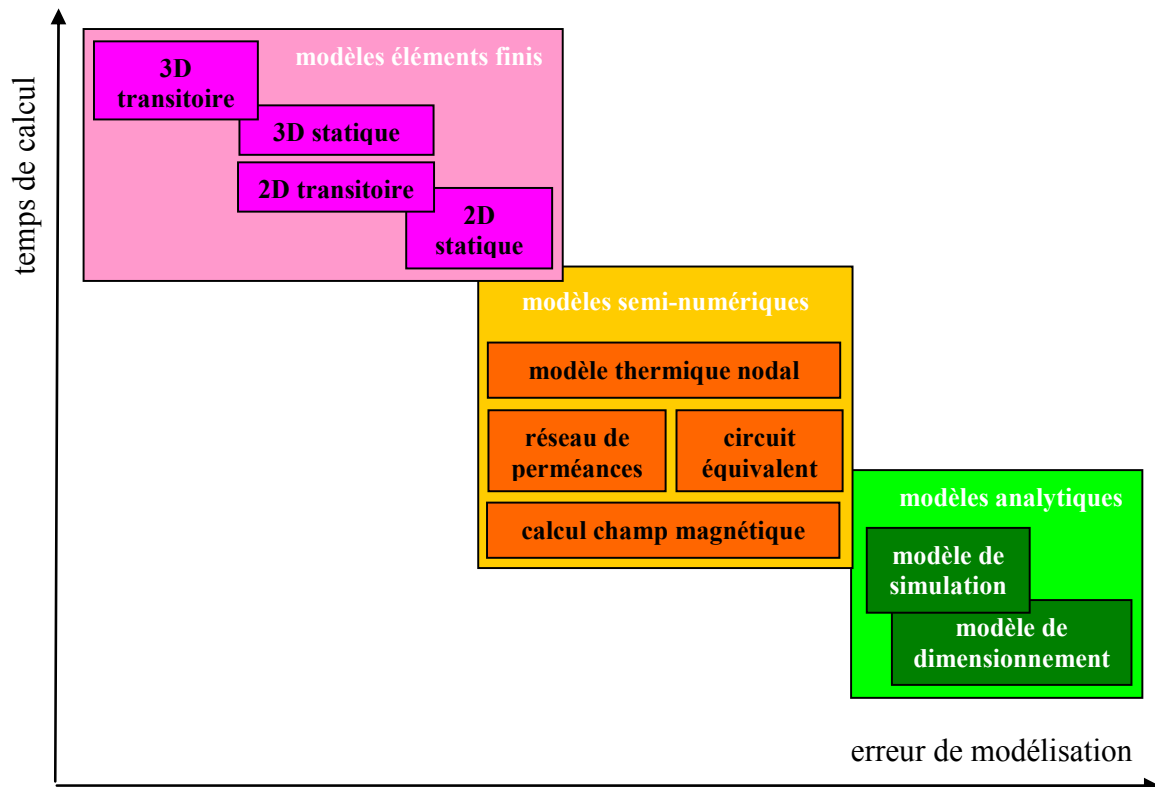


Fig III.10. Front de Pareto des modèles utilisés pour la conception des machines électriques

IV. Construction de modèles

Cette section détaille la construction de modèles tels que ceux présentés précédemment au travers de quelques conceptions de machines électriques.

IV.1. Moteur roue

En proposant ce modèle et l'application associée, mes objectifs sont multiples :

- Premièrement, il s'agit de proposer un modèle de pré-dimensionnement, intervenant dans les premières étapes de la conception. Il concerne un moteur à courant continu, aimant permanent, bobinage concentré et commutation électronique pour la propulsion en compétition d'un véhicule solaire. Du fait de l'originalité de cette structure et de son application, il n'existe pas de modèle de dimensionnement multi-physique dans la littérature qu'il serait possible d'exploiter en partie ou totalité.
- Deuxièmement, une démarche rationnelle et générale de construction d'un modèle de pré-dimensionnement est présentée. Les phénomènes physiques de différentes natures sont listés et mis en équations en soulignant les hypothèses simplificatrices utilisées et d'éventuelles précautions d'emploi. L'ordre de résolution des équations est déterminé au moyen de la matrice d'incidence et d'algorithmes spécifiques. Le modèle ainsi obtenu peut être capitalisé et re-contextualisé en modifiant certaines équations pour une autre structure (par exemple à rotor intérieur¹) ou un autre cahier des charges, pour lequel d'autres données seraient fournies.
- Troisièmement, des formulations mono-objectifs et multi-objectifs sont proposées afin de comparer les performances des algorithmes. L'intention est de mettre en évidence les méthodes d'optimisation qui résolvent efficacement les modèles analytiques à l'instar de ce qui a été fait avec les ateliers TEAM numéros 22 et 25 pour les modèles éléments finis.

Cahier des charges

Le moteur à concevoir est un moteur roue qui propulse un véhicule solaire lors d'une compétition (*World Solar Challenge*, www.wsc.org.au). Le contexte d'utilisation conditionne les choix technologiques et structurels. En effet, le prix des matériaux et de la fabrication n'est pas primordial alors que le rendement et l'encombrement axial sont des critères essentiels.

Le modèle a également été utilisé pour concevoir un moteur « hub » pour la course de vélo électrique organisée par l'ENS Cachan (www.association-meet.ens-cachan.fr) en 2007.

Pour le moteur du véhicule solaire, le moteur doit produire un couple permanent de 20 Nm du démarrage jusqu'à la vitesse nominale, i.e. 700 tr/min. La vitesse du moteur peut dépasser 1000 tr/min. La puissance fournie par les panneaux solaires dépendant de l'ensoleillement, le rendement doit être élevé pour des vitesses comprises entre 500 tr/min et

¹ Une re-contextualisation du modèle pour une structure à rotor extérieur peut être trouvée dans (Makni, 2006).

700 tr/min. La puissance utile nominale du moteur est 1500 W, ce qui est supérieur à la puissance fournie par les panneaux solaires car les batteries sont chargées avant chaque départ et apportent un surplus temporaire de puissance.

Pour faciliter le montage et la maintenance du moteur et de la jante, le moteur roue sera fixé sur un bras oscillant et non une fourche. L'encombrement axial du moteur doit donc être réduit. Le diamètre extérieur du moteur doit également être limité pour que le moteur puisse se glisser dans la jante de la roue.

Finalement, le moteur opère dans un environnement hostile pendant la course. Il est proche de la route et subit des chocs ainsi que le poids du véhicule. Il est également nécessaire de le protéger contre les poussières. Proche du sol, la température extérieure est environ 50°C. Toute la course se déroule sur un terrain plat excepté une dizaine de kilomètres avec une pente de 7 %. Durant les freinages, l'énergie cinétique du véhicule est renvoyée aux batteries.

Le choix d'un couplage direct entre le moteur et la roue est motivé par l'augmentation du rendement global de la chaîne de traction. Cependant, l'absence de boîte de vitesse impose un rendement élevé sur une large gamme de vitesse.

Choix technologiques

Un moteur à courant continu, aimants terre-rares montés en surface, bobinages concentrés, flux radial, rotor extérieur et commutation électronique convient le mieux aux exigences du cahier des charges et facilite la construction.

Un moteur à courant continu est écarté car son collecteur augmente l'encombrement axial du moteur et est sensible aux chocs ainsi qu'aux poussières.

Le moteur asynchrone est rejeté car sa puissance massique est inférieure pour des petites puissances et faibles vitesses. Il en est de même pour le moteur à réluctance variable.

Le moteur synchrone à aimant pose le problème du capteur de position. Lorsque la forme du courant est rectangulaire, des capteurs à effet Hall de très petite taille suffisent. Ils sont collés sur le stator du moteur et leur montage est aisé. On désigne souvent les moteurs synchrones à aimants permanents et courant rectangle par le terme anglo-saxon « *brushless DC* ».

Par contre, pour un courant sinusoïdal, un capteur de précision est nécessaire, i.e. codeur incrémental, codeur absolu ou résolveur. Ce capteur étant encombrant et sensible, le moteur synchrone est donc rejeté.

Le choix du moteur étant fortement lié à celui du capteur de position nécessaire au convertisseur, il pourrait être différent en utilisant une commande « *sensorless* », i.e. sans capteur. Celle-ci doit être suffisamment robuste pour que le moteur fournisse son couple nominal à vitesse nulle. Cette option n'a pas été envisagée car il est difficile de trouver un tel convertisseur.

Deux structures sont possibles : flux radial ou flux axial. Un moteur avec un flux radial est choisi car la force d'attraction résultante entre le rotor et stator est nulle. Le circuit magnétique est aussi facile à construire en empilant des feuilles de tôles préalablement

découpées. A l'opposé, la construction d'un stator à flux axial et encoches fermées est difficile. Une première solution consiste à enrouler la tôle puis à usiner les encoches. Une autre solution consiste à percer les encoches avant d'enrouler la tôle. Cette dernière solution semble intéressante mais présente des difficultés de mise en œuvre.

En dehors des considérations liées à la fabrication ou la tenue mécanique, il est possible de choisir entre les structures à rotor intérieur, rotor extérieur et flux axial. Pour la conception du moteur de vélo, des modèles analytiques simplifiés ont été construits pour chacune des trois structures. Contre toute attente, la structure à flux axial n'était pas la plus intéressante malgré les contraintes d'intégration dans la roue du cycle et c'est bien la structure à rotor extérieur qui s'imposait.

Un autre avantage du rotor extérieur est de faciliter le support des aimants permanents. La jante de la roue est directement fixée sur le rotor. Les aimants permanents sont des terres rares de nuance SmCo ou NdFeB cintrés qui sont collés sur la périphérie intérieure du rotor.

Comme le diamètre extérieur du moteur vaut environ cinq fois la largeur du paquet de tôles, un bobinage concentré est choisi pour augmenter le ratio du volume de cuivre utile, i.e. dans les encoches, sur le volume total de cuivre. Ainsi, les têtes de bobines sont réduites et ne se chevauchent pas. L'encombrement axial du moteur est donc faible.

Le convertisseur est un onduleur triphasé bidirectionnel. Les courants sont régulés par hystérésis pour assurer un meilleur rendement et un couple constant sur une large gamme de vitesse. Trois capteurs à effet Hall fournissent l'information de position nécessaire au convertisseur.

Modélisation du moteur

Pour la conception du moteur roue, un modèle analytique de dimensionnement est construit. Le prototype est montré en fig. IV.1 et une partie de sa géométrie est détaillée. Bien que toutes les variables définissant la géométrie n'apparaissent pas sur la figure du plan de coupe, on sent bien que leur nombre est grand et qu'il est préférable d'orienter le modèle au maximum dans le sens inverse afin de réduire le nombre des paramètres de conception.

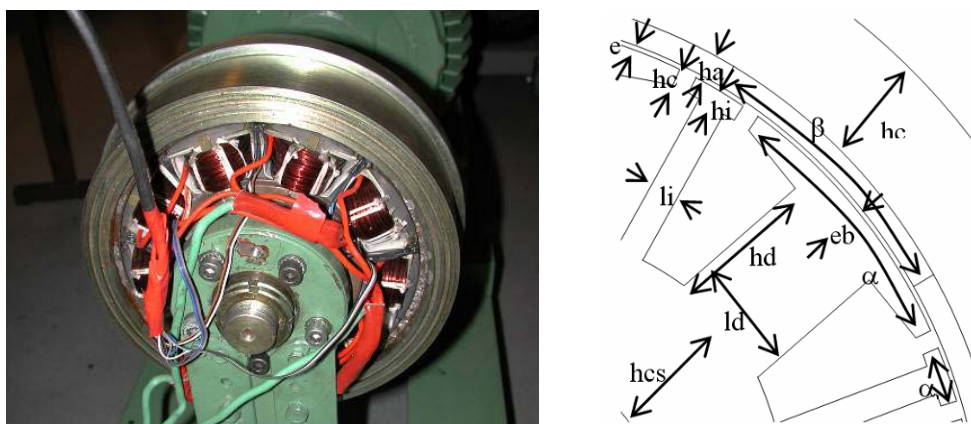


Fig. IV.1. Prototype du moteur roue et géométrie détaillée du plan de coupe.

Les équations analytiques constituant le modèle décrivent les phénomènes physiques en sont sein. Des simulations éléments finis bidirectionnelles statiques (fig. IV.2) permettent de

bien comprendre les phénomènes et de vérifier les valeurs numériques obtenues par les équations. Une simulation dynamique en charge du moteur avec son convertisseur et la commande des transistors est présentée en fig. IV.3. Le couple de denture et les perturbations sur le courant et le couple électrodynamique lors des commutations entre phases y sont visibles.

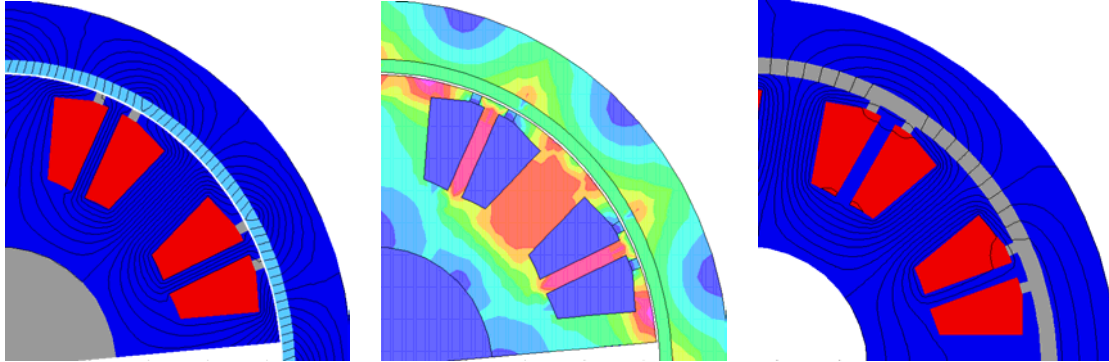


Fig. IV.2. Simulations statiques du moteur : flux à vide, induction à vide et réaction magnétique d'induit

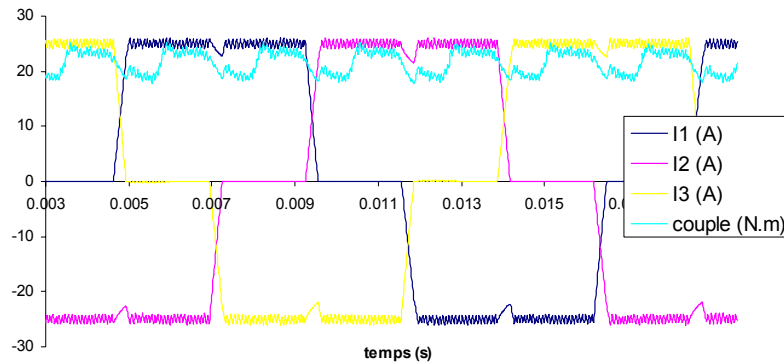


Fig. IV.3. Simulation du moteur en charge avec son convertisseur et sa commande

Un modèle thermique nodal est construit pour calculer les températures moyenne et maximale du cuivre ainsi que la température moyenne des autres parties : aimants, culasse rotor, tôles (fig. IV. 4). Le calcul formel permet d'exprimer la température moyenne sans passer par la détermination de la température à chaque nœud du réseau, ce qui réduit le nombre d'équations.

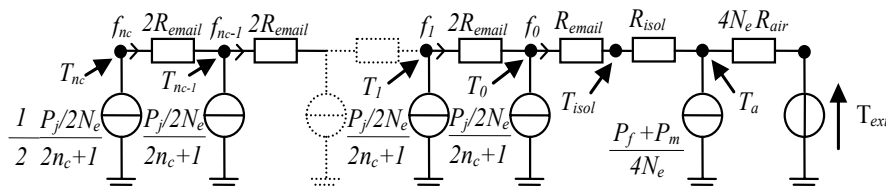


Fig. IV.4. Modèle thermique nodal du moteur

Equations dimensionnantes

Une première version du modèle de dimensionnement a été présentée à la conférence *Optimization and Inverse Problem in Electromagnetic* en 2004 et publiée dans (Brisset *et al.*, 2005). La seconde version est en cours de soumission.

Modèle à 78 équations

Le modèle analytique comporte 78 équations :

- 25 pour les phénomènes électriques et magnétiques,
- 3 pour la thermique,
- 15 pour les relations géométriques,
- 21 pour les propriétés des matériaux et la configuration retenue.
- 3 pour le cahier des charges, et
- 11 pour les paramètres ou variables d'optimisation.

Ces 11 dernières équations de type *variable = valeur* ont été ajoutées pour que le nombre d'équations et le nombre de variables soient égaux. Le modèle ainsi obtenu est exécutable car pleinement déterminé. Les 11 valeurs sont des degrés de liberté du modèle inverse et sont trouvées avec la stratégie présentée en figure III.6.

Parmi les 78 variables présentes, les 11 variables associées aux degrés de liberté sont choisies car elles ont un sens physique fort pour le concepteur, leur intervalle de variation est facile à fixer et il est aisé de fournir une valeur initiale. Ces variables sont :

- la densité de courant dans les bobines,
- l'induction magnétique dans les dents, les deux culasses et l'entrefer,
- le diamètre du stator, la longueur fer et celle des aimants,
- l'épaisseur d'entrefer, la tension du bus continu et le nombre d'aimants.

Ce modèle ne comporte pas d'équation pour dimensionner les parties mécaniques et les roulements. De même, le modèle thermique est réduit à sa plus simple expression puisque seule la température moyenne est calculée en supposant le coefficient de convection constant pour toutes les surfaces en contact avec l'air.

Néanmoins, il représente une amélioration par rapport à certaines pratiques puisque la résistivité des conducteurs et l'induction rémanente des aimants dépendent explicitement de la température. Le calcul du modèle passe donc par la résolution d'un système implicite d'équations non linéaires. Les techniques d'ordonnancement visant à triangulariser la matrice d'incidence ont conduit à un système implicite minimal de 7 équations dont la résolution ne requiert pas une solution initiale pertinente.

Les équations sont détaillées dans (Brisset *et al.*, 2005) (Moussouni, <http://l2ep.univ-lille1.fr/come/benchmark-wheel-motor.htm>) et la plupart d'entre-elles peuvent être retrouvées dans la littérature (Miller *et al.*, 1994) (Cros, 1992).

Le prototype présenté en figure IV.1 a été réalisé suite à une optimisation avec 6 des 11 paramètres :

- la densité de courant dans les bobines,
- l'induction magnétique dans les dents, la culasse statorique et l'entrefer,
- le diamètre extérieur du stator, et
- le nombre d'aimants.

Il apparaît un faible accroissement du rendement quand le nombre d'aimants augmente mais une machine creuse qui nécessite une jante et dont le bobinage est long à réaliser avec

beaucoup de petites encoches. Ainsi, le nombre d'aimants est choisi égal à 12. Les 5 autres paramètres sont fixés arbitrairement ou par l'application :

- tension de bus continu de 120V,
- longueur fer de 45 mm, longueur d'aimant 10% supérieure,
- entrefer de 0.8 mm, et
- induction magnétique dans la culasse rotor de 1.2 T.

Les essais réalisés sur le prototype ont montré une bonne corrélation avec les performances attendues dans l'ensemble. Cependant, l'estimation des pertes fer et de l'inductance de phase est à améliorer.

Modèle à 134 équations

La seconde version du modèle de pré-dimensionnement améliore la précédente par :

- la prise en compte des Ampère-tours consommés dans le circuit magnétique non linéaire alors que précédemment seuls les aimants et l'entrefer étaient considérés,
- une meilleure estimation du risque de démagnétisation,
- le calcul des roulements, de l'arbre du rotor et de l'arbre creux du stator,
- un modèle thermique nodal pour calculer la température maximale du cuivre, sa température moyenne et celle de l'aimant, et
- des expressions des coefficients de convection obtenues par corrélation.

Cette seconde version comporte 130 équations :

- 29 pour les phénomènes électriques et magnétiques,
- 8 pour la thermique,
- 20 pour la mécanique,
- 15 pour les relations géométriques,
- 3 pour le cahier des charges,
- 47 pour les propriétés des matériaux et la configuration retenue, et
- 12 pour les paramètres ou variables d'optimisation.

Ces 12 dernières équations sont de type *variable = valeur*. Les 12 valeurs sont des degrés de liberté du modèle inverse et sont trouvées avec la stratégie présentée en figure III.6.

Modèle dynamique moyenné

Le modèle analytique a pour objectif de dimensionner le moteur pour un régime permanent dit nominal. Dans le cas d'un moteur de traction pour un véhicule électrique fonctionnant en cycle intra-urbain, il est difficile de définir un tel régime. Une première approche peut être de trouver le pire des cas et de dimensionner le moteur pour ce régime. Cette approche revient à considérer que le pire des cas est permanent alors qu'il s'agit bien souvent d'un transitoire pouvant durer moins d'une minute. Il en résulte un surdimensionnement du moteur et par conséquent des autres composants de la chaîne de traction.

Une autre approche est proposée dans (Mester *et al.*, 2006). Elle consiste en une modélisation énergétique de la chaîne de traction dont la dynamique est moyennée sur une

période électrique. Dans ce contexte, un modèle dynamique moyenné est développé à partir du modèle analytique de dimensionnement. Le modèle thermique nodal statique (fig. IV.4) devient dynamique par l'ajout de la capacité calorifique des matériaux. Ainsi, les pertes fer et Joule qui sont proportionnelles respectivement à la vitesse et au carré du couple du moteur sont introduites dans l'équation différentielle pour le calcul de la température moyenne sur une période électrique. Du fait de l'inertie thermique importante du moteur, cette simplification est largement justifiée. Le calcul du temps de montée du courant pour chaque point de fonctionnement sert à s'assurer que le régime étudié est viable.

Les modèles de dimensionnement et le modèle dynamique moyenné ont été utilisés pour l'optimisation du moteur d'un kart électrique évoluant sur un terrain à fort dénivelé. Ainsi, le modèle de dimensionnement fournit les valeurs des éléments du modèle dynamique moyenné qui est utilisé conjointement avec le modèle énergétique pour simuler le trajet quotidien du kart constitué de 32 cycles. Une optimisation permet de trouver le cahier des charges du moteur (couple et vitesse nominaux) et ses dimensions clés (diamètre d'alésage et longueur du paquet de tôles) pour minimiser le poids total du kart, batteries comprises. Le synoptique de l'optimisation du kart est présenté en fig. IV.5.

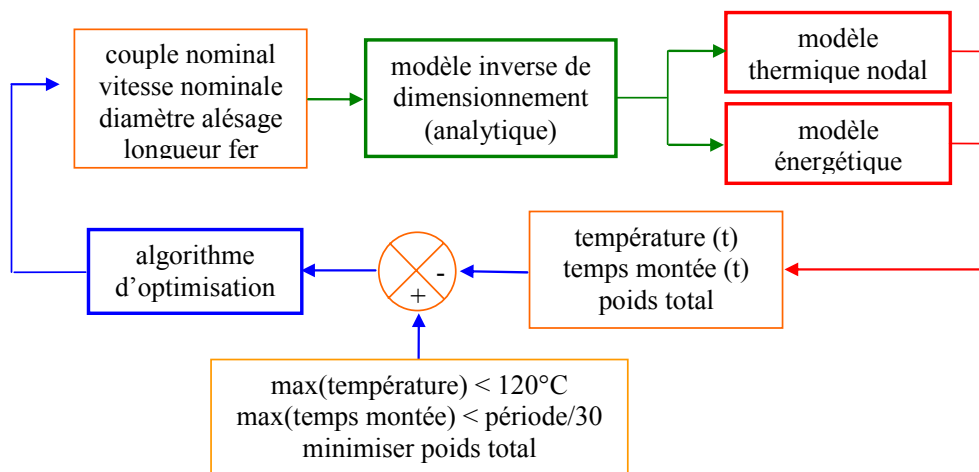


Fig. IV.5. Synoptique de l'optimisation du kart

La figure IV.6 montre les évolutions de la température du moteur sur 32 cycles et du temps de montée du courant sur un cycle. Suite à l'optimisation, on constate que les contraintes sur leur valeur maximale sont actives pour une minimisation de la masse du moteur mais seule la contrainte sur le temps de montée du courant est active pour une minimisation de la masse totale du kart. Dans ce dernier cas, le rendement du moteur est meilleur afin de réduire le poids des batteries. Le couple nominal et la vitesse nominale trouvés par cette approche ne correspondent à aucun point de fonctionnement rencontré lors du trajet. Le moteur a été dimensionné pour un couple nettement plus faible que le couple maximum atteint lors du trajet, ce qui permet d'en réduire grandement le poids. En pratique, le moteur se trouve parfois en sursrégime mais l'inertie thermique du moteur permet de traverser ces courtes périodes. Il en résulte une oscillation de la température de quelques Celsius au cours d'un cycle, une fois la montée initiale passée.

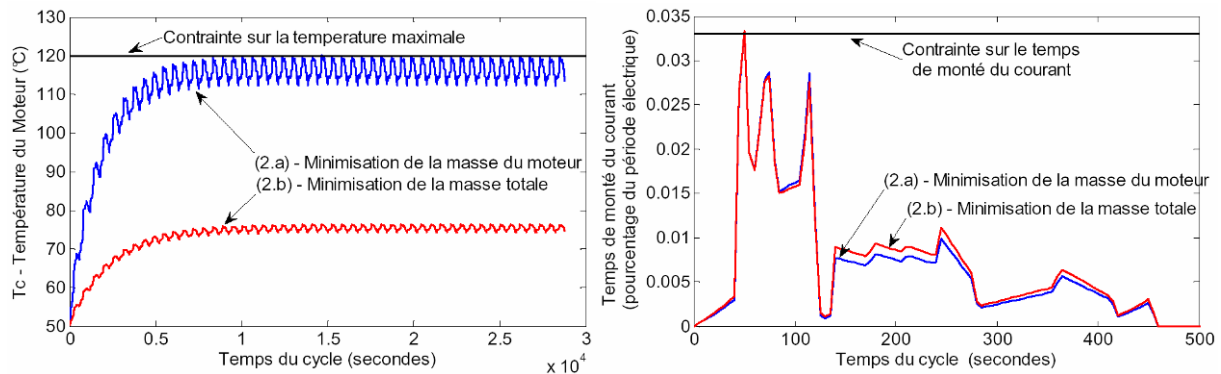


Fig. IV.6. Evolutions de la température sur 32 cycles et du ratio du temps de montée du courant sur la période électrique pendant un cycle (Mester, 2007)

Pour conclure sur ce moteur, les apports des modèles développés sont multiples :

- Premièrement, ils ont été utilisés pour la conception d'un moteur roue pour un véhicule solaire, un moteur hub de vélo électrique et une motopompe à flux axial après adaptation.
- Les prototypes construits ont permis un retour d'expérience aussi bien sur les modèles que leurs données d'entrée comme par exemple le taux de remplissage d'une encoche.
- Les modèles sont suffisamment détaillés pour être adaptés à une nouvelle géométrie. Cela a été fait pour un rotor intérieur et un flux axial.
- La matrice d'incidence permet de re-contextualiser le modèle lorsque les données d'entrée et de sortie changent.
- Un benchmark comprenant le modèle à 78 équations et un problème d'optimisation contraint à 5 variables a été proposé et permet de comparer les algorithmes. Des résultats sont donnés en partie VI.

IV.2. Génératrice synchrone polyphasée

Les travaux menés lors de la thèse de Darius Vizireanu en partenariat avec Jeumont Industrie avaient pour but la conception d'une éolienne de 5 MW à attaque directe (Vizireanu, 2007). La qualité de l'énergie fournie au réseau et du couple prélevé sur l'arbre de l'éolienne sont les deux principaux critères de différenciation parmi les solutions possibles. Une machine synchrone à aimants permanents en surface alimentée par un onduleur était l'architecture imposée par le partenaire mais il restait des degrés de liberté à investiguer :

- la forme d'onde du courant (sinus ou rectangle),
- le nombre de phases (multiple de trois), et
- le décalage entre les étoiles.

Pour comparer les différentes solutions, des modèles spécifiques ont été construits. Le principal est un modèle circuit dynamique capable de quantifier les deux critères de qualité. Il comporte une source de tension qui est la force électromotrice de chaque phase, une résistance et une inductance propre par phase et autant d'inductances mutuelles qu'il y a d'autres phases (fig. IV.7). Le convertisseur est modélisé sous *Simulink* avec les composants de la *SimPowerSystems toolbox* pour les transistors alors que la commande est réalisée au moyen du concept des systèmes multi-machines et multi-convertisseurs (Vizireanu, 2007). Le modèle

est délimité à droite par le bus continu dont la tension est maintenue constante par l'asservissement de l'onduleur de connexion avec le réseau. Ainsi, le courant total du bus continu est l'image de la puissance transmise au réseau. Le couple électrodynamique prélevé sur l'arbre est calculé par la somme des produits entre la force électromotrice à vide et le courant de charge. La limite à gauche du modèle est donc fixée par les forces électromotrices.

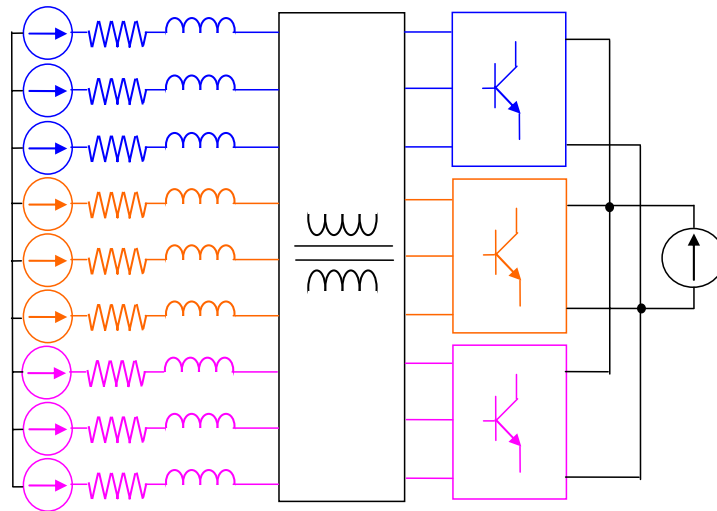


Fig. IV.7. Modèle circuit dynamique de l'arbre jusqu'au bus continu (9 phases)

Pour fonctionner, ce modèle doit être renseigné avec la forme d'onde de la force électromotrice ainsi que les inductances propres et mutuelles. Elles sont fournies par un modèle éléments finis magnétostatique bidimensionnel tout comme le couple de détente. Ce dernier sera ajouté au couple électrodynamique pour calculer le couple électromagnétique prélevé à l'arbre. La construction des modèles et les passages d'information sont décrits dans le synoptique en figure IV.8.

Un modèle éléments finis thermique statique (fig. IV.10 gauche) permet de calculer la température du cuivre à partir des pertes Joule déterminées par le modèle dynamique. Cette information sert à évaluer la résistivité du cuivre et donc à mettre à jour les résistances de phase présentes dans le modèle circuit dynamique.

Un modèle éléments finis magnéto-évolutif bidimensionnel dans lequel sont injectés les fondamentaux des courants calculés par le modèle dynamique permet de calculer le couple électromagnétique en prenant en compte la saturation. Il s'agit d'une validation partielle du modèle dynamique par un modèle numérique d'une plus grande précision.

Un prototype de petite puissance (fig. IV.9) a permis de valider l'ensemble des modèles. Les mesures à vide fournissent le couple de denture, les forces électromotrices, les inductances et les mutuelles qui sont comparés aux résultats du modèle éléments finis magnétostatique bidimensionnel. Lorsque la génératrice est connectée au convertisseur et fonctionne au régime nominal, les mesures des courants de phase, du courant total du bus continu et du couple permettent de valider complètement le modèle dynamique.

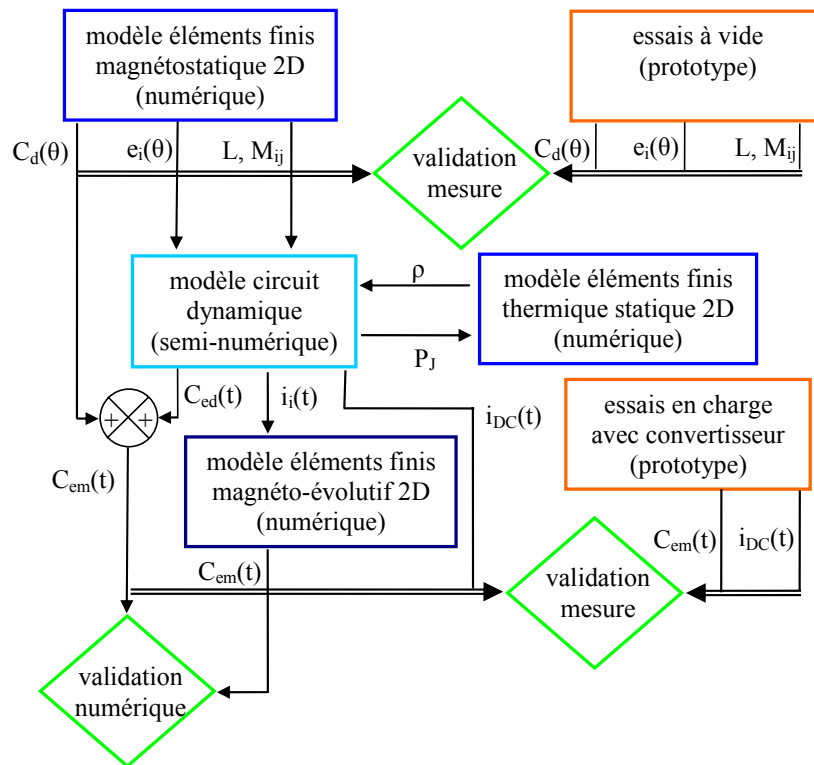


Fig. IV.8. Synoptique pour la construction et la validation des modèles

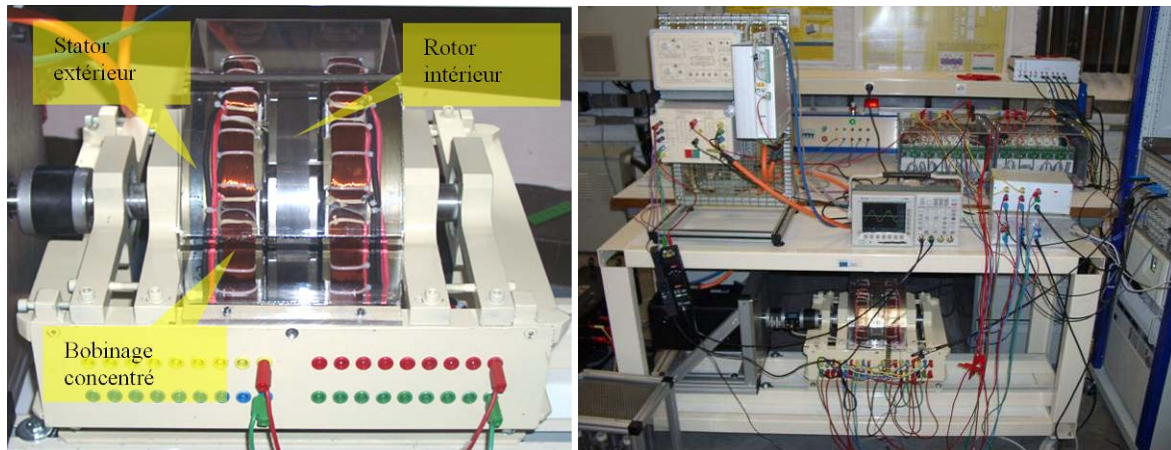


Fig. IV.9. Prototype lors des essais à vide (gauche) et en charge avec le convertisseur (droite)

L'exploitation du modèle circuit dynamique a mis en évidence que les machines polyphasées avec une forme d'onde de courant sinusoïdale, un nombre d'étoile impair et des phases espacées uniformément (fig. IV.10) correspondaient le mieux aux critères de qualité. L'utilisation de bobines concentrées sans chevauchement des têtes de bobines a rendu leur réalisation simple et peu coûteuse. En effet, la masse de cuivre et le prix de la main d'œuvre pour l'insertion des bobines dans les encoches en sont réduits.

Plusieurs configurations avec des nombre d'aimants et d'encoches proches sont possibles. Une étude préliminaire avec le modèle éléments finis magnétostatique bidimensionnel a permis de retenir trois configurations présentant un couple de détente très faible et une force électromotrice plus importante pour un même stator.

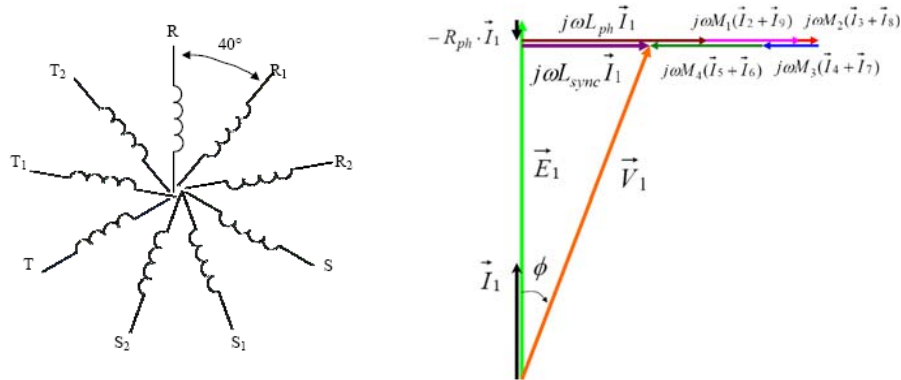


Fig. IV.10. Phases uniformément espacées (gauche) et diagramme vectoriel d'une phase (droite)

Les modèles définis en figure IV.8 sont directs et nécessitent de connaître la géométrie et les matériaux de la génératrice. De plus, leur temps de calcul n'est pas compatible avec l'obtention d'un ensemble de courbes de Pareto, une pour chaque configuration possible. En effet, une courbe de Pareto précise nécessite plusieurs milliers d'évaluations. Le tracé des courbes de Pareto est justifié par la présence de deux objectifs contradictoires et non pondérables qui sont la masse des parties actives de la machine et le facteur de puissance de la génératrice.

Pour trouver la meilleure configuration par optimisation multi-objectif, un modèle rapide est nécessaire. Sa construction a été faite au moyen de deux apports originaux. Le premier consiste en la construction d'un schéma monophasé équivalent valable pour des courants équilibrés en phase avec les forces électromotrices à vide. Il permet de calculer le facteur de puissance qui est révélateur du prix du convertisseur (fig. IV.10). Le second est un modèle thermique nodal construit suite aux simulations éléments finis thermiques bidimensionnelles. Ces dernières ont montré que la température des conducteurs est invariante selon la direction axiale (fig. IV.11). Un modèle thermique nodal avec un nœud par couche de conducteur est donc construit puis validé par comparaison avec le modèle éléments finis. La différence maximale de température est inférieure à 2%.

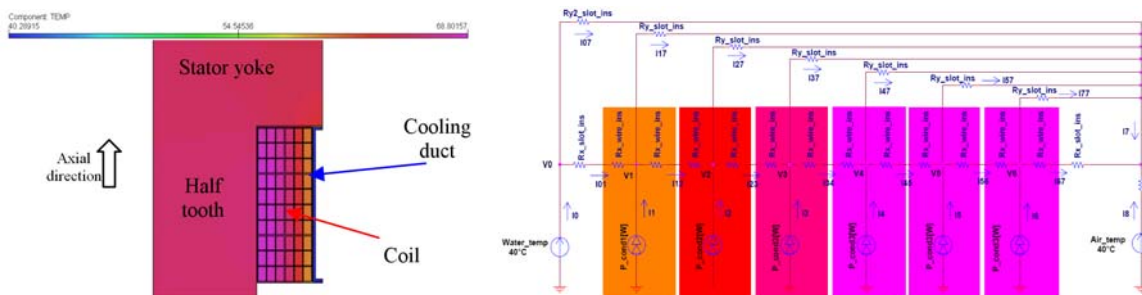


Fig. IV.11. Simulation thermique éléments finis 2D (gauche) et modèle thermique nodal (droite)

Cet exemple illustre bien la démarche du concepteur qui doit tirer profit des différents modèles disponibles et en créer d'autres afin d'atteindre son objectif de conception de manière rationnelle et dans un temps limité. Bien que des modèles éléments finis tridimensionnels avec un couplage circuit et la prise en compte du mouvement existent, leur temps de résolution n'est pas compatible avec l'emploi d'algorithmes d'optimisation. Ils sont en revanche bien adaptés pour la validation finale avant la construction du prototype ou pour l'analyse des écarts entre les performances attendues et celles mesurées.

IV.3. Transformateur de sécurité

La conception de machines électriques est souvent formalisée en termes de problèmes à paramètres continus, rarement à paramètres discrets. Les problèmes ainsi formalisés se situent cependant dans la deuxième partie du processus de conception et se limitent souvent à la détermination fine de quelques paramètres correspondants à la structure retenue (*working structure*).

Cependant, on constate un manque d'outils de décision pour la première partie du processus de conception dans laquelle le choix de la structure et des matériaux est fait (*embodiment design*). A ce stade de la conception, les paramètres sont majoritairement discrets et non classables. De même, les productions unitaires ou en très petites séries pratiquées par certaines PME doivent nécessairement s'appuyer sur des standards. Il s'agit donc de choisir parmi un nombre fini de solutions plutôt que d'optimiser finement une géométrie.

Le thèse de Tuan-Vu Tran a pour objectif d'investiguer les méthodes d'optimisation les mieux à même de traiter les problèmes de conception de machines électriques comportant des variables discrètes. Pour mener à bien cette étude, un cas test (*benchmark*) a été construit. Le choix du dispositif s'est porté sur un transformateur de sécurité en raison de la large diffusion de ce dispositif et de la proximité géographique avec une PME les fabriquant en très petite série ou à l'unité.

Un autre objectif de la thèse est d'étudier les techniques dites de « *space-mapping* » (SM) dont l'idée est d'aligner un modèle dit grossier avec un modèle qualifié de fin. Le modèle grossier est généralement un modèle analytique ou un modèle semi-numérique dont le temps de calcul est faible. Le modèle fin est un modèle éléments finis précis mais lourd en temps de calcul. Une optimisation avec un modèle éléments finis est généralement rédhibitoire car elle requiert entre une centaine et plusieurs milliers de simulations. Lors de l'utilisation du SM, l'optimisation est faite avec le modèle grossier. A chaque solution trouvée, une validation avec le modèle fin est faite. Si l'écart est trop grand, une correction du modèle grossier est calculée et l'optimisation est relancée jusqu'à ce que l'écart entre les réponses des deux modèles au point optimal soit faible.

Ainsi, plusieurs modèles du transformateur ont été réalisés :

- modèle magnétothermique analytique avec hypothèse de Kapp,
- modèle magnétothermique analytique sans hypothèse de Kapp,
- modèle éléments finis magnétodynamique complexe bidimensionnel et couplage faible avec un modèle éléments finis thermique statique bidimensionnel,
- modèle éléments finis magnétodynamique complexe tridimensionnel et couplage faible avec un modèle éléments finis thermique statique tridimensionnel (fig. IV.12).

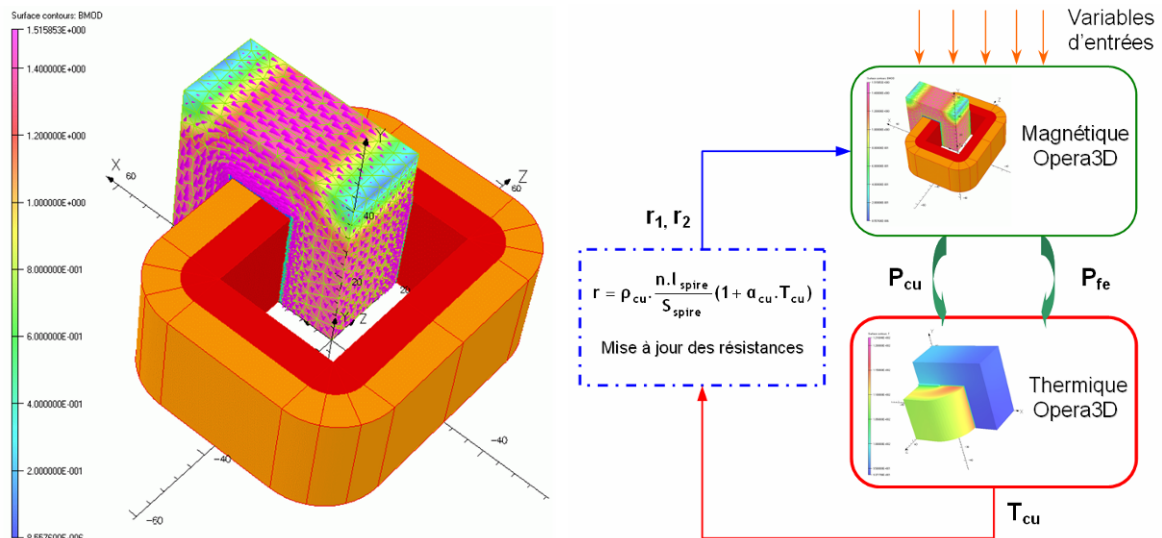


Fig. IV.12. Modèle magnétique éléments finis 3D (gauche) et couplage faible avec la thermique (droite)

Les modèles analytiques sont constitués du schéma électrique équivalent ainsi que d'un modèle thermique nodal avec trois nœuds (fer, cuivre, air). Pour les modèles éléments finis, l'évolution des grandeurs électriques et magnétiques est supposée sinusoïdale alors que la température est supposée constante car la constante de temps thermique est très supérieure à 20 ms.

L'analyse des résultats a montré que le modèle éléments finis bidimensionnel est moins précis que les modèles analytiques.

Les résultats du modèle sans l'hypothèse de Kapp sont plus proches de ceux du modèle éléments finis tridimensionnel. Cependant, la moitié des équations du modèle étant implicites, la résolution est difficile et nécessite l'utilisation du modèle avec l'hypothèse de Kapp pour fournir des valeurs initiales pertinentes.

Pour le modèle avec l'hypothèse de Kapp, l'utilisation des techniques de triangularisation a permis de réduire la taille du système implicite dont les équations sont résolues simultanément (fig. IV.13). Ces équations font intervenir la température du cuivre et la chute de tension du transformateur. Les autres équations sont résolues séquentiellement.

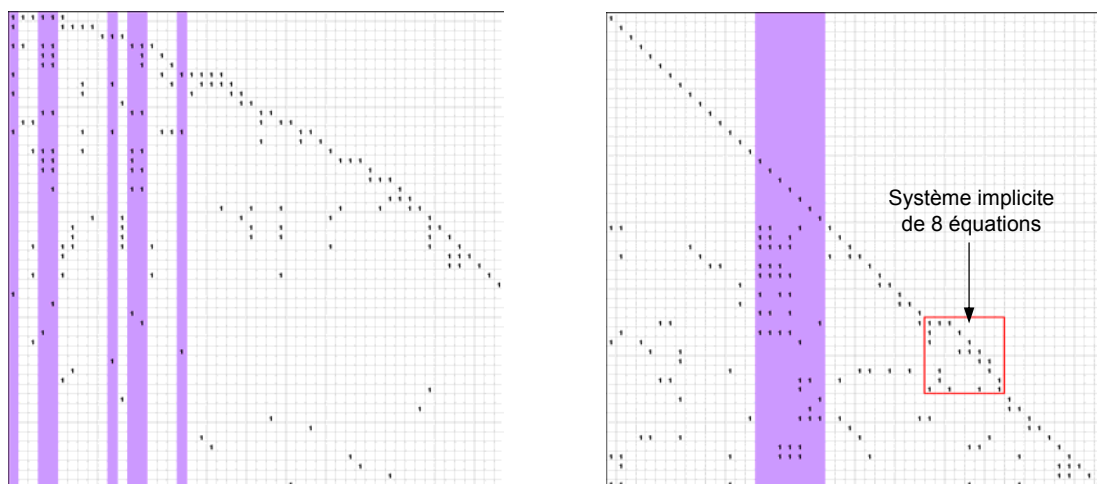


Fig. IV.13. Matrice d'incidence du système d'équations avant (gauche) et après (droite) l'ordonnement

Les écarts les plus importants entre le modèle éléments finis tridimensionnel (EF3D) et le modèle analytique avec hypothèse de Kapp sont les inductances de fuite et les températures. Dans le modèle analytique, les températures sont supposées uniformes dans le fer et le cuivre alors que le modèle éléments finis montre un gradient de température significatif dans les bobines.

V. Les algorithmes d'optimisation

L'objectif de cette section est de présenter les algorithmes d'optimisation fréquemment utilisés pour la conception des machines électriques. Le prochain chapitre permet de souligner le besoin d'une diversité d'algorithmes ayant des caractéristiques complémentaires. Quelques méthodes d'optimisation sont ensuite décrites et cette section se termine par la mise en évidence de leurs complémentarités.

V.1. Le beurre et l'argent du beurre

Cette expression française peut être considérée comme l'équivalent de l'expression anglaise « *no free lunch* ». Ainsi, le « *no free lunch theorem* », énoncé depuis longtemps en intelligence artificielle et rappelé récemment dans (Spall, 2003), peut se comprendre de plusieurs façons.

La signification la plus courante est qu'il n'existe pas de méthode d'optimisation qui puisse être efficace, c'est à dire précise et rapide, et s'appliquer à une large variété de problèmes. On distingue ainsi les heuristiques des méta-heuristiques.

Une heuristique est une méthode d'optimisation spécialisée pour un type de problème donné. Elles sont souvent utilisées dans les jeux et sont basées sur l'expérience dont sont issues des « recettes gagnantes ». Ces méthodes s'appliquent ainsi aux problèmes pour lesquels il est trop difficile ou impossible de développer des connaissances théoriques qui pourraient être utiles pour guider l'optimisation. Elles sont très rapides mais très spécialisées et peu robustes.

Une méta-heuristique est quant-à-elle une méthode générique pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents sans nécessiter de changement profond dans le fonctionnement de l'algorithme. Ce terme est parfois employé pour désigner une méthode combinant plusieurs heuristiques mais le terme hybride est préférable dans ce cas. Une méta-heuristique désigne davantage une méthode d'optimisation générique de nature stochastique.

Une conséquence de ce théorème, présentée en introduction de l'intervention (Alotto *et al.*, 2006), est que les méthodes d'optimisation ne peuvent continuellement s'améliorer tout comme il ne peut apparaître indéfiniment des méthodes meilleures que les précédentes. Les auteurs en déduisent donc que l'avenir des méthodes d'optimisation passe nécessairement par une hybridation des algorithmes, confirmant ainsi une tendance amorcée depuis plus de dix ans dans notre domaine (Vasconcelos *et al.*, 1997).

Puisque une méthode ne s'imposera jamais comme universellement meilleure et qu'il faudra trouver des complémentarités au travers de l'hybridation, il convient donc de bien comprendre le principe de fonctionnement de chaque classe d'algorithme. Les chercheurs et ingénieurs ont à maîtriser une variété de méthodes en constante évolution. Ils ne peuvent se contenter de connaître une seule méthode sans se condamner à traiter toujours le même type de problème d'optimisation.

Dans son ouvrage (Spall, 2003), l'auteur illustre son propos par l'exemple de l'aiguille dans la botte de foin. Il précise qu'aucune méthode de recherche « à l'aveugle » n'est meilleure qu'une autre. Lorsque je soumetts ce problème aux élèves de l'école Centrale Lille ou à ceux du Master « énergie électrique et développement durable » de l'université des sciences et technologies de Lille, beaucoup supposent que l'aiguille est métallique et proposent d'utiliser un détecteur pour obtenir une direction de recherche. Par contre, aucun ne me questionne sur la façon dont l'aiguille a été disposée. Si elle avait été simplement jetée sur la botte, une recherche commençant par la surface extérieure de la botte serait plus efficace.

Ainsi, plus une méthode exploite d'informations, plus elle sera efficace dans sa recherche d'une solution. Elle sera également plus sensible avec un risque de non convergence si l'information nécessaire à la méthode d'optimisation est fournie de façon approximative ou bruitée par le modèle. Ceci souligne à nouveau la nécessaire adéquation entre le type de modèle et la classe de l'algorithme.

V.2. Caractéristiques des algorithmes

On peut distinguer les algorithmes suivant les caractéristiques ci-dessous :

- la sensibilité ou la robustesse,
- les opérateurs de recherche fondamentaux,
- le mode de recherche, et
- l'ordre de la méthode d'optimisation.

La sensibilité d'une méthode d'optimisation mesure l'influence des conditions initiales ou des paramètres de contrôle de l'algorithme sur l'optimum trouvé (fig. V.1). Les conditions initiales sont par exemple le point initial fourni à l'algorithme. Les paramètres de contrôle de l'algorithme sont souvent utilisés pour adapter les méthodes d'optimisation stochastiques au problème traité. Dans le cas d'un algorithme génétique, les paramètres de contrôle sont le type de codage, le type de croisement, la probabilité de mutation, la probabilité de croisement, la fraction d'élitisme, le nombre d'individus dans une population, etc.

Une méthode est dite robuste si la solution obtenue ne dépend pas ou peu des conditions initiales et des paramètres de contrôle. Dans le cas contraire, la méthode est dite sensible.

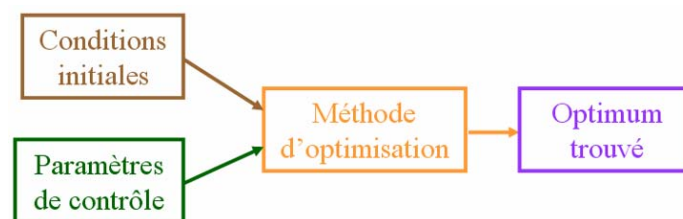


Fig. V.1. Sensibilité ou robustesse d'une méthode d'optimisation

Les opérateurs de recherche fondamentaux sont l'intensification et la diversification.

L'intensification ou exploitation permet une localisation précise de l'optimum. Elle consiste à exploiter les informations issues des meilleures solutions à l'itération courante et éventuellement dans l'historique de la recherche pour trouver une solution améliorante proche des bonnes solutions.

La diversification ou exploration a pour objectif de trouver l'optimum global. Elle permet une bonne exploration de l'espace de recherche en s'intéressant aux zones non explorées dans lesquelles il n'y a pas de bonne solution *a priori*. Cet opérateur est fortement consommateur de temps de calcul.

La différence entre ces deux opérateurs est illustrée en fig. V.2. Les opérateurs sont appliqués à un ensemble de solutions initiales au centre de la figure. A droite, l'intensification fournit un ensemble de solutions concentrées sur le minimum connu. A gauche, l'exploration génère des solutions très différentes et permet de découvrir un autre minimum.

Il est admis qu'une méthode d'optimisation est efficace si elle trouve un bon compromis entre ces deux opérateurs. Comme nous le verrons dans le chapitre suivant, de nombreuses méthodes n'exploitent qu'un seul des deux opérateurs.

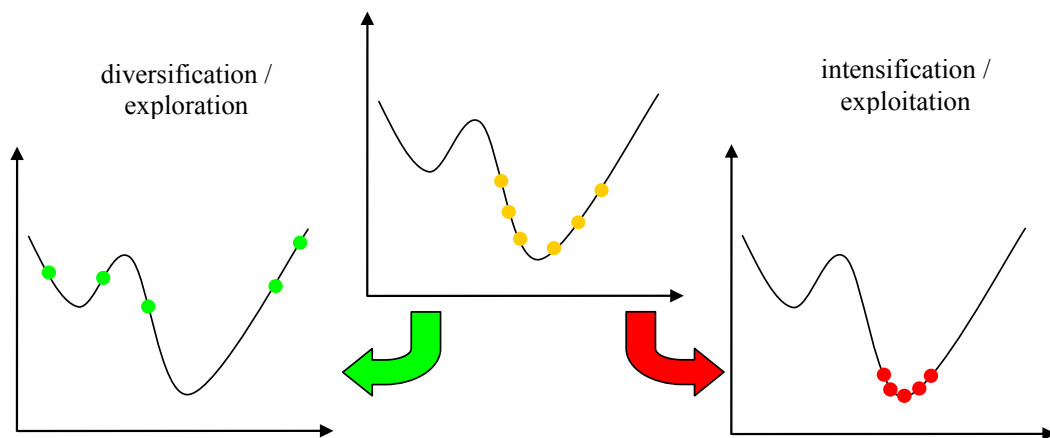


Fig. V.2. Diversification (gauche) et intensification (droite) à partir des solutions initiales (centre)

Il existe deux modes de recherche : déterministe et stochastique.

Un mode de recherche déterministe trouvera toujours le même optimum si les conditions initiales et les paramètres de contrôle de l'algorithme sont identiques. Les méthodes d'optimisation utilisant ce mode de recherche possèdent généralement des fondements théoriques solides issus des mathématiques appliquées et ne font appel qu'à des opérateurs d'intensification. La plupart de ces méthodes sont locales mais il existe aussi quelques méthodes globales.

Un mode de recherche stochastique utilise des mécanismes de transition probabilistes qui conduisent à des résultats différents pour des conditions initiales et des paramètres de contrôle identiques. Presque toutes les méthodes basées sur un mode de recherche stochastique sont globales et font appel aux deux opérateurs de recherche fondamentaux : diversification et exploitation.

L'ordre des méthodes d'optimisation désigne le niveau d'information nécessaire à l'algorithme.

Une méthode d'ordre zéro est également appelée méthode directe et ne fait appel qu'à la valeur de la fonction objectif et des contraintes.

Une méthode d'ordre un nécessite en plus le gradient de la fonction objectif et le jacobien des contraintes.

Une méthode d'ordre deux requiert le hessien de la fonction objectif et de chacune des contraintes. Dans la pratique, les méthodes d'ordre deux ne sont pas utilisées parce que le

hessien est trop long à calculer ou trop bruité. Les méthodes dites d'ordre supérieur à un sont préférées. Elles utilisent une approximation du hessien qui est mise à jour à chaque itération à partir du gradient avec la formule de Broyden¹ (Minoux, 1983).

V.3. Diversité des algorithmes

Ce chapitre n'a pas vocation à présenter exhaustivement toute la diversité des algorithmes utilisés pour l'optimisation des machines électriques. Seules les méthodes les plus efficaces et les plus fréquemment rencontrées sont présentées par ordre croissant de complexité.

V.3.1. Recherche linéaire

Les problèmes d'optimisation à une variable ne sont pas intéressants en soit, tout comme ceux avec deux variables car l'optimum est facile à trouver simplement en traçant un graphe bidimensionnel ou tridimensionnel. Cependant, de nombreuses méthodes d'optimisation multidimensionnelle utilisent des recherches linéaires, ce qui justifie l'intérêt d'exposer leur principe de fonctionnement.

La figure V.3 est construite en gardant à l'esprit le « théorème du beurre et de l'argent du beurre »² et le principe selon lequel une méthode est d'autant plus efficace qu'elle exploite un nombre important d'informations pour construire un modèle approché de la fonction objectif. Les méthodes de recherche linéaire sont en bas de la figure et les hypothèses associées à chaque algorithme sont au dessus.

Ainsi, la méthode de Newton est la plus rapide dans le cas d'une fonction objectif deux fois dérivable et avec un minimum unique (fig. V.4). Si la dérivée seconde n'est pas accessible, bruitée ou trop longue à calculer, la méthode de la sécante sera plus adaptée (fig. V.4).

En continuant sur la droite, le nombre d'hypothèses associées au modèle exploité par la méthode d'optimisation diminue. Si la dérivée première n'est pas accessible mais que la fonction est continue, elle sera remplacée par une parabole qui convergera vers la fonction objectif à mesure que l'intervalle de recherche se réduira et que l'algorithme de recherche quadratique convergera vers le minimum (fig V.5). Il est également possible d'utiliser une fonction cubique à la place de la parabole.

¹ Également connue sous l'acronyme BFGS (Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno).

² Traduction libre du « no free lunch theorem »

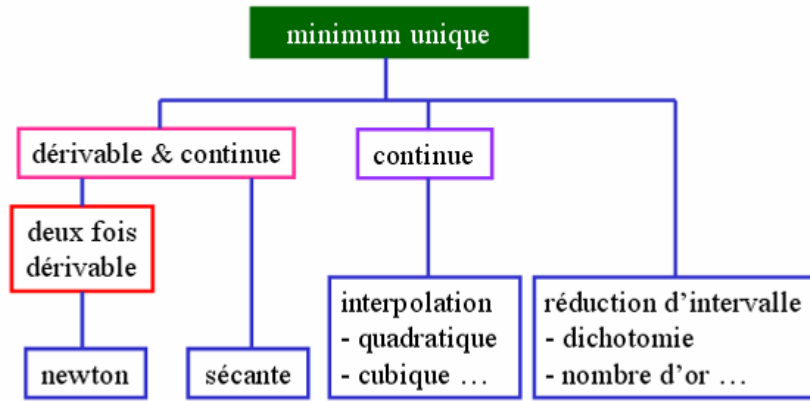


Fig. V.3. Méthodes d'optimisation unidimensionnelle

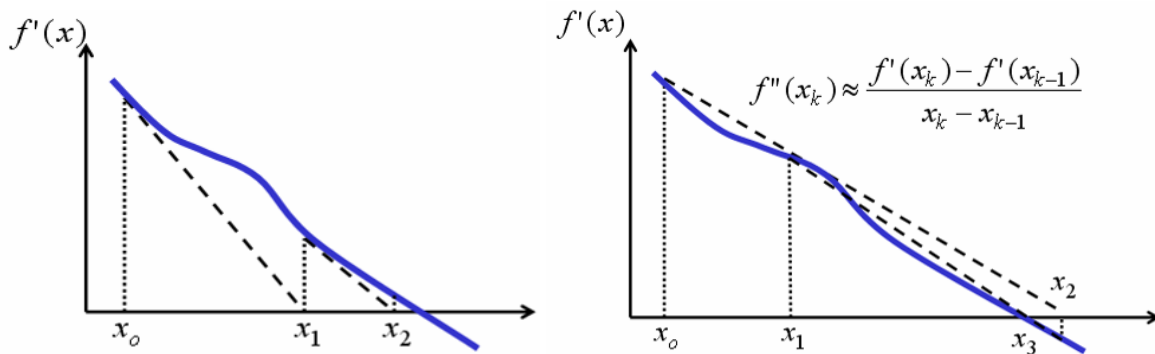


Fig. V.4. Méthodes de recherche linéaire de newton (gauche) et de la sécante (droite)

Enfin, les méthodes de réduction d'intervalle utilisent comme seule l'hypothèse l'unicité du minimum sur l'intervalle de recherche et sont donc plus lentes mais aussi plus robustes si la fonction objectif et ses dérivées sont bruitées. La méthode du nombre d'or est la plus répandue car elle est bien plus efficace que la dichotomie (fig. V.5).

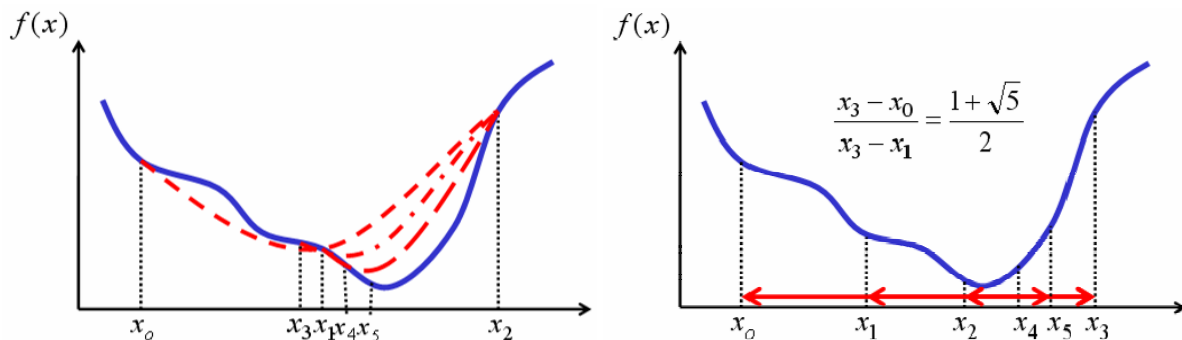


Fig. V.5. Méthodes de recherche linéaire quadratique (gauche) et du nombre d'or (droite)

V.3.2. Méthodes déterministes locales

Les méthodes d'optimisation déterministes locales supposent que la fonction objectif et le domaine de recherche soient convexes. Ainsi, il y a un minimum unique qui est trouvé par amélioration d'une solution initiale.

La figure V.6 présente quatre méthodes locales utilisées pour les problèmes à objectif unique et sans contraintes.

Les deux méthodes à droite n'utilisent pas de dérivée. Le simplexe de Nelder-Mead (Lagarias *et al.*, 1998) est une méthode qui utilise $n + 1$ points. A chaque itération, le point le plus mauvais est éliminé et le centre de gravité des autres points est calculé. Quelques points sont testés dans la direction de recherche allant du point éliminé au centre de gravité et le meilleur remplace le point éliminé. L'algorithme s'arrête lorsque la taille du simplexe est suffisamment petite (fig. V.7).

La méthode des directions conjuguées de Powell (Minoux, 1983) effectue une recherche linéaire suivant des directions orthogonales (fig. V.7). Ces directions sont initialement les axes des variables d'optimisation mais un test est réalisé à chaque itération pour déterminer s'il est judicieux d'en changer.

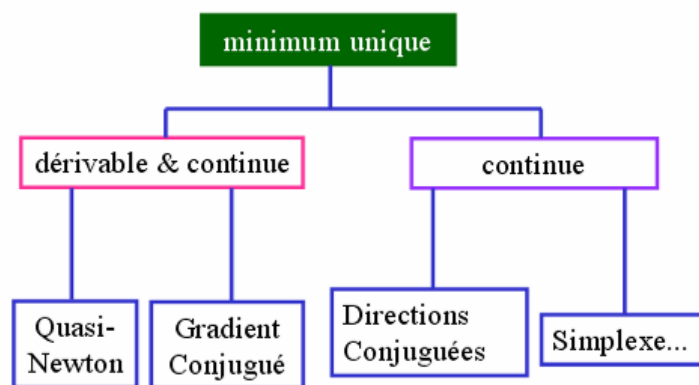


Fig. V.6. Méthodes d'optimisation multidimensionnelle déterministes et locales

Parmi les méthodes utilisant la dérivée première, celles du gradient conjugué et quasi-Newton sont fréquemment utilisées. Pour ces méthodes, une recherche linéaire est effectuée à chaque itération. Ce qui diffère est la façon de calculer la direction de recherche. La méthode de la plus grande pente a le défaut bien connu de converger lentement car ses directions de recherche sont l'opposé du gradient et donc orthogonales d'une itération à la suivante. La figure V.7 montre en gris le trajet suivi par la méthode de la plus grande pente. En comparaison, la méthode du gradient conjugué pondère l'opposé du gradient avec la direction de recherche à l'itération précédente pour converger plus rapidement. La première itération est identique à celle de la plus grande pente mais les suivantes diffèrent comme montré en orange sur la figure V.7.

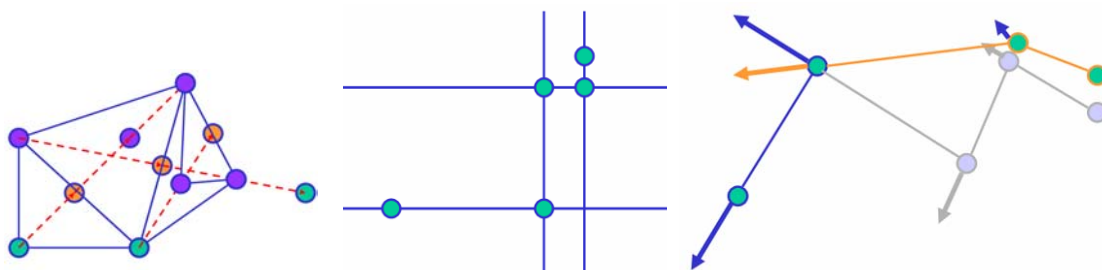


Fig. V.7. Méthodes du simplexe (gauche), des directions conjuguées (milieu) et du gradient conjugué (droite)

Les méthodes quasi-Newton¹ utilisent le développement de Taylor de la fonction objectif au second ordre en X_k :

$$f(X_k + \Delta X) = f(X_k) + \nabla f(X_k) \cdot \Delta X + \frac{1}{2} \Delta X^t \cdot \nabla^2 f(X_k) \cdot \Delta X + o(\Delta X^3) \quad (\text{V.1})$$

On cherche un déplacement ΔX tel que la condition d'optimalité du premier ordre en $X_k + \Delta X$ soit satisfaite :

$$\nabla f(X_k + \Delta X) = \nabla f(X_k) + \nabla^2 f(X_k) \cdot \Delta X + o(\Delta X^2) = 0 \quad (\text{V.2})$$

Le déplacement ΔX vaut donc :

$$\Delta X = -[\nabla^2 f(X_k)]^{-1} \cdot \nabla f(X_k) \quad (\text{V.3})$$

Il reste à vérifier les deux conditions d'optimalité en $X_{k+1} = X_k + \Delta X$:

- Si la condition d'optimalité du second ordre n'est pas vérifiée alors la matrice du Hessien est modifiée jusqu'à ce qu'elle soit définie positive et ΔX est recalculé,
- Si la condition d'optimalité du premier ordre n'est pas vérifiée et que $f(X_{k+1}) > f(X_k)$ alors une recherche linéaire est faite dans la direction ΔX , et
- Si la condition d'optimalité du premier ordre n'est pas vérifiée mais que $f(X_{k+1}) < f(X_k)$ alors X_{k+1} est conservé.

Cette méthode converge en une itération si la fonction objectif est quadratique. Dans le cas contraire, il faut plusieurs itérations.

Le Hessien est une matrice de dimension $n \cdot n$. Son calcul est souvent coûteux et parfois impossible. Une approximation est améliorée à chaque itération par la méthode de Broyden :

$$[\nabla^2 f]_{k+1}^{-1} = [\nabla^2 f]_k^{-1} + \frac{\Delta X \cdot \Delta X^t}{\Delta X^t \cdot \Delta f} - \frac{[\nabla^2 f]_k^{-1} \cdot \Delta f \cdot \Delta f^t \cdot [\nabla^2 f]_k^{-1}}{\Delta f^t \cdot [\nabla^2 f]_k^{-1} \cdot \Delta f} \quad (\text{V.4})$$

Toutes les méthodes présentées sont faites pour des problèmes sans contrainte et avec un objectif unique à minimiser. Elles peuvent s'appliquer aux problèmes avec contraintes et/ou plusieurs objectifs en employant les techniques de transformation vues en section II.

La méthode de programmation quadratique séquentielle (*sequential quadratic programming*, SQP) correspond à une méthode quasi-Newton pour laquelle la fonction objectif est remplacée par le lagrangien pour prendre en compte les contraintes. Elle est réputée comme étant une des plus efficaces pour les problèmes à variables continues de petite et moyenne dimensions.

V.3.3. Méthodes déterministes globales

¹ Ces méthodes sont également dénommées « à métrique variable »

L'usage des méthodes déterministes globales est moins répandu principalement en raison du nombre important d'évaluations des fonctions objectif et contraintes.

Parmi ces méthodes, certaines divisent l'espace de recherche en se concentrant sur les zones pouvant potentiellement contenir l'optimum global. La méthode des plans treillis proposée dans (Vivier, 2002) utilise la technique des plans d'expériences pour construire une surface de réponse. Son utilisation pour la maximisation d'une fonction comportant deux maximums de valeurs proches est présentée en figure V.8. Cette méthode n'utilise pas les dérivées, ce qui la rend bien adaptée aux modèles de type boîte noire et/ou bruités.

La méthode DIRECT¹ (Perttunen *et al.*, 1993) est également faite pour les modèles de type boîte noire et se contente d'un point par hyper-rectangle. Le modèle utilisé est lipchitzien, ce qui revient à considérer que la fonction objectif est minorée par une fonction linéaire par partie. La figure V.8 montre les subdivisions réalisées par l'algorithme DIRECT.

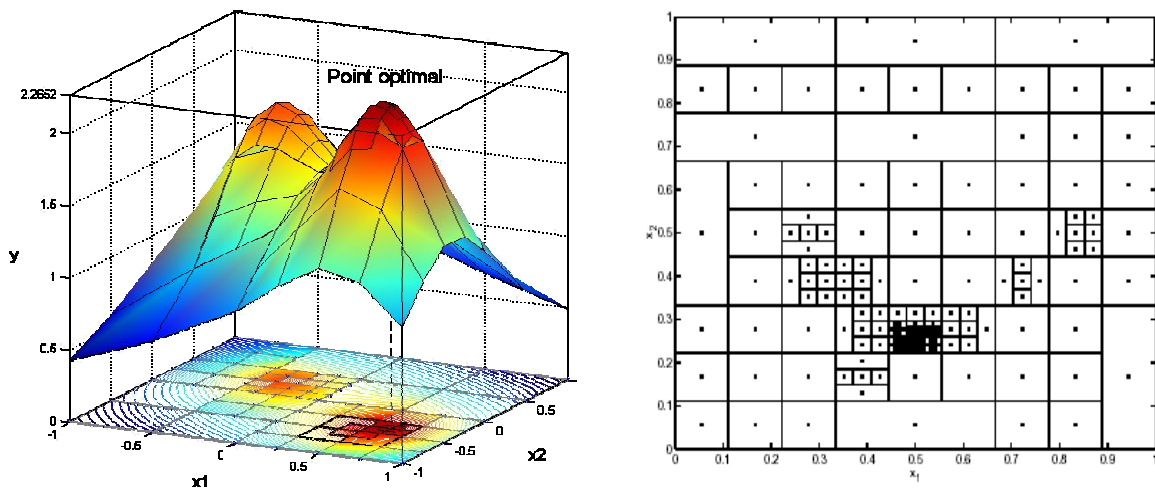


Fig. V.8. Méthode des plans treillis (Vivier, 2002) (gauche) et algorithme DIRECT (Finkel, 2003) (droite)

De manière plus générale, l'optimisation globale peut être traitée en deux étapes. La première consiste à créer une surface de réponse progressivement en affinant les zones où la précision est insuffisante. L'optimum global est trouvé en seconde étape au moyen d'algorithmes coûteux. Ainsi (Costa *et al.*, 2002) construisent une surface de réponse avec des éléments diffus ou des hyper-rectangles puis procèdent à l'optimisation par un algorithme génétique. D'autres techniques sont utilisées pour construire une approximation de la fonction objectif : (Lebensztajn *et al.*, 2004) emploient le Kriging² et ses variantes, (Vieira *et al.*, 2005) (Rashid *et al.*, 2001) (Fanni *et al.*, 2003) préfèrent un réseau de neurones alors que (Kobetski *et al.*, 2003) utilisent des fonctions radiales de base³. Un des avantages des fonctions d'approximation est de fournir un gradient sans coût supplémentaire.

Dans (Pahner *et al.*, 2000), les auteurs proposent une utilisation alternée entre le modèle de calcul de la fonction objectif et un modèle obtenu par une approximation multi-

¹ Le nom DIRECT vient de l'abréviation de la phrase anglaise « *Dividing RECTangles* ».

² En référence aux travaux de Daniel Gerhardus Krige formalisés par Georges Matheron

³ Traduction de « *Radial Basis Function* » (RBF)

quadratique¹. L'optimisation est faite par un algorithme à évolution différentielle et sa première phase est faite avec la fonction objectif. A chaque itération, une approximation multi-quadratique est construite avec les points à proximité du meilleur. Si pour les nouveaux points générés, la valeur calculée par l'approximation est très proche de celle par la fonction objectif alors une seconde phase commence. Elle consiste en l'optimisation avec l'approximation et sa durée est d'autant plus grande que l'approximation est bonne. L'algorithme enchaîne ces deux phases jusqu'à convergence.

La méthode appelée « *efficient global optimization* » (EGO) (Jones *et al.*, 1998) construit une surface de réponse progressivement tout en minimisant la fonction objectif. L'intensification est utilisée pour exploiter les meilleures solutions connues alors que la diversification permet d'explorer les zones de l'espace de recherche dans lesquelles l'erreur d'approximation de la fonction objectif est la plus importante.

Enfin, (Messine, 1997) propose un algorithme de type séparations et évaluations² spécifique pour l'optimisation globale avec des modèles analytiques. L'arithmétique des intervalles permet de calculer l'intervalle de variation d'une fonction explicite connaissant les intervalles de variation des variables qui la composent. Il est alors possible de comparer les sous-ensembles de l'espace de recherche pour éliminer ceux qui ne peuvent pas contenir l'optimum global et affiner les autres.

V.3.4. Méthodes stochastiques mono-objectifs

Les méthodes d'optimisation stochastiques s'appuient sur des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires. Cette caractéristique indique que plusieurs exécutions successives de ces méthodes peuvent conduire à des résultats différents pour une même configuration initiale d'un problème d'optimisation. Ces méthodes ont une grande capacité à trouver l'optimum global du problème. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes, elles ne nécessitent ni point de départ, ni connaissance du gradient de la fonction objectif pour atteindre la solution optimale. Cependant, elles demandent un nombre important d'évaluations de la fonction objectif.

Les méthodes stochastiques les plus employées dans notre domaine sont les algorithmes génétiques et ses variantes, le recuit simulé, la recherche taboue, les essais particuliers et les colonies de fourmis.

Les algorithmes génétiques reposent sur une analogie avec la théorie de l'évolution naturelle de Darwin qui postule que les individus d'une population les mieux adaptés à leur environnement ont une plus grande probabilité de survivre et de se reproduire, en donnant des descendants encore mieux adaptés (Holland, 1975). Comme dans les mécanismes naturels, les principaux opérateurs qui affectent la constitution d'un chromosome (qui peut être représenté

¹ $f(x) = \sum_{j=1}^N c_j \cdot \sqrt{\|x - x_j\|^2} + s$ où N est le nombre de points utilisés pour la construction

² Plus connus sous le nom anglais : « *branch and bound algorithms* »

comme une chaîne des caractères ou une suite réelle) sont le croisement et la mutation. La sélection des individus pour la reproduction se fait de différentes manières favorisant toujours ceux qui ont les meilleures valeurs pour la fonction objectif. Un mécanisme d'élitisme conserve les meilleurs individus d'une génération à la suivante pour assurer la convergence de l'algorithme (Sareni *et al.*, 2000) (Gallardo *et al.*, 2000) (Chen *et al.*, 2001).

Notre contribution à cette méthode se situe dans l'étude de sensibilité des paramètres de contrôle de l'algorithme et la mise au point d'un nouveau critère d'arrêt basé sur les plans d'expériences (Hajji *et al.*, 2003).

La stratégie d'évolution (Horri *et al.*, 2000) est assez similaire aux algorithmes génétiques. Sa variante la plus populaire consiste à produire un enfant par mutation gaussienne d'un parent.

Les systèmes immunitaires artificiels (Canova *et al.*, 2005) et les algorithmes de sélection et clonage (Campelo *et al.*, 2005) utilisent des opérateurs similaires à ceux des deux familles d'algorithme précédentes.

Le recuit simulé a été proposé en 1983 par Kirkpatrick pour la résolution d'un problème de placement en VLSI¹ (Kirkpatrick *et al.*, 1983). La méthode est issue d'une analogie avec le phénomène physique de refroidissement lent d'un corps en fusion, qui le conduit à un état solide, de basse énergie. Dans le contexte de l'optimisation, la fonction objectif à minimiser est l'énergie qui doit être la plus basse possible, ce qui correspond à une structure cristalline. La température est un facteur de contrôle de l'algorithme qui agit sur la probabilité de Boltzmann. A haute température, tout l'espace de recherche est exploré et une configuration avec une énergie plus élevée a une probabilité importante d'être acceptée. Ceci évite à l'algorithme d'être piégé dans un optimum local. A basse température, la probabilité de Boltzmann est faible et seules les solutions améliorantes sont retenues alors que l'espace de recherche se réduit (Yang *et al.*, 2000) (Shu *et al.*, 2004).

La recherche taboue est une méthode de recherche originalement développée par Glover en 1986 (Glover, 1986) spécifiquement pour des problèmes d'optimisation combinatoire. Elle est basée sur l'utilisation d'une mémoire flexible qui joue un rôle essentiel dans le processus de recherche et permet d'exploiter son histoire en évitant de se faire piéger dans des optimaux locaux et de revenir à des solutions déjà visitées (Glover, 1993). Une liste dite taboue sert à stocker l'historique de la recherche. Sa structure a donc une grande importance pour les performances de l'algorithme (Leonard *et al.*, 2000) (Ho *et al.*, 2001) (Chen *et al.*, 2002).

Nous avons développé une nouvelle méthode de recherche taboue basée sur l'utilisation de zones d'exclusion de taille variable dans le temps et l'espace (Hajji *et al.*, 2004).

L'optimisation par essaim particulaire a été développée par Kennedy et Eberhat (Kennedy *et al.*, 1995), en s'inspirant du comportement social des individus qui ont tendance à imiter les comportements réussis qu'ils observent dans leur entourage tout en y apportant leurs variations personnelles, ce qui offre un caractère adaptatif à la méthode. De ce fait, cette technique est fondée sur la notion de coopération entre des agents qui peuvent être vus comme

¹ « *Very Large Scale Integration* », intégration à très grande échelle

des animaux peu intelligents ayant peu de mémoire et de facultés de raisonnement. L'échange d'informations entre ces agents rudimentaires leur permet néanmoins d'acquérir un comportement globalement astucieux et de résoudre des problèmes difficiles (Baumgartner *et al.*, 2004) (Clerc, 2005).

La méthode d'optimisation par colonie de fourmis est proposée par Dorigo dans les années 90 en s'inspirant du comportement collectif des fourmis (Dorigo, 1992). Bien que les fourmis aient individuellement des capacités cognitives très réduites, elles sont capables collectivement de résoudre le problème de la découverte du plus court chemin allant de leur colonie vers une source de nourriture. Pour ce faire, les fourmis utilisent l'environnement comme support de communication : elles échangent indirectement de l'information en déposant des phéromones. L'application de cette méthode pour l'optimisation des dispositifs électrotechniques est très récente (Lo *et al.*, 2005).

Ces différents algorithmes n'étant pas construits sur des bases mathématiques, il est difficile de les comparer *a priori*. Dans la section suivante, nous feront une comparaison *a posteriori* suite aux résultats donnés sur des cas test d'optimisation.

V.3.5. Méthodes stochastiques multi-objectifs

Le développement d'algorithmes d'optimisation se focalise actuellement sur les problèmes multi-objectifs. Les algorithmes évolutionnaires sont très bien adaptés au traitement de ces problèmes comme en témoigne le nombre important d'articles publiés. Dans ce chapitre, un descriptif des différents algorithmes évolutionnaires multi-objectifs est donné en rappelant leurs points forts et leurs points faibles. De plus amples informations peuvent être trouvées dans (Colette *et al.*, 2002) et (Roudenko, 2004).

La méthode VEGA (*Vector Evaluated Genetic Algorithm*) proposée par Schaffer en 1985, est le premier algorithme évolutionnaire qui traite les problèmes multi-objectifs (Schaffer, 1985). L'algorithme est facile à mettre en œuvre : seuls quelques changements minimaux doivent être apportés à un algorithme génétique mono-objectif. De plus, cela n'implique aucun coût de calcul supplémentaire. Le danger de cette méthode est de converger vers une population constituée d'individus moyens dans tous les objectifs, ce qui donne une représentation incomplète du front de Pareto. De plus, cette méthode ne permet pas de trouver des solutions se trouvant dans une concavité du front de Pareto.

L'algorithme MOGA (*Multiple Objective Genetic Algorithm*) a été proposé par Fonseca et Fleming. C'est le premier algorithme à utiliser la notion de dominance directement pour évaluer la performance des individus (Fonseca *et al.*, 1993). Cependant, la méthode MOGA ne permet pas, dans certains cas, d'obtenir une représentation complète du front de Pareto.

Le concept de classement (*ranking*) par dominance dans les algorithmes génétiques a été mis en œuvre par Srinivas et Deb en 1994 dans leur méthode NSGA (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*) (Srinivas *et al.*, 1994). Le *ranking* permet de classer les individus selon le rang du front auquel ils appartiennent, ce qui est moins pénalisant pour les individus dominés. Cette valeur est dégradée si trop d'individus sont proches. Elle présente cependant

l'inconvénient d'être sensible au choix du paramètre de partage permettant de préserver la diversité. La méthode NPGA (*Niched Pareto Genetic Algorithm*) (Horn *et al.*, 1993) est très similaire à NSGA mais utilise un processus de sélection différent.

Par analogie avec l'optimisation évolutionnaire mono-objectif, l'introduction de l'élitisme est bénéfique pour les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs. L'algorithme SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) est proposé par Zitzler et Thiele en 1998 (Zitzler *et al.*, 1998). La méthode range les solutions non dominées dans une population externe appelée archive et séparée de la population courante. Cependant, SPEA est sensible à l'équilibre entre la taille de l'archive et celle de la population courante. Ainsi, l'algorithme a tendance à ne pas préserver les individus qui se trouvent sur les extrémités de l'archive, chose qui peut être importante pour la bonne représentation du front de Pareto. Pour tous ces inconvénients, SPEA a été corrigé par ses auteurs pour donner naissance à un nouvel algorithme SPEA2 (Zitzler *et al.*, 2001) qui diffère de son prédécesseur par une taille de l'archive fixe et un calcul de la performance des individus plus raffiné. De plus, seuls les individus de l'archive participent au processus de reproduction.

De même, NSGA est corrigée par Deb en 2002 pour donner naissance à la méthode NSGA-II (Deb *et al.*, 2002) dans laquelle les parents et enfants sont classés selon le rang de dominance. Lorsque plus de la moitié des parents et enfants confondus sont dominants, une mesure de la densité des solutions est utilisée. Contrairement à son prédécesseur, NSGA-II ne dépend d'aucun paramètre. Cependant, des solutions Pareto-optimales situées dans une région très peuplée peuvent être éliminées en laissant la place à des solutions non-dominées dans la population courante mais qui ne sont pas Pareto-optimales.

Les travaux comparant les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs montrent que l'introduction de l'élitisme a mené à des performances nettement supérieures. Par contre, il est difficile de dire si la méthode SPEA2 est meilleure que NSGA-II ou inversement (Roudenko, 2004).

Enfin, il existe d'autres méthodes stochastiques multi-objectifs telle que la recherche taboue (Yang *et al.*, 2004) mais elles sont peu utilisées.

V.4. Positionnement et complémentarité

Les méthodes d'optimisation exposées précédemment se distinguent à première vue par leurs cibles. Il y a celles capables de traiter les problèmes multi-objectifs, celles qui trouvent l'optimum global, et celles qui traitent les contraintes. Cependant, la maîtrise des techniques de transformation des problèmes d'optimisation détaillées en section II casse ces délimitations trop restrictives.

Prenons, par exemple, le cas d'un problème d'optimisation multi-objectif avec contraintes et d'un modèle incapable de fournir les dérivées de la fonction objectif et des contraintes. L'emploi de l'algorithme du gradient conjugué semble *a priori* mal indiqué mais il est tout de même capable de trouver le front de Pareto en transformant le problème d'optimisation multi-objectif avec contrainte en une suite de problèmes d'optimisation mono-objectifs sans contraintes. De même, le gradient peut être estimé par différentes techniques

dont les différences finies et le problème de convergence vers un optimum local peut être contourné en recommençant l'optimisation avec d'autres points initiaux. Toujours *a priori*, les algorithmes NSGA-II et SPEA2 semblent mieux convenir à ce problème.

Dans la section suivante, nous resterons pragmatiques en comparant *a posteriori* les résultats des différentes approches pour trouver celles qui conviennent le mieux à la conception des machines optimales.

La diversité des méthodes présentées met également en exergue la complémentarité de leurs caractéristiques. Ainsi une méthode globale peu précise et à convergence lente pourra bénéficier de l'usage d'un algorithme de recherche locale précis et rapide. Cette hybridation des méthodes est une nécessité constaté par de nombreux acteurs et illustre parfaitement le théorème du beurre et de l'argent du beurre.

La figure V.9 propose une classification de quelques méthodes d'optimisation suivant leurs caractéristiques. Les axes sont la précision de la solution, la rapidité, la capacité à gérer les contraintes, la robustesse vis-à-vis du bruit de la fonction objectif, la capacité à trouver l'optimum global et la capacité à traiter un problème avec des objectifs multiples.

Du fait des techniques de transformation, aucune méthode n'a un score nul suivant l'un des axes. Les méthodes ayant la plus grande surface sont les plus intéressantes. L'hybridation de deux méthodes revient à faire l'union des deux aires et la figure V.9 met bien en évidence les associations intéressantes.

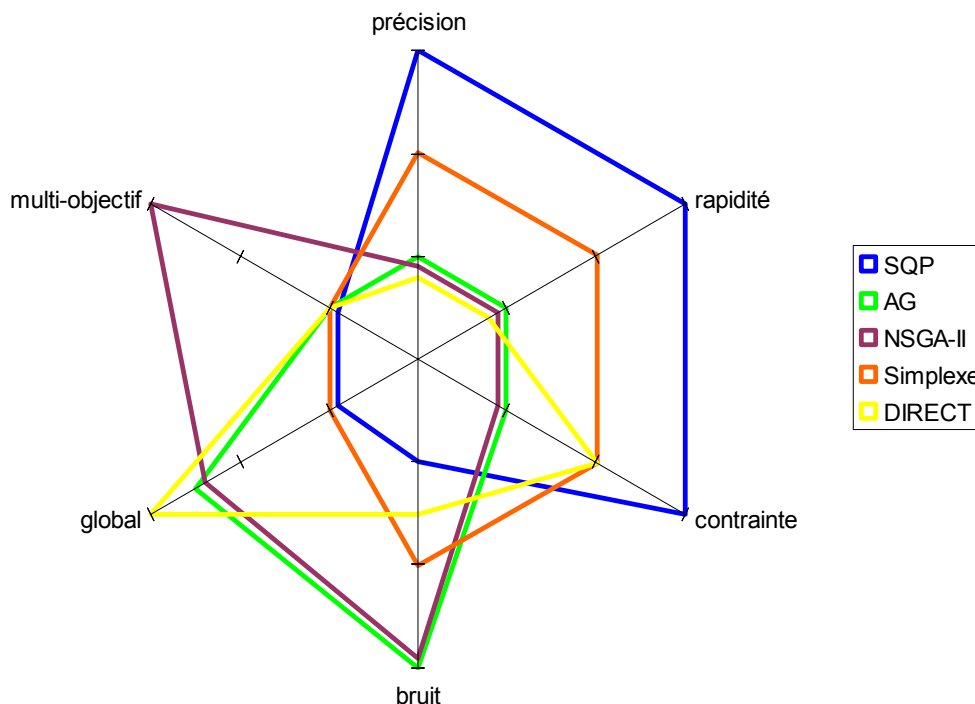


Fig. V.9. Classification des méthodes d'optimisation suivant leurs caractéristiques

V.5. Méthodes pour variables mixtes

Ces méthodes sont présentées séparément car il n'est pas possible, dans le cas d'un problème à variables discrètes ou mixtes, de se ramener à un problème à variables continues par une transformation telles que celles présentées en section II. En effet, nous avons pu

constater que la solution d'un problème à variables discrètes n'est pas l'arrondi au plus proche de la solution du problème à variables continues équivalent. De plus, certaines variables discrètes telles que celles décrivant les matériaux ne sont pas classables et une transformation n'aurait alors aucun intérêt.

Les algorithmes génétiques ont la capacité de traiter les problèmes à variables mixtes en employant une structure particulière pour le codage. Le génome est alors une concaténation de chromosomes codant des variables continues et de chromosomes codant des variables discrètes. Les opérateurs de croisement et de mutation existent déjà pour chaque type de chromosome et leur adaptation à un génome mixte est alors immédiate. D'autres méthodes stochastiques telles que le recuit simulé et la recherche taboue existent pour des variables discrètes et peuvent facilement être adaptées aux problèmes à variables mixtes.

Parmi les algorithmes déterministes capables de traiter les variables discrètes, on remarque surtout les méthodes « *branch and bound* » qui construisent un arbre des solutions et l'explorent de diverses façons. L'arbre est un graphe orienté sans boucle composé de nœuds et de branches. Un nœud terminal est appelé une feuille et ne peut être atteint que par un chemin unique. Pour éviter l'explosion combinatoire que représente l'évaluation exhaustive de l'ensemble des solutions ou feuilles, un modèle simplifié est utilisé. En plus d'être rapide, ce modèle a la propriété de sous-estimer la fonction objectif et permet à chaque nœuds de couper les branches dont on a la certitude qu'elles ne peuvent pas conduire à des solutions optimales.

Une variante de cet algorithme (Venkataraman, 2002) est présentée en figure V.10. Le nœud initial ou racine se trouve en haut de la figure. En ce nœud, situé au niveau zéro, une optimisation est faite en permettant aux $n - k$ variables discrètes¹ de prendre des valeurs continues. La solution trouvée minore forcément la solution optimale dans l'espace des variables mixtes. A partir de ce nœud, autant de branches sont développées qu'il y a de valeurs possibles pour la première variable discrète. Au bout de chaque branche, se trouve un nœud auquel est faite une optimisation où les $n - k - 1$ variables discrètes restantes peuvent prendre des valeurs continues. A ce niveau un, un classement des solutions trouvées met en évidence les nœuds potentiellement les plus intéressants à développer. Si un seul nœud est développé alors l'algorithme atteint rapidement une feuille au niveau $n - k$ sans garantir que cette solution soit optimale. Dans la figure V.10, cette solution correspond au nœud numéro 411 du niveau 4 et la fonction objectif vaut 2.6142. Ainsi, l'arbre peut être à nouveau exploré en partant de la racine et cette fois, tous les nœuds ayant une valeur minorée de la fonction objectif supérieure à 2.6142 peuvent être supprimés. Il est ainsi possible d'obtenir l'optimum global avec certitude et dans un temps raisonnable.

La comparaison entre les algorithmes *branch and bound* et les méthodes stochastiques pour les variables mixtes est faite en section VI sur un problème pour lequel la solution exacte a également été trouvée par énumération exhaustive des solutions.

¹ Les notations sont celles de l'équation (II.5)

V.6. Méthodes pour modèles de différentes précisions

La technique du « *space-mapping* » a été introduite par Bandler en 1994 pour des applications dans les micro-ondes (Bandler *et al.*, 1994). Une des premières applications dans le domaine de la conception des dispositifs électrotechniques a été présentée par Echeverria lors de la conférence « *Optimization and Inverse Problems in Electromagnetic* » (OIPE) en 2004 et publié dans (Echeverria *et al.*, 2005).

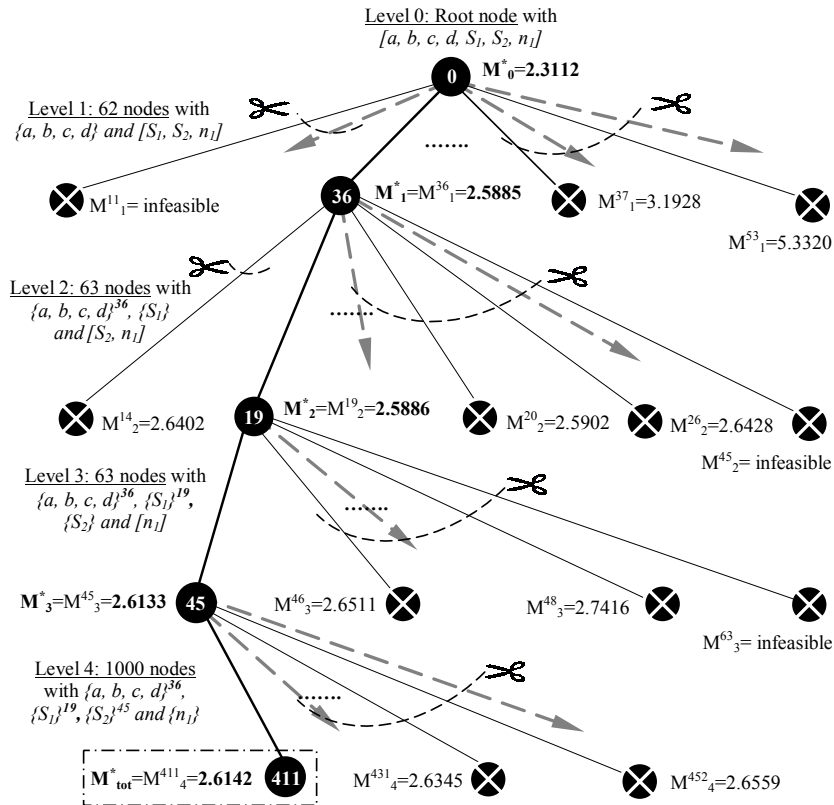


Fig. V.10. Algorithme *branch and bound* partiel

Le principe du « *space-mapping* » est d'aligner un modèle qualifié de grossier avec un modèle dit fin dans le but d'accélérer le processus d'optimisation et de trouver une solution aussi précise que si elle avait été trouvée uniquement avec le modèle fin.

Dans le domaine de l'électrotechnique, le modèle fin est généralement un modèle éléments finis bidimensionnel ou tridimensionnel avec un couple circuit et/ou un couplage thermique. Le temps de calcul est alors rédhibitoire pour une optimisation et le bruit du modèle rend délicat l'emploi des algorithmes les plus rapides utilisant les dérivées.

Il existe plusieurs types de modèles grossiers. Ils peuvent être construits à partir d'un échantillon de réponses du modèle fin, de façon séquentielle ou alternée. Cette technique est qualifiée de « *surrogate modeling* » et certaines méthodes d'optimisation présentée précédemment dans cette section l'utilisent sans employer ce terme.

L'approche qui est certainement la plus intéressante est d'utiliser un modèle de connaissance basé sur la description des phénomènes physiques intervenants au sein du dispositif (électrique, magnétique, thermique, etc.) et qui sont exprimés au moyen d'équations

analytiques ou d'un circuit électrique équivalent. Ainsi, les complémentarités entre les modèles présentés en section III peuvent être exploitées.

La technique du « *space-mapping* » consiste à trouver une fonction de « *mapping* » :

$$p(x) = \arg \min_z \|c(z) - f(x)\| \quad (\text{V.5})$$

où $c(z)$ désigne le modèle grossier et $f(x)$ le modèle fin. Ainsi, $p(x)$ renvoie la valeur de z pour laquelle les réponses du modèle grossier et du modèle fin sont les plus proches, idéalement identiques.

L'algorithme « *aggressive space-mapping* » (Bandler *et al.*, 1994) commence par trouver une valeur optimale z^* obtenue avec le modèle grossier. Pour cette valeur, le modèle fin est évalué et donne $f(x)$ avec $x = z^*$. L'extraction des paramètres consiste à trouver la valeur $p(x)$ qui vérifie (V.5) et à construire une approximation du premier ordre de la fonction de « *mapping* ». Le modèle fin peut alors être remplacé par le modèle approché $c[p(x)]$ pour trouver une solution optimale. A chaque itération, l'approximation de la fonction de « *mapping* » est mise à jour jusqu'à convergence entre $f(x)$ et $c[p(x)]$.

Dans les modèles employés pour la conception des machines électriques, il n'y a pas de distinction entre l'espace x des solutions évaluées par le modèle fin $f(x)$ et l'espace z des solutions évaluées avec le modèle grossier $c(z)$. Seules les réponses des modèles diffèrent et nous les notons $f(x)$ et $c(x)$. Ainsi, la fonction de « *mapping* » entre les deux espaces n'a pas d'intérêt et se trouve remplacée par une fonction de correction $k(x)$ telle que :

$$k(x) = \arg \min_{\theta} \|\text{diag}(\theta) \cdot c(x) - f(x)\| \quad (\text{V.6})$$

où *diag* transforme un vecteur en matrice diagonale. Le déroulement de cet algorithme appelé « *output-mapping* » (Tran *et al.*, 2007a) est similaire au précédent et continu jusqu'à convergence entre $f(x)$ et $\text{diag}(\theta) \cdot c(x)$.

VI. Optimisation des machines électriques

Quelques exemples représentatifs d'optimisation de dispositifs électrotechniques sont détaillés dans cette section. Les premiers présentés sont basés sur des modèles éléments finis bidimensionnels pour lesquels les algorithmes sont stochastiques. Les exemples suivants sont des modèles analytiques et les méthodes stochastiques pourront être comparées aux méthodes déterministes aussi bien pour des problèmes mono-objectifs avec contraintes que des problèmes multi-objectifs.

VI.1. COMPUMAG TEAM workshop n°22 et 25

Les deux problèmes d'optimisation détaillés ci-dessous sont connus des participants de la conférence COMPUMAG comme étant les problèmes numéro 22 et 25 des ateliers TEAM (*Testing Electromagnetic Analysis Methods*). Ces problèmes d'optimisation sont régulièrement utilisés pour comparer les performances des méthodes d'optimisation pour la résolution des problèmes de conception en électromagnétique. Cet usage tend à en faire des applications centrales, voire de référence pour le test de nouvelles procédures, notamment dans le domaine d'étude des systèmes électromagnétiques.

Le problème 22 est un dispositif de stockage d'énergie magnétique par anneaux supraconducteurs et le problème 25 est une presse à aimants. Ces deux dispositifs peuvent être calculés par des modèles éléments finis bidimensionnels et statiques. Le premier offre l'avantage d'être linéaire. Dans les deux cas, le temps d'une simulation est de quelques minutes, ce qui permet de faire une optimisation en moins d'une semaine.

VI.1.1 Bobines supraconductrices pour le stockage d'énergie

Le premier système considéré (fig. VI.1) est un dispositif de stockage d'énergie magnétique par anneaux supraconducteurs (Alotto *et al.*, 1996) (Baumgartner, 2006). Par la suite, on y fera référence par le sigle SMES (*Superconducting Magnetic Energy Storage*). Il est composé d'un enroulement supraconducteur qui permet d'avoir une résistance électrique nulle moyennant de très basses températures.

Le champ magnétique créé par le courant parcourant les bobines permet de conserver directement de l'énergie sous forme magnétique sans aucune conversion. Dans les années 80, le SMES était constitué de bobines de plusieurs centaines de mètres de diamètre, mais aujourd'hui, les recherches sont plutôt axées sur des SMES de dimensions raisonnables et avec un champ magnétique réduit. Une réduction du champ à distance du dispositif peut être réalisée si une deuxième bobine est placée à l'extérieur de la première, et parcourue par un courant de même amplitude mais dans la direction opposée. Le dispositif est axisymétrique. Une conception correcte du système devrait alors coupler la bonne valeur de l'énergie à stocker avec un champ parasite minimal. La partie droite de la vue en coupe est représentée dans la figure VI.1.

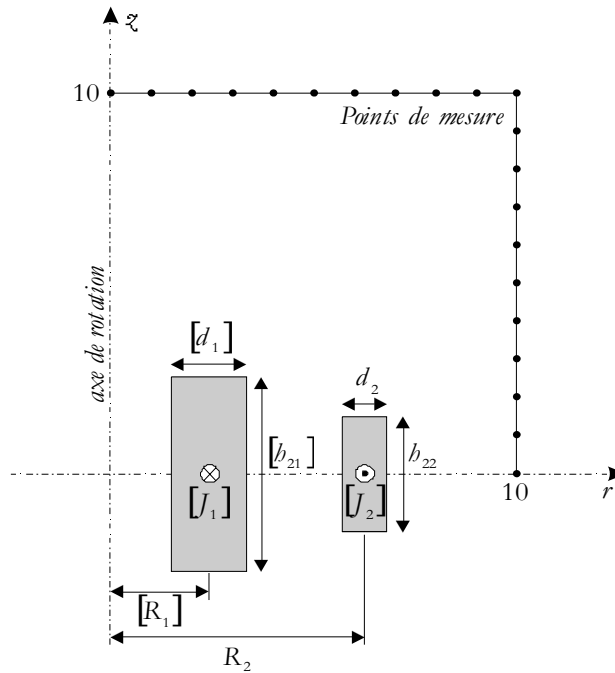


Fig. VI.1. Vue en coupe de la partie droite d'un SMES

Pour conserver le caractère supraconducteur des bobines, il est nécessaire que la densité de courant, la température et l'induction soient inférieures à certaines valeurs critiques. Celles-ci sont liées entre-elles et forment une surface critique dans l'espace induction, température et densité de courant. Ainsi, dans le processus d'optimisation cette condition appelée « *quench condition* » se traduira par une contrainte liant la densité de courant et la valeur maximale de l'induction à l'intérieur de la bobine. Cette courbe critique est en général approximée par une droite au dessus de laquelle le matériau perd ses propriétés supraconductrices. Cette dépendance a été simplifiée et écrite sous la forme linéaire suivante :

$$|J| = (-6.4|B| + 54.0) \text{ A/mm}^2 \quad (\text{VI.1})$$

La configuration du SMES doit être optimisée avec les objectifs suivants :

- L'énergie stockée vaut 180 MJ ,
- le champ magnétique évalué en plusieurs points de mesures, à une distance de 10 mètres du dispositif, doit être le plus faible possible, et
- le champ magnétique doit toujours respecter la condition physique garantissant l'état de supraconductivité (*quench condition*).

Les grandeurs calculées avec un modèle élément finis bidimensionnel capable d'imposer une condition d'axisymétrie sont :

- L'énergie stockée par le dispositif $E(J)$,
- l'induction magnétique en 22 points de référence $B_{fuites,i}(T) \quad i = 1, \dots, 22$, et
- l'amplitude maximale de l'induction magnétique dans les bobines $B_{\max}(T)$.

On définit B_{fuites}^2 comme la moyenne des amplitudes au carré de l'induction magnétique $B_{fuites,i}$ en chaque point de mesure (fig. VI.1) :

$$B_{fuites}^2 = \frac{1}{22} \sum_{i=1}^{22} B_{fuites,i}^2 \quad (VI.2)$$

La fonction objectif qui a été retenue est une pondération fixe entre l'objectif de champ distant nul et celui d'une énergie donnée :

$$f(X) = \frac{B_{fuites}^2}{B_{norm}^2} + \frac{|E - E_{ref}|}{E_{ref}} \quad (VI.3)$$

avec les valeurs de référence $B_{ref} = 180 \cdot 10^6 J$ et $B_{norm} = 3 \cdot 10^{-3} T$.

Deux formulations de ce problème sont proposées, suivant le nombre de variables considérées et leurs types. La première prend en compte trois variables discrètes alors que la seconde en considère huit de type continu.

Du fait de l'intérêt croissant pour les problèmes multi-objectifs, il existe également des formulations comportant deux fonctions objectifs, ce qui évite l'agrégation des objectifs faite en (VI.3).

Cas à trois variables d'optimisation

Les paramètres d'optimisation sont le rayon moyen de l'anneau extérieur R_2 , sa hauteur h_{22} et sa largeur d_2 . Les intervalles de variation des paramètres de conception et les paramètres fixés sont présentés dans le tableau VI.1.

Tableau VI.1. Paramètres et domaine d'étude – 3 paramètres								
Paramètre	R_1	R_2	h_{12}	h_{22}	d_1	d_2	J_1	J_2
Unité	m	m	m	m	m	m	A/mm ²	A/mm ²
Min	-	2.6	-	0.204	-	0.1	-	-
Max	-	3.4	-	1.1	-	0.4	-	-
Fixé	2.0		0.8		0.27		22.5	-22.5

Pour la contrainte qui maintient la supraconductivité, la densité de courant dans les bobines étant fixée à $J = 22.5 A/mm^2$, la contrainte (VI.1) est simplifiée par :

$$B_{max} \leq 4.92 T \quad (VI.4)$$

Pour ce problème, plusieurs méthodes d'optimisation sont testées : un algorithme génétique avec 6 critères d'arrêt différents, deux méthodes de recuit simulé qui diffèrent dans la manière de calculer les pas de déplacement et trois méthodes de recherche taboue (Hajji, 2003).

Parmi les critères d'arrêt des algorithmes génétiques, les mesures de performance en ligne et hors ligne donnent de bons résultats ainsi que celui basé sur les plans d'expériences (Hajji *et al.*, 2003).

Le recuit simulé avec un pas adaptatif est meilleur que celui avec un pas tabulé qui est classiquement utilisé. La méthode de recherche taboue proposée par (Hajji *et al.*, 2004) donne des bons résultats et se classe juste après les algorithmes génétiques.

Cas à huit variables d'optimisation

Les paramètres de conception sont présentés dans le tableau VI.2.

Paramètre	R_1	R_2	h_{12}	h_{22}	d_1	d_2	J_1	J_2
Unité	m	m	m	m	m	m	A/mm ²	A/mm ²
Min	1.0	1.8	0.1	0.1	0.1	0.1	10	-30
Max	4.0	5.0	1.8	1.8	0.8	0.8	30	-10

Pour ce cas, il faut ajouter une condition qui assure que les deux bobines ne se chevaucheront pas :

$$R_2 - \frac{d_2}{2} > R_1 + \frac{d_1}{2} \quad (\text{VI.5})$$

Les contraintes de supraconductivité sur les bobines peuvent être approximées par les deux inégalités :

$$\begin{aligned} J_1 &\leq (-6.4|B_{\max,1}| + 54) \text{ A/mm}^2 \\ J_2 &\leq (-6.4|B_{\max,2}| + 54) \text{ A/mm}^2 \end{aligned} \quad (\text{VI.6})$$

où $B_{\max,i}$ désigne la valeur maximale de l'induction magnétique dans la bobine i .

L'augmentation du nombre de variable d'optimisation a posé un problème. Pour parvenir à une bonne solution, les méthodes d'optimisation ont été appliquées en trois passages. Au premier passage, la totalité de l'espace de recherche est accessible et une solution approchée est obtenue. Au passage suivant, le domaine de recherche est resserré¹ autour de la solution approchée, ce qui fournit une meilleure solution. Seul le troisième passage donne une solution satisfaisante.

Les méthodes d'optimisation ayant donné les meilleurs résultats avec le problème à trois paramètres ont été testées et c'est la recherche taboue proposée par (Hajji *et al.*, 2004) qui a donné le meilleur résultat avec le nombre d'évaluation le plus faible. La figure VI.2 montre (à droite) la structure optimale trouvée par cette méthode. On remarque que la forme diffère beaucoup de celle (à gauche) trouvée en faisant varier uniquement trois paramètres.

¹ Chaque intervalle est réduit de moitié, ce qui fait une réduction de l'espace de recherche de $2^8 = 128$.

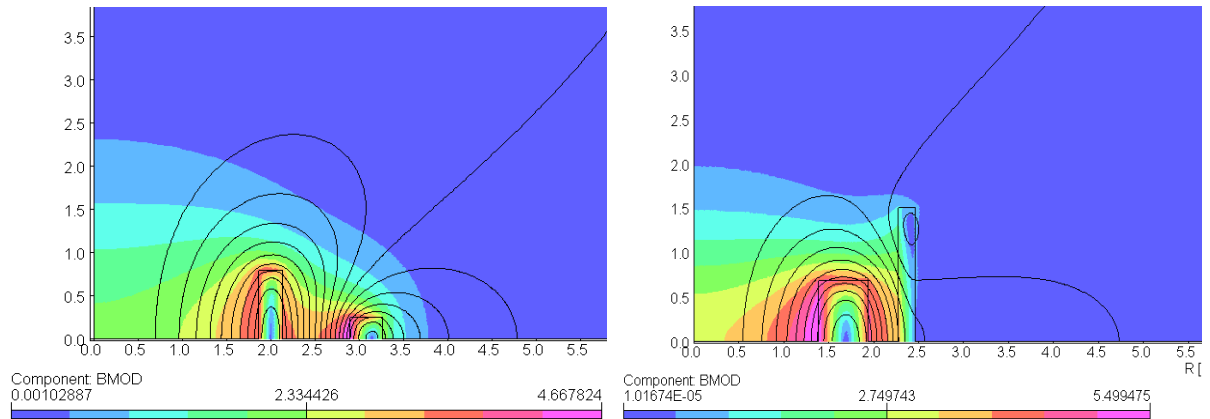


Fig. VI.2. Densité de flux (BMOD) et lignes de champ pour la forme optimisée de la structure avec 3 paramètres (gauche) et 8 paramètres (droite)

VI.1.2. Presse à aimants

La figure VI.3 montre une presse avec électro-aimant pour l'orientation de la poudre magnétique (Takahashi *et al.*, 1996). Elle est employée pour produire des aimants permanents anisotropes. La presse et l'électro-aimant sont faits d'acier. Les moules de matrice sont placés pour former une distribution radiale de flux. La poudre magnétique est insérée dans la cavité. Le modèle peut être considéré comme bidimensionnel.

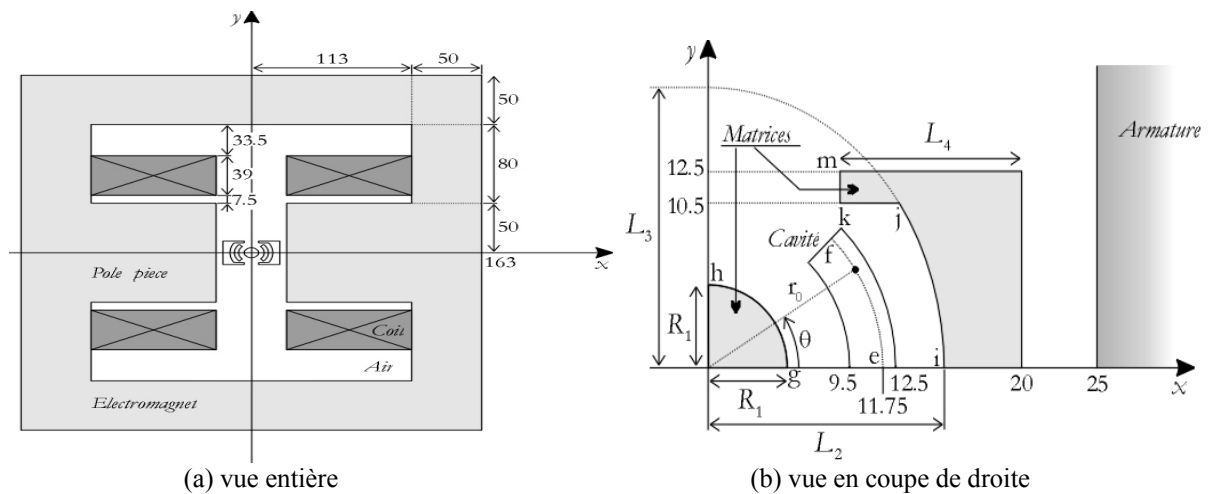


Fig. VI.3. Modèle de la presse à aimants

Le dispositif est alimenté par deux bobines inductrices, dont chaque enroulement porte 4253 ampère-tours, tandis que son armature est constituée par un matériau magnétique non linéaire.

L'analyse préliminaire a montré qu'une distribution radiale du flux peut être quasiment obtenue en paramétrant la forme de la matrice extérieure par la combinaison d'une ligne droite, d'un cercle et d'une ellipse (fig. VI.3). La forme du moule intérieur de la matrice est un cercle.

Les paramètres définissant la géométrie des mords (fig. VI.3) sont :

- Le rayon R_1 de la matrice intérieure,
- les axes long et court L_2 et L_3 de l'ellipse, et
- la dimension L_4 .

Les limites de variation des paramètres du problème sont données dans le tableau VI.3.

Paramètres	Valeur minimale (mm)	Valeur maximale (mm)
R_1	5.0	9.4
L_2	12.6	18.0
L_3	14.0	45.0
L_4	4.0	19.0

L'objectif recherché est de disposer le long de la courbe $e-f$, d'une induction magnétique B radiale et valant 0.35T comme précisé par la relation (VI.7) :

$$\begin{aligned}
 B_x^* &= 0.35 \cos(4.5 \cdot i) \quad [T] \\
 B_y^* &= 0.35 \sin(4.5 \cdot i) \quad [T] \\
 B_{x,i} &= B_x \{R = 11.75, \theta = 4.5 \cdot i\} \\
 B_{y,i} &= B_y \{R = 11.75, \theta = 4.5 \cdot i\} \\
 i &= 1, \dots, 10
 \end{aligned} \tag{VI.7}$$

Le problème peut être décrit alors par la minimisation de la fonction objectif représentant l'erreur entre l'induction mesurée et la valeur de référence :

$$f(X) = \sum_{i=1}^{10} (B_{x,i} - B_{x,i}^*)^2 + (B_{y,i} - B_{y,i}^*)^2 \tag{VI.8}$$

Une formulation multi-objectif de ce problème a été proposée dans (Lebensztajn *et al.*, 2004). Sur la figure III.4, il apparaît qu'une contrainte géométrique doit être ajoutée pour que la distance $d_{k,j}$ entre les points k et j soit positive. Ainsi $d_{k,j} \geq 0$ se traduit par la contrainte suivante :

$$\frac{20 - L_4}{L_2} - \sqrt{1 - \left(\frac{10.5}{L_3}\right)^2} \leq 0 \tag{VI.9}$$

Le calcul de l'induction magnétique est fait par la méthode des éléments finis en utilisant une formulation magnétostatique bidimensionnelle non linéaire.

Pour ce problème, plusieurs méthodes d'optimisation sont testées : un algorithme génétique, une méthode de recuit simulé et trois méthodes de recherche taboue.

Les méthodes de recherche taboue donnent les meilleurs résultats (Hajji, 2003). La figure VI.4 montre la structure initiale et la meilleure trouvée.

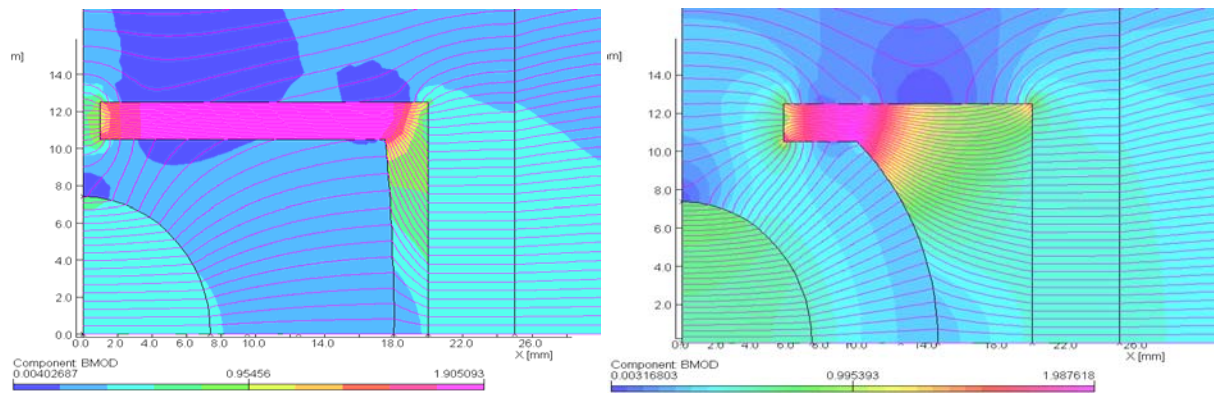


Fig. VI.4. Densité de flux et les lignes équipotentielles pour la structure initiale (gauche) et optimale (droite)

En conclusion de ces trois optimisations faites avec des méthodes stochastiques et des modèle éléments finis, on retiendra que ce n'est pas toujours la même méthode qui se distingue. Toutefois, la méthode taboue proposée dans (Hajji *et al.*, 2004) est souvent bien classée. L'algorithme génétique employé utilise un codage binaire, ce qui semble avoir été préjudiciable à ses mécanismes d'intensification et a conduit à des performances variables.

VI.2. Moteur roue

Il s'agit du moteur roue présenté en section IV. Le modèle utilisé est celui avec 78 équations. Les valeurs de cinq variables de conception sont à trouver : le diamètre extérieur du stator D_s , la densité de courant dans les bobines δ , l'induction magnétique dans l'entrefer B_e , dans les dents B_d et la culasse du stator B_{cs} .

L'objectif est d'obtenir un moteur avec le meilleur rendement η tout en répondant à des contraintes techniques. Premièrement, la masse totale des parties actives M_{tot} ne doit pas excéder 15 kg. Le diamètre extérieur D_{ext} doit être inférieur à 340 mm et le diamètre intérieur D_{int} doit être supérieur à 76 mm. Enfin, les aimants doivent supporter un courant dans les phases I_{max} de 125 A sans risque de désaimantation, soit cinq fois le courant nominal. Les limites de variation des paramètres du problème sont données dans le tableau VI.4.

Tableau VI.4. Variables d'optimisation et limites de variation

variable	unité	valeur minimale	valeur maximale
D_s	mm	150	330
δ	A/mm ²	2	5
B_d	T	0.9	1.8
B_e	T	0.5	0.76
B_{cs}	T	0.6	1.6

Le problème de conception est transformé en un problème d'optimisation :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{minimiser } 1 - \eta \\ \text{avec les contraintes :} \\ M_{tot} \leq 15 \text{ kg} \quad D_{ext} \leq 340 \text{ mm} \\ I_{max} \geq 125 \text{ A} \quad D_{int} \geq 76 \text{ mm} \\ \text{discr}(D_s, \delta, B_d, B_e) \geq 0 \end{array} \right. \quad (\text{VI.1})$$

où η , M_{tot} , D_{ext} , D_{int} , I_{max} sont des résultats du programme de dimensionnement et $\text{discr}(D_s, \delta, B_d, B_e)$ est le discriminant utilisé pour le calcul de la hauteur d'encoche. Ainsi, la dernière contrainte doit impérativement être vérifiée avant l'exécution du programme de dimensionnement.

Les travaux menés dans (Hajji *et al.*, 2005) dans le cadre du GdR M2EMS¹ et en partenariat avec le G2ELab ont montré que :

- En présence d'un modèle bruité par l'arrondi du nombre total de conducteurs à deux fois le nombre d'encoches, les méthodes stochastiques sont meilleures. Les méthodes stochastiques testées sont un algorithme génétique, un recuit simulé et de trois méthodes de recherche taboue.
- Les méthodes déterministes du premier ordre pour lequel le gradient est calculé par différence finie à pas fixe sont peu précises. Ces méthodes sont la plus grande pente, le gradient conjugué et la méthode quasi-Newton BFGS.
- La méthode déterministe d'ordre zéro des directions conjuguées de Powell donne des résultats moins bons que les méthodes stochastiques et dépendantes du point initial.
- En retirant l'arrondi et en calculant le gradient de façon précise par son expression formelle, les résultats donnés par la méthode SQP sont meilleurs pour certains points initiaux.

Une première constatation est qu'il faut une adaptation du modèle à la méthode d'optimisation. Dans le cas contraire, les algorithmes stochastiques sont les mieux à même d'aboutir à une solution approchée.

La supériorité de la méthode SQP sur ce problème d'optimisation s'explique principalement par le traitement des contraintes au moyen des multiplicateurs de Lagrange. Pour toutes les autres méthodes, les pénalités ont été utilisées ce qui a conduit à une convergence moins précise et plus lente.

L'utilisation de points initiaux multiples est indispensable pour aider à la convergence vers un optimum global. Comme pour les méthodes stochastiques, il n'y a pas de certitude sur ce point mais une probabilité qui augmente avec le nombre de points initiaux ou d'individus dans une population.

L'hybridation entre une méthode stochastique et une méthode déterministe locale permet de fournir un algorithme globalement convergeant vers une solution respectant précisément les contraintes. Une recherche taboue est utilisée pour trouver un bon point initial à partir duquel débute la méthode SQP.

¹ Groupement de Recherche « Maîtrise de l'Energie Electrique du Matériau au Système »

Les algorithmes des essaims particulaires (PSO) et des colonies de fourmis (ACO) sont récents et moins connus. Ainsi, il a été nécessaire de faire une analyse de sensibilité des résultats de l'optimisation en fonction des paramètres de contrôle des algorithmes. Les résultats sont la distance euclidienne entre le point trouvé et l'optimum connu, et le nombre d'évaluations nécessaire (Moussouni *et al.*, 2007b). Les paramètres de contrôle des algorithmes PSO et ACO sont trouvés par une optimisation multi-objectif avec NSGA-II visant à minimiser la distance euclidienne et le nombre d'évaluations. Une représentation dans l'espace des résultats montre les fronts de Pareto (fig. VI.5).

Pour PSO et ACO, les contraintes sont prises en compte par la méthode des pénalités.

Une comparaison est faite avec les algorithmes génétiques (GA) de *Matlab Optimization Toolbox* pour un codage réel et une prise en compte des contraintes par les multiplicateurs de Lagrange. Une étude de sensibilité des autres paramètres de contrôle des algorithmes génétiques a également été faite (Moussouni *et al.*, 2007a) et leurs valeurs optimales trouvées par NSGA-II. L'algorithme NSGA-II a été modifié pour permettre d'avoir des variables mixtes. En effet, certains paramètres de contrôle des algorithmes génétiques sont continus et bornés mais d'autres, comme le type de sélection ou de croisement, sont discrets et non classables.

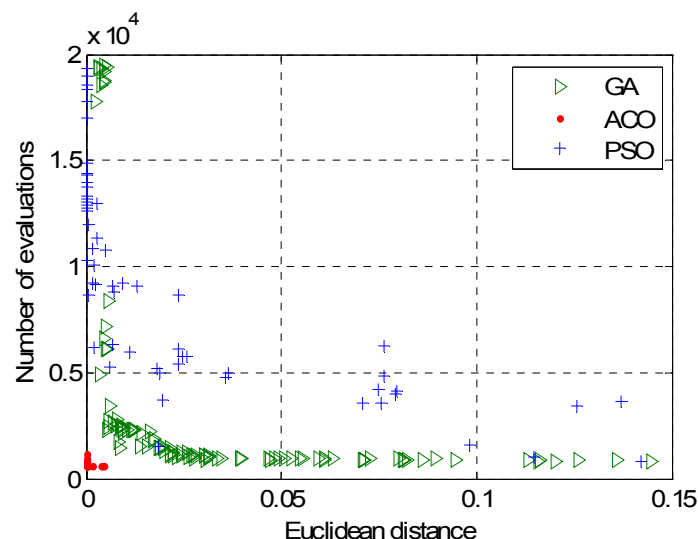


Fig. VI.5. Analyse de sensibilité des paramètres de contrôle des algorithmes

Il apparaît que les essaims particulaires sont moins bons que les algorithmes génétiques. L'algorithme des colonies de fourmis peut sembler excellent sur la figure VI.5 car il trouve l'optimum connu en moins de 1000 évaluations. Il faut cependant préciser que cet algorithme procède à des recherches de voisinage pour lesquelles la méthode SQP est employée. Il s'agit donc d'un algorithme hybride, ce qui explique que les performances soient meilleures. La robustesse est très grande comme en témoigne le faible étalement des points du front de Pareto sur la figure VI.5.

Une partie des travaux présentés dans (Moussouni *et al.*, 2007a) a porté sur deux points concernant la méthode SQP :

- le calcul des dérivées de la fonction objectif et des contraintes, et
- la résolution du système implicite de 7 équations non linéaires.

Rappelons que la présence d'un système implicite est liée à la dépendance de la résistance de phase à la température alors que cette première est la principale source d'échauffement. Pour la résolution du système implicite, plusieurs approches sont testées :

- La technique du point fixe consiste à réinjecter la température calculée par le modèle thermique dans l'expression de la résistivité du cuivre jusqu'à convergence de la température. Seules les 7 équations sont recalculées, ce qui est simple à mettre en œuvre.
- La méthode de Levenberg-Marquardt permet de trouver les 7 inconnues intervenant dans les 7 équations. Il s'agit d'une méthode itérative qui requiert des valeurs initiales. Ici, le nombre d'inconnues est faible et les valeurs initiales peuvent être quelconques. Il est possible d'accélérer la résolution en fournissant le jacobien.
- La troisième méthode est originale puisqu'il s'agit de ne pas résoudre le système d'équations mais d'ajouter une variable et une contrainte égalité au problème d'optimisation. La variable est la température supposée du cuivre alors que la contrainte impose que la température calculée par le modèle soit égale à la température supposée. Ainsi, les calculs seront d'autant plus justes que l'optimisation sera proche de la convergence.

Les deux premières approches ont donné des taux de succès assez proches avec 21 à 24% des optimisations convergeant vers l'optimum connu. La technique du point fixe est cependant bien plus rapide. La troisième méthode converge vers l'optimum connu avec un taux de succès de 50% et un temps moyen inférieur à celui de la technique du point fixe.

On voit ici qu'il est préférable de sortir la résolution du système implicite du modèle pour l'intégrer dans le problème d'optimisation.

Pour le calcul de la dérivée nécessaire à la méthode SQP, trois approches sont menées :

- la première est un calcul formel tel que réalisé par le logiciel *Pro@Design*, *Maple* ou *Matlab Symbolic Math Toolbox*,
- la seconde est un calcul par la technique des différences finies avec un pas fixe, et
- la troisième est un calcul par la technique des différences finies avec un pas auto-adaptatif comme implémenté dans *Matlab Optimization Toolbox*.

On constate que pour une convergence à une distance euclidienne de la solution connue inférieure à 10^{-4} , le taux de convergence du pas fixe est nul alors que ceux du pas auto-adaptatif et du calcul formel sont proches de 40%. Au vu de la complexité du calcul formel, il est préférable d'utiliser un pas auto-adaptatif.

Les deux points traités montrent que des techniques assez simples sont efficaces et que le temps accordé au développement du modèle peut être réduit car il n'est pas nécessaire de fournir les dérivées des sorties en fonction des entrées ni de faire une résolution exacte du système implicite.

Un troisième point traité dans (Moussouni *et al.*, 2007a) est l'optimisation multi-objectif du moteur roue. A cet effet, le problème mono-objectif est transformé en un problème à deux objectifs. La masse totale n'est plus contrainte mais devient un nouvel objectif à minimiser.

L'optimisation multi-objectif est réalisée par trois méthodes :

- NSGA-II,
- SPEA2, et
- SQP avec une somme à pondération variable des objectifs.

Les fronts de Pareto obtenus avec les trois méthodes d'optimisation sont dessinés dans la figure VI.6. Il apparaît que le front de Pareto tracé par SQP avec une somme à pondération variable est le meilleur. Il est constitué de 100 points. Pour chaque point, 10 optimisations sont faites et la meilleure est gardée. Il aura donc fallu 1000 optimisations avec SQP pour tracer le front. Les deux autres fronts sont assez similaires avec une légère domination de NSGA-II sur SPEA2.

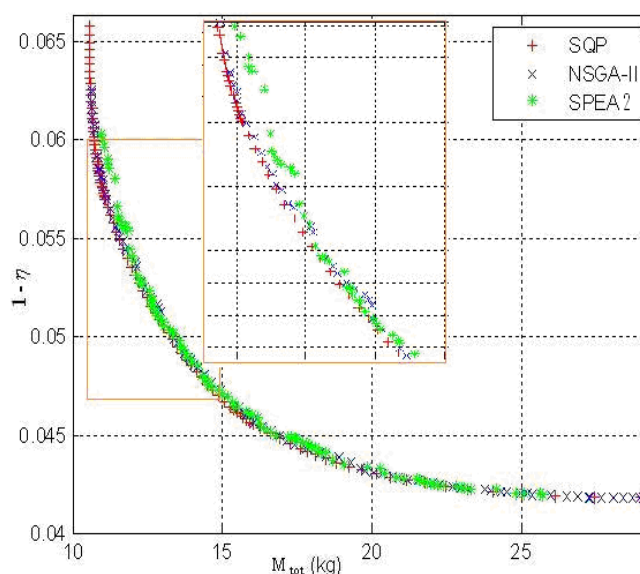


Fig. VI.6. Fronts de Pareto obtenus avec les trois méthodes d'optimisation

VI.3. Transformateur de sécurité

Le problème d'optimisation contient 7 variables discrètes de conception. Il y a trois paramètres $\{a, b, c\}$ pour les tôles E-I, un $\{d\}$ pour le support S, deux $\{S1, S2\}$ pour les sections des fils F primaire et secondaire et un $\{n1\}$ pour le nombre de spires primaires (fig. VI.7). Il y a 24 types de tôle pris dans le catalogue r.bourgeois® (<http://www.rbourgeois.com>), 62 types de support pris dans le catalogue isoelectra-martin® (<http://www.isoelectra-martin.com>), et 63 types de fils émaillés pris dans le catalogue invex® (<http://www.invex.it>). Le nombre de spires primaires $n1$ est entier mais seulement 1000 valeurs sont permises. Ceci mène à 246 078 000 combinaisons. Toutes ces valeurs sont données dans (Tran, <http://12ep.univ-lille1.fr/come/benchmark-transformer.htm>).

Ce problème est proposé en tant que benchmark pour comparer les méthodes d'optimisation combinatoires, multi-objectifs et multi-niveaux (Tran *et al.*, 2007b). Pour faciliter sa diffusion, un site internet a été créé où toutes les données et les modèles peuvent être téléchargés. Il est également possible aux autres chercheurs de publier leurs résultats sur ce site (Tran, <http://12ep.univ-lille1.fr/come/benchmark-transformer.htm>).

Il y a 7 contraintes d'inégalité pour ce problème. Les températures du cuivre T_{cu} et du fer T_{fe} doivent être respectivement plus petites que 120°C et 100°C . Le rendement η doit être supérieur à 80%. Le courant magnétisant I_{μ}/I_1 et la chute de tension $\Delta V_2/V_2$ doivent être inférieurs à 10%. Enfin, les facteurs de remplissage des deux bobinages doivent être inférieurs à 0.5. L'objectif est de minimiser la masse totale M_{tot} des matériaux cuivre et fer.

Le problème d'optimisation combinatoire peut donc s'exprimer sous la forme :

$$\begin{aligned} \min \quad & M_{tot}(a, b, c, d, S_1, S_2, n_1) \\ & \{a, b, c\} \in EI \quad \{d\} \in S \quad \{S_1, S_2\} \in F \quad n_1 \in \{200 \dots 1200\} \end{aligned} \quad (\text{VI.2})$$

soumis à

$$\begin{aligned} \eta &> 0.8 & f_1 &< 0.5 & f_2 &< 0.5 \\ T_{cu} &< 120^{\circ}\text{C} & T_{fe} &< 100^{\circ}\text{C} & \frac{I_{\mu}}{I_1} &< 0.1 & \frac{\Delta V_2}{V_2} &< 0.1 \end{aligned}$$

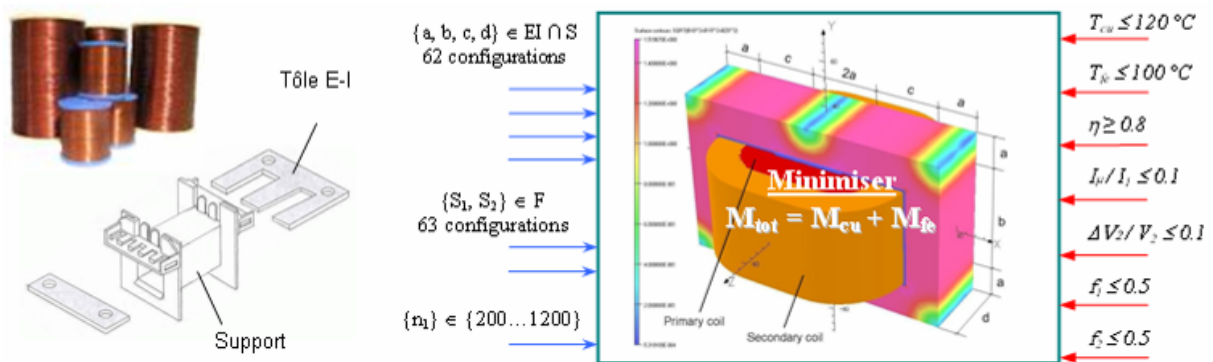


Fig. VI.7. Structure et problème d'optimisation combinatoire d'un transformateur de sécurité

Pour cette optimisation, quelques méthodes combinatoires sont développées et appliquées avec le modèle analytique présenté en section IV. Le tableau VI.5 présente leurs résultats avec toutes les contraintes satisfaites. La méthode d'énumération exhaustive (EE) exploite *Matlab Distributed Computing Toolbox* (fig. VI.8) pour le calcul distribué et donne la solution globale avec un temps de calcul très élevé (23 jours avec 8 ordinateurs). La méthode heuristique du logiciel Pro@Design (<http://www.designprocessing.com>), basée sur la réduction des espaces des variables discrètes, prend un faible temps de résolution mais la solution obtenue est mauvaise. La méthode *branch and bound* (BB) et un algorithme génétique (GA) avec un codage spécifique obtiennent des résultats intéressants (Tran *et al.*, 2007c).

La méthode BB donne une solution qui est très proche de l'optimum global obtenu par EE. En outre, le temps de calcul de BB est très rapide. Cet algorithme s'arrête à la première feuille trouvée mais pourrait poursuivre son exploration de l'arbre afin de trouver la solution optimale.

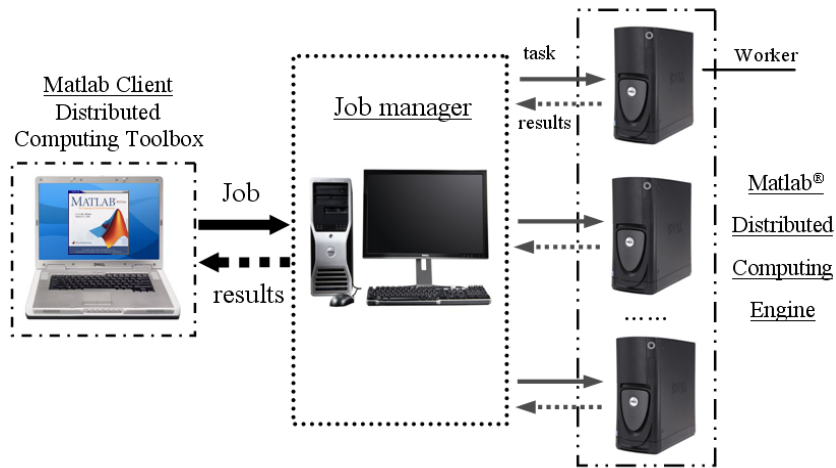


Fig. VI.8. Architecture du calcul distribué avec *Matlab Distributed Computing Toolbox*

Tableau VI.5. Résultats de l'optimisation combinatoire avec les méthodes EE, BB et GA

méthodes	M_{tot}	temps	{a; b; c; d}	{ S_1 }	{ S_2 }	{ n_1 }
	kg	s	mm	mm ²	mm ²	-
Pro@Design	2.840	38	{18; 54; 18; 33.5}	0.3318	2.835	722
EE	2.594	$1.8 \cdot 10^6$	{18; 54; 18; 33.5}	0.2827	2.270	610
GA	2.633	$3 \cdot 10^3$	{18; 54; 18; 33.5}	0.2376	2.835	614
BB	2.614	816	{18; 54; 18; 33.5}	0.2642	2.545	611

Pour cette optimisation, les méthodes NSGA-II et SQP avec une somme des objectifs à pondération variable sont utilisées. Comme pour l'exemple du moteur roue, SQP donne le meilleur front de Pareto (fig. VI.9).

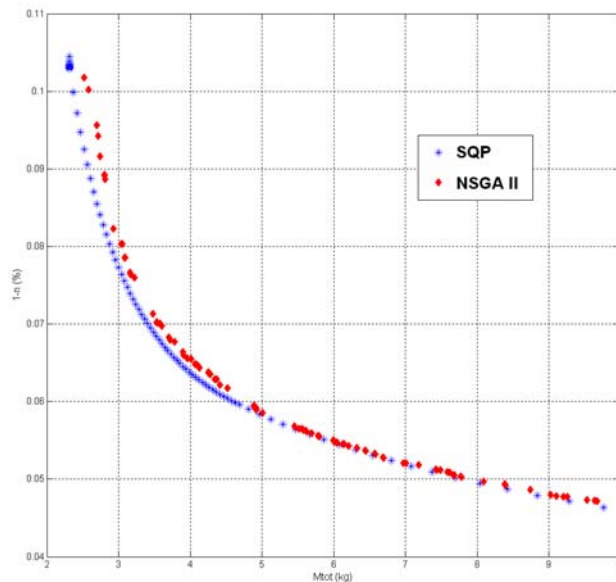


Fig. VI.9. Fronts de Pareto obtenus par NSGA-II et SQP avec une pondération variable

Différentes techniques de « *space-mapping* » telles que « *aggressive space-mapping* » (ASM), « *output-mapping* » (OM) et « *manifold-mapping* » (MM) ont été appliquées à cette optimisation multi-niveau comprenant un modèle analytique et un modèle éléments finis (Tran *et al.*, 2007a).

ASM et MM réduisent à une contrainte maximale de 99,54% et 100.09% respectivement après seulement trois simulations éléments finis. La précision souhaitée étant fixée à 10^{-4} , ces solutions sont acceptables mais moins bonnes que celle trouvée par OM avec 6 simulations éléments finis.

La dernière optimisation est faite avec la méthode SQP directement appliquée au modèle éléments finis et donne une solution en utilisant 44 évaluations, soit 6 jours de calcul, mais cette solution ne satisfait pas toutes les contraintes (Tran *et al.*, 2007a).

Tableau VI.6. Résultats de l'optimisation multi-niveau avec les différentes techniques

méthodes	M_{tot} (kg)	évaluations	contrainte maximale (%)
ASM	2.410	3	99.54
OM	2.301	6	100.00
MM	2.306	3	100.09
SQP	2.294	44	100.90

Les techniques de « *space-mapping* » appelées « *output-mapping* » et « *manifold-mapping* » conduisent aux meilleurs résultats dans un temps très court, environ le dixième de celui d'une optimisation avec un seul niveau.

VII. Conclusions et perspectives

Dans la concurrence accrue qui caractérise la société actuelle, la maîtrise des délais d'étude et de la qualité passe par une instrumentation de la démarche de conception. L'accélération du renouvellement des produits et de la mise en œuvre des technologies innovantes, l'introduction de nouvelles contraintes liées au développement durable et la définition des objectifs de conception non plus au niveau des actionneurs mais davantage au niveau du système remettent en cause les anciennes stratégies heuristiques de conception.

Face à la complexité des nouvelles conceptions, une instrumentation de la démarche est faite par l'emploi des techniques d'optimisation et d'outils de modélisation au sein de stratégies rationnelles.

La conception optimale des machines électriques se situe dans la parfaite adéquation entre quatre éléments (fig. I.1) :

- les modèles capables d'apporter des informations ou critères sur les machines électriques,
- les algorithmes d'optimisation pouvant maximiser ou minimiser ces critères,
- les formulations mathématiques dans lesquels peuvent se traduire les problèmes de conception de machine électrique, et
- les démarches de résolution des problèmes de conception.

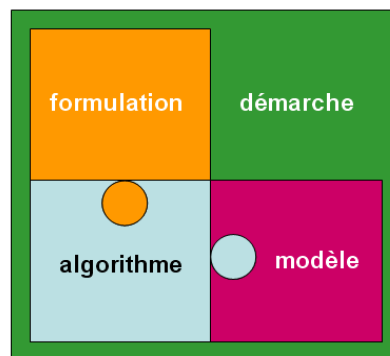


Fig. I.1. Environnement de l'optimisation

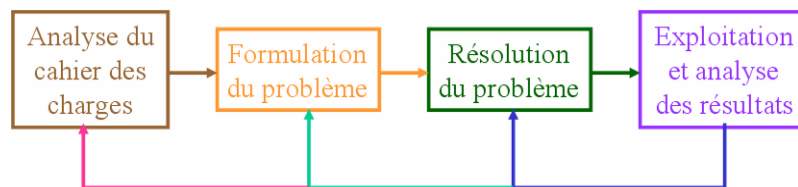


Fig. II.1. Méthodologie de conception

Ces ensembles ont été détaillés respectivement dans les sections III, V, et II.

En section II, les différentes formulations dans lesquelles peuvent être traduits les problèmes de conception ont été présentées. Elles sont multiples et il revient au concepteur de choisir celle qui convient à son application.

Des transformations permettent de passer d'une formulation à une autre et apportent une plus grande souplesse dans la démarche de conception. La figure II.13 dresse un récapitulatif des formulations et des transformations permettant d'en changer. On remarque qu'il existe de nombreuses transformations pour passer d'un problème multi-objectif à un problème mono-objectif du fait de l'absence de méthodes d'optimisation multi-objectifs déterministes et du faible nombre des méthodes multi-objectifs stochastiques.

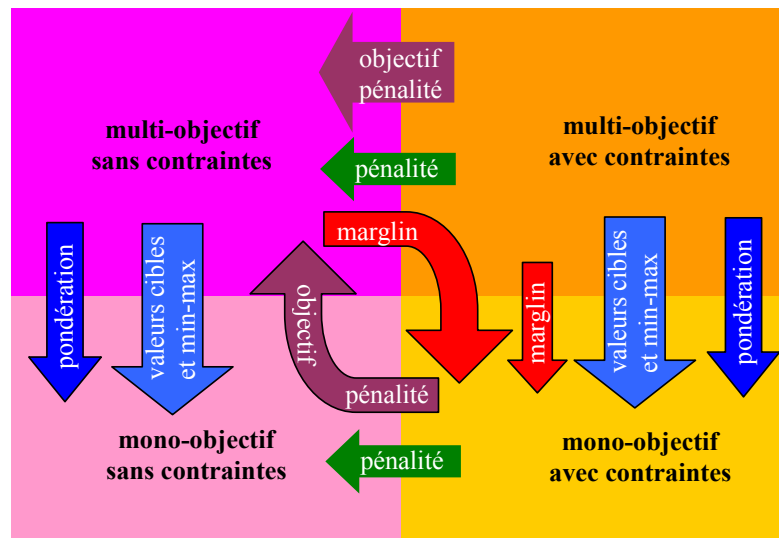


Fig II.13. Formulations et transformations

La section III est consacrée à la description des modèles les plus utilisés pour la conception des dispositifs électrotechniques. Ils sont classés en trois catégories : les modèles analytiques, les modèles éléments finis, et les modèles semi-numériques. Leurs propriétés sont complémentaires comme illustré sur la figure III.5 où chaque catégorie est positionnée suivant l'erreur de modélisation et le temps de calcul. Cette représentation en front de Pareto met en évidence qu'aucune catégorie ne domine une autre mais que chacune réalise un compromis optimal.

Dans le contexte d'une optimisation, les modèles analytiques offrent les avantages :

- de fournir un calcul formel des dérivées des sorties en fonction des entrées, et
- de permuter les entrées et sorties au moyen de techniques d'ordonnancement, ce qui revient à inverser un modèle.

Le calcul des dérivées est également possible avec des modèles semi-numériques et éléments finis mais il est rare car il requiert beaucoup d'efforts.

La construction de trois modèles est détaillée en section IV. Le premier modèle est analytique et permet le dimensionnement d'un moteur roue à courant continu et commutation électronique. Il s'agit d'un modèle multi-physique construit à partir des équations décrivant les phénomènes associés et pouvant servir à mettre en évidence les méthodes d'optimisation bien adaptées à ce genre de modèle.

La conception d'une génératrice polyphasée est ensuite décrite. La démarche employée s'appuie sur des modèles de chacune des trois catégories ainsi que des validations expérimentales. Les complémentarités des modèles sont pleinement exploitées. En vue de la

conception optimale, un modèle de dimensionnement a été construit et validé par des simulations éléments finis et des mesures sur prototype.

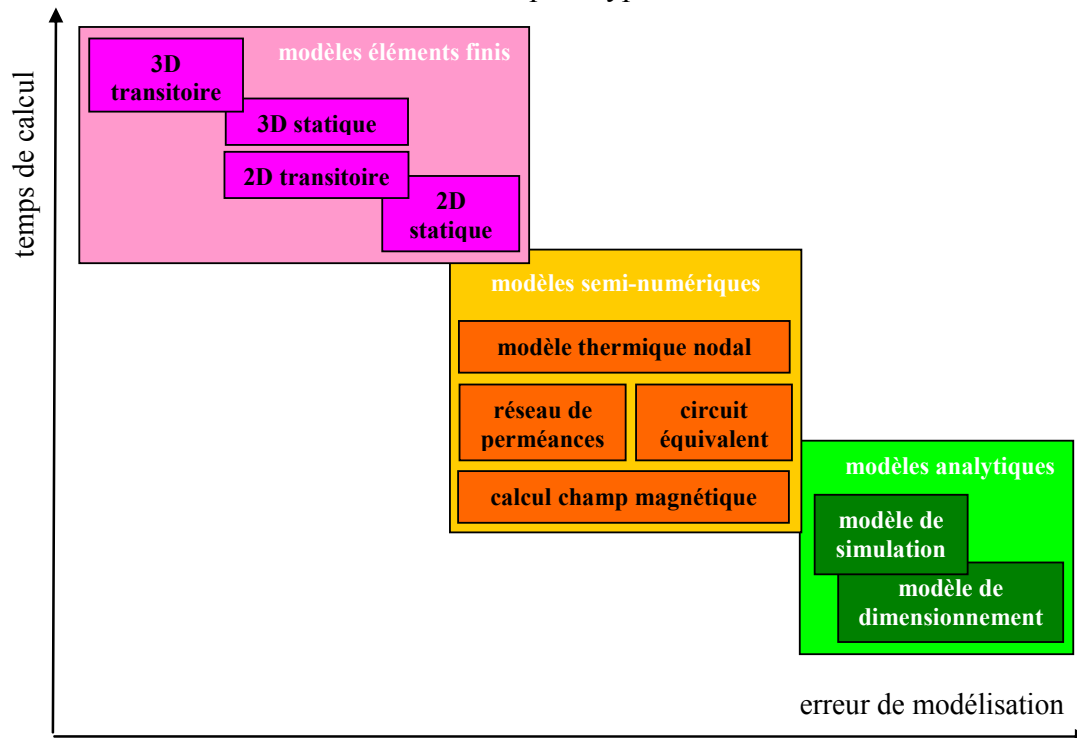


Fig III.5. Front de Pareto des modèles utilisés pour la conception des machines électriques

Enfin, deux modèles d'un transformateur de sécurité sont présentés. Le modèle analytique est qualifié de grossier alors que le modèle éléments finis est dit fin. Ils sont construits pour exploiter les techniques de « *space-mapping* » et réduire considérablement le temps d'optimisation.

La section V propose des interprétations du « *no-free lunch theorem* » et détaille les caractéristiques des algorithmes d'optimisation. Une présentation non-exhaustive des algorithmes adaptés à l'optimisation des machines électriques a été faite. On peut les regrouper dans plusieurs catégories suivant leurs mécanismes de recherche et les problèmes qu'ils sont capables de résoudre :

- les méthodes déterministes locales,
- les méthodes déterministes globales ou exhaustives,
- les méthodes stochastiques mono-objectifs, et
- les méthodes stochastiques multi-objectifs.

Il apparaît alors que certains algorithmes nécessitent les dérivées et sont mieux adaptés aux modèles analytiques et aux modèles non-bruités si ces dernières sont calculées par différence finie. Pour les algorithmes qualifiés de locaux, plusieurs exécutions sont nécessaires pour réduire les risques de convergence vers un optimum local. Chaque algorithme est dédié à une formulation unique mais l'emploi des transformations permet d'étendre son champ d'application. Enfin, les caractéristiques des classes d'algorithmes sont souvent complémentaires et l'hybridation est une solution efficace pour réduire le temps d'optimisation et augmenter la précision.

La figure V.9 propose une classification de quelques méthodes d'optimisation suivant leurs caractéristiques. Les axes sont la précision de la solution, la rapidité, la capacité à gérer les contraintes, la robustesse vis-à-vis du bruit de la fonction objectif, la capacité à trouver l'optimum global et la capacité à traiter un problème avec des objectifs multiples. Du fait des techniques de transformation, aucune méthode n'a un score nul suivant l'un des axes. Les méthodes ayant la plus grande surface sont les plus intéressantes. L'hybridation de deux méthodes revient à faire l'union des deux aires et la figure V.9 met bien en évidence les associations intéressantes.

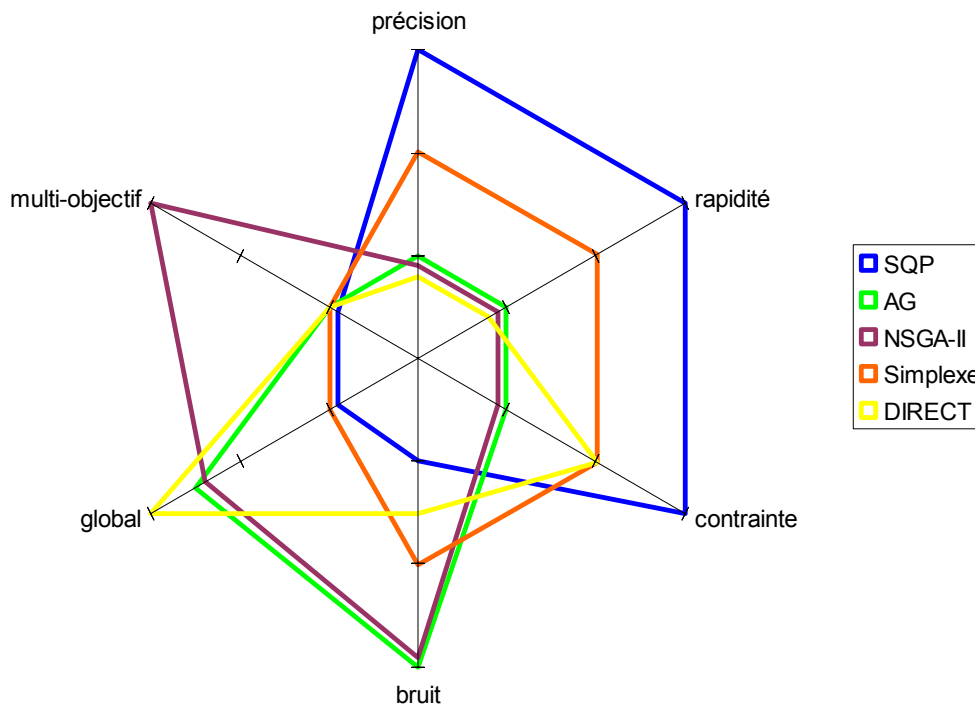


Fig. V.9. Classification des méthodes d'optimisation suivant leurs caractéristiques

D'autres algorithmes spécifiques sont bien adaptés à :

- l'optimisation avec des variables mixtes comme l'algorithme déterministe et global « *branch and bound* », et
- l'optimisation avec des modèles fin et grossier au moyen des méthodes de « *space-mapping* ».

Encore peu employés actuellement, ils devraient prendre une place importante dans la conception des machines électriques.

Enfin, la section VI rend compte des optimisations menées avec :

- des modèles éléments finis,
- des modèles analytiques, et
- conjointement un modèle analytique et un modèle éléments finis.

Il apparaît que les méthodes stochastiques sont bien adaptées aux modèles éléments finis car ils sont bruités. Les méthodes donnant les meilleurs résultats sont les recherches taboues et les algorithmes génétiques. Il faut toutefois prendre garde au type de codage employé et régler les paramètres de contrôle pour obtenir des bons résultats avec ces derniers.

Dès que le modèle employé est analytique ou non-bruité, la méthode déterministe SQP se distingue malgré ses points faibles structurels : recherche locale et mono-objectif. Par l'emploi de points initiaux multiples et des techniques de réduction des objectifs, cet algorithme s'est montré supérieur aux méthodes stochastiques NSGA-II et SPEA2.

Enfin, l'utilisation conjointe d'un modèle grossier et d'un modèle fin s'est montrée particulièrement efficace pour l'optimisation des dispositifs électrotechniques tridimensionnels. Par rapport à une méthode n'employant qu'un seul modèle, le temps d'une optimisation avec une technique de « *space-mapping* » est dix fois inférieur.

Pour la résolution des problèmes à variables mixtes, c'est-à-dire comportant des variables continues et des variables discrètes parfois non-classables, la méthode « *branch and bound* » est une alternative aux algorithmes génétiques avec un codage mixte. Les résultats obtenus par cette première méthode sur le cas du transformateur de sécurité sont supérieurs à ceux des algorithmes génétiques avec un temps inférieur. De plus, cette méthode procède par élimination et peut ainsi trouver l'optimum global si on lui en laisse le temps.

Les optimisations menées confirment les fortes interactions qui existent entre les choix d'un modèle, d'un algorithme et d'une formulation. Au-delà des caractéristiques intrinsèques des algorithmes, leur mise en œuvre pour l'optimisation des dispositifs électrotechniques reste l'épreuve de vérité et apporte quelques surprises. La maîtrise d'une diversité de modèles, d'algorithmes et de formulations garantit au concepteur d'arriver de façon rationnelle à un dispositif optimal.

VII.1. Algorithmes déterministes et exhaustifs pour le multi-objectif

Une perspective de recherche à court terme est l'amélioration et la mise au point de nouveaux algorithmes d'optimisation. On constate un manque dans les catégories présentées dans ce mémoire : Il n'est pas fait mention de méthodes d'optimisation multi-objectif déterministes. Ces méthodes existent mais n'ont pas encore été appliquées à l'optimisation des dispositifs électrotechniques. Il semble très intéressant de disposer de méthodes d'optimisation multi-objectif *a posteriori* et déterministes puis de comparer leurs performances à celles des méthodes évolutionnaires.

De même, une méthode multi-objectif exhaustive, c'est-à-dire apportant avec certitude l'optimum global, me semble avantageuse. Elle pourrait exploiter le calcul distribué et apporter un gain directement proportionnel au nombre de processeurs. En effet, il serait possible d'employer une segmentation de l'espace de recherche par des méthodes de décomposition et élimination pour laquelle il n'y a pas d'interaction entre tâches et donc peu de pertes de temps lors des échanges d'informations.

L'équipe COSME a longuement travaillé sur les plans d'expériences et plus récemment sur le Kriging. Ces techniques permettent de construire des surfaces de réponse dont le coût ne dépend pas ou peu du nombre d'objectifs et de contraintes. Ces modèles approchés ou « *surrogate models* » peuvent être exploités pour déterminer si la fraction de l'espace de recherche doit être éliminée ou davantage décomposée. Dans (Wang *et al.*, 2006), les auteurs utilisent plusieurs modèles approchés (fonctions radiales, Kriging, surface de réponse) et des techniques pour mesurer leur précision sans coût supplémentaire. Ainsi, une approximation

sur la totalité de l'espace de recherche est construite par assemblage de modèles locaux dont la formulation est choisie localement pour apporter le plus de précision.

VII.2. Choix structurels et matériaux

Les problèmes d'optimisation présentés en section VI se situent dans la deuxième partie du processus de conception et se limitent souvent à la détermination fine de quelques variables continues correspondant à la structure retenue appelée « *working structure* ».

Pour l'optimisation du transformateur de sécurité, les variables étaient discrètes et parfois non-classables pour s'appuyer sur l'offre des constructeurs de circuits magnétiques, fils émaillés et carcasses. Notons, que cette contrainte est imposée pour les petites séries avec des contraintes de coût mais qu'il est possible de s'en affranchir et de traiter un problème d'optimisation relaxé où les variables sont continues.

Comme nous l'avons montré en section IV pour le moteur roue, les choix de la structure et des matériaux sont faits au cours de la première partie du processus de conception appelée « *embodiment design* ». A ce stade de la conception, les paramètres sont majoritairement discrets et non classables. L'expérience du concepteur et son intuition guident ces choix mais il reste une partie subjective qu'il est souhaitable de réduire pour rendre la conception davantage rationnelle. Dans cette approche, la conception se fait en deux parties consécutives qui ne garantissent pas de trouver la solution optimale à moins d'affronter l'explosion combinatoire liée aux variables discrètes.

Une perspective est de mélanger les variables discrètes liées à la structure et aux matériaux avec les variables continues utilisées pour les grandeurs géométriques. Ainsi, les deux étapes de la conception sont fusionnées en un problème à variables mixtes à l'instar de ce qui a été fait dans (Fitan *et al.*, 2004). Les auteurs ont utilisé cinq variables booléennes pour décrire la structure et les matériaux. Le système d'équations du modèle analytique est unique et certaines équations intègrent ces variables.

Cette approche semble difficile avec des modèles analytiques comportant plus de 100 équations et dans lesquels la description de la géométrie est plus fine. Pour intégrer des choix de structure tels que rotor intérieur, rotor extérieur, flux axial, bobinage concentré ou réparti, il est possible d'associer un ensemble d'équations à chaque structure alors que d'autres seraient communes. Une difficulté est de disposer d'ensembles décrivant les phénomènes physiques avec un même niveau de précision afin de ne pas créer un biais favorisant une structure. L'utilisation de modèles provenant de sources différentes ne peut se faire que si les hypothèses associées à chaque modèle et les limites de validité sont suffisamment décrites.

Le projet DIMOCODE (Diffusion Internet des Modèles pour la Conception Optimale des Dispositifs Electriques) créé dans le cadre du Programme Interdisciplinaire Energie du CNRS en 2007 pourrait travailler à définir des standards de description pour la capitalisation. Ils permettraient de repérer les modèles compatibles pour une optimisation de la structure et des matériaux. Ce projet émane des concepteurs et optimiseurs de machines électriques suite aux GDR M2EMS (Maîtrise de l'Energie Electrique du Matériau au Système) puis SEEDS (Systèmes d'Energie Electrique dans leur Dimension Sociétale). DIMOCODE fait suite au

constat d'un manque de supports appropriés pour capitaliser et rendre accessibles les modèles existants en vue de leur utilisation dans un contexte différent, qu'il s'agisse d'une structure de machine différente ou d'une nouvelle application. Le projet permettra de s'équiper d'une plate-forme Internet pour atteindre deux objectifs opérationnels :

- la capitalisation et l'échange des modèles entre les acteurs de la communauté,
- la diffusion des modèles vers l'enseignement, la R&D et l'industrie, et ceci à la fois au niveau national et international.

Ceci doit favoriser une diffusion efficace et rapide du « meilleur » des modèles pour la conception et l'optimisation des dispositifs électriques, et induire un impact significatif vers une conception énergétiquement efficace de ces derniers. Les bénéficiaires d'une telle plate-forme seront les utilisateurs qui seront plus productifs pour de nouvelles conceptions mais également les constructeurs des modèles grâce aux retours des utilisateurs.

Une autre difficulté est d'ordre algorithmique. L'algorithme « *branch and bound* » présenté en section V a montré de très bons résultats sur l'optimisation combinatoire du transformateur de sécurité. Cet algorithme s'applique sans modification à l'optimisation avec des variables mixtes car il procède par relaxation : Certaines variables discrètes sont rendues continues afin de fournir une borne inférieure à la fonction objectif. Dans le cas d'une variable discrète non-classable ou booléenne, la relaxation pose problème : D'une part, la variation de la fonction objectif selon cette variable est *a priori* chaotique, ce qui rend l'optimisation difficile. D'autre part, il est fort possible que la fonction objectif ne soit pas définie entre deux valeurs possibles.

Ainsi, l'optimisation structurelle des machines électriques est un axe de recherche difficile pour lequel beaucoup de travail reste à faire tant en développement de modèles compatibles avec des changements structurels ou de matériaux qu'en mise au point d'algorithmes spécifiques.

VII.3. Optimisation systémique multi-niveau et multi-échelle

Les machines électriques sont de plus en plus utilisées pour des applications embarquées dans lesquelles les organes de transmission mécanique sont supprimés, notamment pour des raisons de fiabilité et d'entretien. C'est le cas pour la traction ferroviaire, la propulsion des véhicules, la production d'énergie par des éoliennes et bien d'autres applications. Ainsi, il n'existe pas de boîte de vitesse pour réduire la plage de variation de vitesse subie par le moteur et les points de fonctionnement de la machine électrique sont nombreux.

La conception d'une machine électrique se fait traditionnellement sur un point de fonctionnement, dit nominal, et en vérifiant le fonctionnement pour d'autres conditions telles que le démarrage, le court-circuit, etc. Il apparaît donc un changement radical dans la manière de concevoir une machine électrique car il faut dorénavant intégrer la totalité des modes de fonctionnement caractérisant le trajet du véhicule propulsé par un moteur-roue ou la variation journalière et annuelle du vent pour une génératrice éolienne. Ce changement amène de nouveaux besoins pour la conception et l'optimisation des machines électriques.

Prenons l'exemple de l'optimisation d'un moteur pour un kart dévale-pente qui a été abordé en section IV. En supposant la masse du moteur connue, une modélisation dynamique du système donne l'ensemble des points de fonctionnement (couple et vitesse) du moteur et le pourcentage de temps associé. Cependant, le modèle de dimensionnement utilisé ne prend en entrée qu'un seul point de fonctionnement, qualifié de nominal. Une solution pourrait être de considérer le pire des cas en prenant comme couple nominal le plus fort couple et la plus grande vitesse comme vitesse nominale. Dans ce cas, le moteur est surdimensionné avec une rétroaction positive sur le poids et un rendement moyen mauvais car le moteur sera souvent en sous-régime. Sur cet exemple, on voit l'avantage de retirer les équations thermiques statiques du modèle inverse de dimensionnement et d'utiliser un modèle direct de simulation pour vérifier que le moteur ne dépasse pas la température maximale autorisée. Plutôt que d'avoir un gros moteur capable de tenir le pire des cas de façon permanente, un petit moteur pourra fonctionner quelques temps en surrégime grâce à son inertie thermique. Ainsi, la définition d'un point nominal est abstraite car le couple et la vitesse nominaux trouvés par l'optimisation ne correspondent à aucun des points de fonctionnement rencontrés par le moteur lors du cycle. Il faut donc procéder avec une approche systémique.

L'analyse systémique « envisage les éléments d'une conformation complexe ... non pas isolément mais globalement, en tant que parties intégrantes d'un ensemble dont les différents composants sont dans une relation de dépendance réciproque »¹. On remarque que cette définition correspond bien à la nouvelle manière de concevoir les machines électriques car :

- pour concevoir la machine électrique, il faut intégrer tous les services qu'elle rend au système, c'est-à-dire l'ensemble des points de fonctionnement, et
- la machine électrique fait partie du système et toute modification de sa structure a des conséquences sur le système.

La dépendance qui apparaît conduit au besoin d'une modélisation du système complet. Le modèle peut être obtenu par agrégation des modèles des composants constitutifs tout comme un modèle de composant peut être obtenu par agrégation des modèles ou équations représentant chaque phénomène physique à prendre en compte.

La validation des modèles passe par la mise en œuvre d'une plateforme d'essai multi-physique. Cette plateforme sera dédiée aux chaînes de traction électrique et offrira la possibilité de mesurer les grandeurs électriques, magnétiques, cinématiques, acoustiques, aérauliques et thermiques. Ce projet est supporté par le L2EP et le Laboratoire de Mécanique et d'Energétique (LME) de Valenciennes avec lequel nous collaborons pour les aspects thermiques et aérauliques au sein des moteurs de traction en partenariat avec la société Alstom Transport. Les acteurs du projet sont Pascal Brochet, Souad Harmand, Michel Hecquet, Frédéric Gillon et moi-même. Ce projet est financé dans le cadre du Contrat Plan Etat Région (CPER) MEDEE (Maîtrise de la demande d'Energie Des Entraînements Electriques) de 2007 à 2013 à hauteur de 1.5 M€.

La démarche souvent employée pour simuler un système complexe est de simplifier la modélisation de chaque composant pour le ramener à une représentation homogène. Le pas de

¹ Définition prise dans Le Petit Larousse illustré, 1993.

temps utilisé pour la simulation est déterminé par la plus petite constante de temps, ce qui conduit à un temps de simulation significatif. Cette approche requiert également un temps important pour la construction des modèles et représente une grande difficulté dans le cas d'optimisation pluridisciplinaire. Ainsi, (Kroo, 2004) dresse un inventaire des approches alternatives telles que la conception multidisciplinaire distribuée et l'optimisation collaborative. Une des idées est d'assurer la cohérence des modèles non pas au moyen d'un couplage fort mais par l'utilisation de techniques d'optimisation. Nous avons pu vérifier la pertinence d'une telle approche sur le moteur roue en retirant le couplage fort liant les équations thermiques aux autres et en le remplaçant par une contrainte égalité sur les températures d'entrée et de sortie des modèles. Le fait que les constantes de temps électriques, mécaniques et thermiques ne soient pas du même ordre de grandeur peut ainsi être exploité pour gagner en temps de simulation.

Un processus multi-niveau est également utilisé en aéronautique pour la conception d'un système. Le principe est exposé en figure VII.1. La démarche est descendante (« *top to bottom* ») et commence par une optimisation globale au niveau système. Cette étape est qualifiée de dimensionnement rapide. Les objectifs (valeurs cibles) et contraintes sont ensuite répercutés au niveau inférieur pour l'optimisation multidisciplinaire des composants du système. Enfin, des optimisations locales sont faites sur chaque sous-assemblage et matériau au niveau le plus bas. Au niveau système, un modèle global imprécis est employé alors qu'il existe plusieurs modèles précis au niveau composant. Cette approche est parfaitement adaptée aux systèmes électriques tels que les chaînes de traction ferroviaire ou automobile.

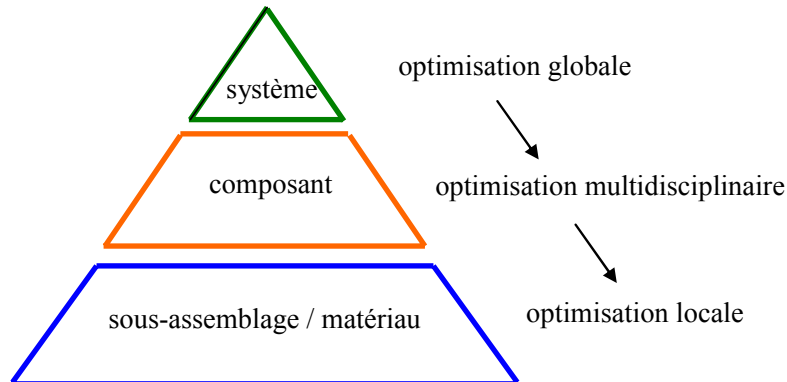


Fig. VII.1. Processus multi-niveau

Dans ce processus multi-niveau, le passage des objectifs et contraintes d'un niveau à l'autre est un sujet ouvert et plusieurs approches sont possibles. Pour l'aéronautique et l'automobile, le « *target cascading* » (Kim *et al.*, 2003) donne de bons résultats. Les techniques de « *space-mapping* » pourraient également être utilisées pour aligner les modèles grossiers des composants utilisés au niveau système avec ceux plus fins du niveau composant.

Pour mettre en œuvre et tester rapidement les différentes approches de formulation et de résolution des problèmes d'optimisation multi-niveau, une plateforme informatique est en cours de développement au moyen d'un travail postdoctoral d'un an. La plateforme doit faciliter l'intégration de tout nouvel algorithme d'optimisation ou modèle. Sa vocation est de devenir le nouvel outil de capitalisation de l'équipe COSME pour succéder à SOPHEMIS

dont la finalité est l'optimisation mono-niveau. La description des algorithmes et des modèles doit être uniformisée afin de permettre une grande interopérabilité. Une interface graphique est à développer pour décrire le processus multi-niveau avec les modèles mis en jeu, les algorithmes associés et les variables de liaison entre niveaux.

Ainsi, le processus multi-niveau pose de nombreuses questions tant au niveau de la modélisation de chaque niveau que des algorithmes et démarches pour synchroniser les niveaux entre eux. La mise en évidence des méthodes de modélisation et d'optimisation qui donnent les meilleurs résultats pour la conception des systèmes électriques constitue une perspective à long terme.

VI. Références du mémoire scientifique

- Allain L., « Capitalisation et traitement des modèles pour la conception en génie électrique », thèse de doctorat en génie électrique, INPG, Grenoble, 30 septembre 2003.
- Alotto P., Kuntsevitch A.V., Magele C., Molinari G., Paul C., Preis K., Repetto M., and Richter K.R., « Multiobjective optimization in magnetostatics: a proposal for benchmark problems », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 32, No. 3, Part 1, May 1996, pp. 1238–1241.
- Alotto P., and dos Santos Coelho L., « Electromagnetic Device Optimization by Hybrid Evolution Strategy Approaches », OIPE 2006 conference, CD-ROM.
- Bandler W., Cheng Q.S., Dakrouy S.A., Mohamed A.S., Bakr M.H., Madsen K., and Sondergaard J., « Space mapping: The state of the art », IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, vol. 52, no. 1, pp. 337–361, January 2004.
- Baumgartner U., Magele Ch., and Renhart, W., « Pareto Optimality and Particle Swarm Optimization », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 2, March 2004, pp. 1172-1175.
- Baumgartner U., « SMES Optimization Benchmark », 1996 redesigned 2006, http://www.igte.tu-graz.ac.at/archive/team_new/description.php
- Biedinger J.M., Vilain, J.P., « Dimensionnement des actionneurs électriques alimentés à fréquence variable sous faible tension : I. Analyse du problème couplé magnétique, thermique, électrique », Eur. Phys. J. AP 3, pp. 101-118 (1998).
- Boglietti A., Cavagnino A., and Staton D.A., « TEFC Induction Motors Thermal Models: A parameter Sensitivity Analysis », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 41, No. 3, May/June 2005, pp. 756-763.
- Brisset S., Gillon F., Vivier S., and Brochet P., « Optimization with Experimental Design: an approach using Taguchi's Methodology and Finite Element Simulations », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 37, No. 5, pp. 3530-3533, September 2001.
- Brisset S., and Brochet P., « Analytical model for the optimal design of a brushless DC wheel motor », COMPEL, Vol. 24, No. 3, pp. 829-848, 1-2005
- Cai Z., and Wang Y., « A Multiobjective Optimization-Based Evolutionary Algorithm for Constrained Optimization », IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 10, No. 6, December 2006, pp. 658-675.
- Campelo F., Guimaraes F.G., Igarashi H., and Ramirez J.A., « A Clonal Selection Algorithm for Optimization in Electromagnetics », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 41, No. 5, May 2005, pp. 1736-1739.
- Canova A., Freschi F., and Repetto M., « Hybrid method coupling AIS and zeroth order deterministic search », COMPEL, Vol. 24, No. 2, pp. 784-795, 2005.
- Chen X., Qian J., Ni G., Yang S., and Zhang M., « An Improved Genetic Algorithm for Global Optimization of Electromagnetic Problems », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 37, No. 5, September 2001, pp. 3579-3583.
- Chen X., Ni G., and Yang S., « An Improved Tabu Algorithm Applied to Global Optimizations of Inverse Problems in Electromagnetics », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 38, No. 2, March 2002, pp. 1069-1072.

- Clerc M., « L'optimisation par essais particuliers », éditions Lavoisier, 2005.
- Colette Y., Siarry P., « Optimisation multiobjectif », éditions Eyrolles, 2002.
- Costa M.C., Coulomb J.L., Maréchal Y., Dietrich A.B., and Nabeta S.I., « Diffuse-Element Method and Quadrees : Two Ingredients for an Adaptive Response Surface », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 38, No. 2, pp. 1085-1088, March 2002.
- Coulomb J.L., Petin P., Saludjian L., Nguyen Thank N., Pacaut R., « Sensitivity Analysis using High Order Derivatives », ACES, Vol. 12, No. 2, pp. 20-25, July 1997.
- Cros J., « Définition d'un actionneur à aimants permanents et électronique intégrée pour l'automobile », Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse, 1992.
- Deb K., Pratap A., Agarwal S., and T. Meyarivan T., « A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II », IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, No 2, pp. 182–197, 2002.
- Delale A., Albert L., Gerbaud L., and Wurtz F., « Automatic Generation of Sizing Models for the Optimization of Electromagnetic Devices Using Reluctance Networks », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 2, March 2004, pp. 830-833.
- Dorigo M., « Optimization, Learning and Natural Algorithms », PhD thesis, Politecnico di Milano, Italy, 1992.
- Dubas F., Espanet C., and Miraoui A., « An original analytical expression of the maximum magnet thickness in surface mounted permanent magnet motors », The European Physical Journal Applied Physics, Volume 38, Issue 2, May 2007, pp.169-176.
- Duff I.S., and Reid J.K., « An implementation of Tarjan's Algorithm for the Block Triangularization of a Matrix », ACM Trans. Math. Soft., Vol. 4, No. 2, June 1978, pp. 137-147.
- Echeverria D., Lahaye D., Encica L., and Hemker P.W., « Optimization in electromagnetic with the space-mapping technique », COMPEL, Vol. 24, No. 3, 2005, pp. 952-966.
- Elleuch M., and Poloujadoff M., « Analytical Model of Iron Losses in Power Transformers », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 39, No. 2, March 2003, pp. 973-980.
- Ertan H.B., Leblebicioglu K., and Demirel O., « An approach to design and optimization of HV high frequency resonant power transformers », ICEM2000, August 2000, pp. 183-187.
- Fanni A., and Montisci A., « A Neural Inverse Problem Approach for Optimal Design », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 39, No. 3, pp. 1305-1308, May 2003.
- Fiacco A.V., and McCormick G.P., « Non linear programming: Sequential unconstrained minimization techniques », John Wiley Ed., New York, 1968
- Finkel D.E., « DIRECT Optimization Algorithm User Guide », March 2, 2003, http://www4.ncsu.edu/~ctk/Finkel_Direct/DirectUserGuide_pdf.pdf
- Fischer V., Gerbaud L., and Wurtz F., « Using Automatic Code Differentiation for Optimization », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 41, No. 5, May 2005, pp. 1812-1815.
- Fitan E., Messine F., and Nogarède B., « The Electromagnetic Actuator Design Problem: A General and Rational Approach », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 3, May 2004, pp. 1579-1590.

- Foggia A., « Méthodes de calcul des inductances de fuites », Techniques de l'Ingénieur, D 3 440, 20 pages.
- Fonseca C.M., and Fleming P.J., « Genetic Algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization », In Genetic Algorithms: Proceeding of the 5th International Conference, pp. 416-423, Morgan Kaufmann, 1993.
- Fujinami Y., Noguchi S., Yamashita H., and Cingoski V., « Thermal analysis of a synchronous generator taking into account the rotating high-frequency magnetic field harmonics », ICEM2000, August 2000, pp. 353-357.
- Gallardo A., and Lowther D.A., « Some Aspects of Niching Genetic Algorithms Applied to Electromagnetic Device Optimization », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 4, pp. 1076-1079, July 2000.
- Gentilhomme A., « C.O.C.A.S.E. – Un système expert d'aide à la conception d'appareillages électriques », thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble soutenue le 3 mai 1991.
- Gieras J.F., and Marler M.E., « Analytical Prediction of Torque Ripple in Permanent Magnet Brushless Motors », International Conference on Electrical Machines, 2002, CD-ROM.
- Gieras J.F., and Wing M., « Permanent Magnet Motor Technology: Design and Applications », 2nd Edition, Revised and Expanded, Taylor & Francis Ltd - New York, 2002.
- Glises R., « Machines électriques tournantes. Simulation du comportement thermique », Techniques de l'Ingénieur, D 3 760, 8 pages.
- Glover F., « Future paths for integer programming and links to artificial intelligence », Computers & Operations Research 13, pp. 533-549, 1986.
- Glover F., and Laguna M., « Tabu Search », Colin R. Reeves (ed.), Modern Heuristic Techniques for combinatorial Problems, Blackwell Scientific Publications, Oxford, pp. 70-150, 1993.
- Hajji O., « Contribution au développement de méthodes d'optimisation stochastiques. Application à la conception des dispositifs électrotechniques », thèse de doctorat en génie électrique, soutenue le 3 décembre 2003 à l'Université des Sciences et Technologies de Lille.
- Hajji O., Brisset S., and Brochet P., « A Stop Criterion to Accelerate Magnetic Optimization Process using Genetic Algorithms and Finite Element Simulations », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 39, No. 3, pp. 1297-1300, May 2003.
- Hajji O., Brisset S., and Brochet P., « A new Tabu Search Method for optimization with continuous parameter », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 2, pp. 1184-1187, March 2004.
- Hajji O., Brisset S., Wurtz F., Brochet P., Fandino J., « Comparaison des méthodes stochastiques et déterministes pour l'optimisation de dispositifs électromagnétiques », Revue Internationale de Génie Electrique, Vol. 8, No. 2, pp. 241-258, Janvier 2005.
- Hecquet M., « Contribution à l'instrumentation de la démarche de conception des machines électriques », Habilitation à Diriger des Recherches, Université des Sciences et Technologies de Lille, décembre 2006.
- Hendershot J.R. Jr., Miller T.J.E., « Design of permanent-magnet motors », Magna physics publishing and Clarendon press, Oxford, 1994.

- Ho S.L., Yang S., Ni G. and Wong H.C., « An Improved Tabu Search for the Global Optimizations of electromagnetic Devices », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 37, No. 5, September 2001, pp. 3570-3574.
- Holland J.H., « Adaptation in natural and artificial systems », University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- Horii M., Takahashi N., and Narita T., « Investigation of Evolution Strategy and Optimization of Induction Heating Model », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 4, July 2000, pp. 1054-1088.
- Horn J., Nafploitis N., Goldberg D.E., "Multiobjective optimization using the niched Pareto genetic algorithm", Rapport technique, IlliGA1 Report 93005, university of Illinois, Urbana, Illinois, 1993.
- Ioan D., Munteanu I., and Ciuprina G., « Adjoint Field Technique Applied in Optimal Design of a Nonlinear Inductor », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 34, No. 5, September 1998, pp. 2849-2852.
- Jin, Y., Olhofer M., and Sendhoff B., « Dynamic Weighted Aggregation for Evolutionary Multi-Objective Optimization: Why Does It Work and How? », Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, pp. 1042-1049, Morgan Kaufmann Ed., 2001.
- Jones D.R., Schonlau M., and Welch W., « Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions », Journal of Global Optimization, Vol. 13, No. 4, pp. 455-492, December 1998.
- J. Kennedy, and R. C. Eberhat, « Particle swarm optimization », Proceedings of the IEEE Conference on Neural Network, Vol. 4, pp. 1942-1948, Piscataway, NJ, 1995.
- Kim H.M., Rideout D.G., Papamambros P.Y., Stein J.L., « Analytical Target Cascading in Automotive Vehicle Design », Journal of Mechanical Design, Vol. 125, September 2003, pp. 1-9.
- Kim I.Y., and De Weck O.L., « Adaptive weighted-sum method for bi-objective optimization: Pareto front generation », Struct. Multidisc. Optim., Vol. 29, pp. 149-158, 2005.
- Kirkpatrick S., Gelatt C.D., and Vecchi Jr. M.P., « Optimization by Simulated Annealing », Science, Vol. 220, No. 4598, pp. 671-680, 1983.
- Kobetski A., Coulomb J.L., Costa M.C., Maréchal Y., and Jönsson U., « Comparison of Radial Basis Function Approximation Techniques », COMPEL, Vol. 22, No. 3, pp. 616-629, 2003.
- Koh C.S., and Seol J.S., « New Cogging Torque Reduction Method for Brushless Permanent-Magnet Motors », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 39, No. 6, November 2003.
- Kroo I., « Distributed multidisciplinary design and collaborative optimization », VKI lecture series on Optimization Methods & Tools for Multicriteria/Multidisciplinary Design, November 15-19, 2004
- Labraga M., « Contribution à la conception d'actionneurs à aimants permanents et commutation électronique fonctionnant à basse vitesse », thèse de l'INPT soutenue le 1^{er} avril 1992.
- Lagarias J.C., Reeds J.A., Wright M.H., and Wright P.E., « Convergence properties of the Nelder-Mead Simplex method in low dimensions », SIAL J. Optim., Vol. 9, No. 1, pp. 112-147, 1998.

- Lebensztajn L., Marretto C.A.R., Costa M.C., and Coulomb J.L., « Kriging: A Useful Tool for Electromagnetic Device Optimization », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 2, March 2004, pp. 1196-1199.
- Lebensztajn L., and Coulomb J.L., « TEAM Workshop Problem 25: A Multiobjective Analysis », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 2, March 2004, pp. 1402-1405.
- Lee B.S., Bae H.K., Vijayraghavan P., and Krishnan R., « Design of Linear Switched Reluctance Machine », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, No. 6, pp. 1571-1580, November/December 2000.
- Leonard P.J., and Connor A.M., « Pole Shape Optimization using Tabu Search Scheme », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 4, pp. 1115-1118, July 2000.
- Lo S.L., Yang S., Wong H.C., Cheng K.W.E., and Ni G., « An Improved Ant Colony Optimization Algorithm and Its Application to Electromagnetic Devices Designs », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 41, No. 5, pp. 1764-1767, May 2005.
- Makni Z., « Contribution au développement d'un outil d'analyse multi-physique pour la conception et l'optimisation d'actionneurs électromagnétiques », thèse de doctorat spécialité physique soutenue le 12 décembre 2006 à l'Université Paris-Sud Orsay
- Marglin S., « Public Investment Criteria », Cambridge, Ma: MIT Press.
- Mellor P.H., Roberts D., and Turner, D.R., « Lumped parameter thermal model for electrical machines of TEFC design », IEE Proceedings-B, Vol. 138, No. 5, September 1991, pp. 205-218.
- Messine F., « Méthodes d'Optimisation Globale basées sur l'Analyse d'intervalle pour la Résolution des Problèmes avec Contraintes », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, septembre 1997.
- Mester V., Gillon F., Brisset S., and Brochet P., « Global Optimal Design of a Wheel Traction Motor by a Systemic Approach of the Electric Drive Train », IEEE Vehicle Power and Propulsion (VPP) Conference, Windsor, UK, 9-2006.
- Mester V., « Conception optimale systémique des composants des chaînes de traction électriques », thèse de doctorat spécialité génie électrique soutenue le 22 mai 2007 à l'Ecole Centrale de Lille.
- Miller T.J.E., and Hendershot J.R. Jr., « Design of Brushless Permanent-Magnet Motors », Magna physics publishing and Clarendon press, Oxford, 1994.
- Minoux M., « Programmation Mathématique, théorie et algorithmes, tome 1 », Dunod Edition, 1983.
- Moussouni F., Brisset S., and Brochet P., « Some results on the design of brushless DC wheel motor using SQP and GA », International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics (IJAEM), Vol. 3, No. 26, April 2007 (a).
- Moussouni F., Brisset S., and Brochet P., « Comparison of two multi-agent algorithms: ACO and PSO », présenté à la conférence ISEF 2007 (b).
- Multon B., Hirsinger L., « Problème de la motorisation d'un véhicule électrique », Revue 3EI, No. 4, pp. 53-64, décembre 1995, No. 5, pp. 55-64, mars 1996.
- Nogarede B., « Electrodynamique appliquée : Fondements et principes physiques de l'électrotechnique », édition DUNOD, 2004.

- Notelet F., Brudny J.F., « Calcul des machines électriques : Calcul d'un transformateur », Revue 3EI, pp. 13-21, No. 11, décembre 1997, No. 12, pp. 2-8, mars 1998.
- Notelet F., Brudny J.F., « Calcul des machines électriques : Calcul d'une machine à courant continu », Revue 3EI, pp. 4-13, No. 7, décembre 1996.
- Notelet F., Brudny J.F., « Calcul des machines électriques : Calcul d'un alternateur triphasé à pôles saillants », Revue 3EI, pp. 9-20, No. 3, juin 1995.
- Okamoto Y., Ohtake M., and Takahashi N., « Magnetic Shield Design of Perpendicular Magnetic Recording Head by Using Topology Optimization Technique », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 41, No. 5, May 2005, pp. 1788-1791.
- Pahner U., and Hameyer K., « Adaptive Coupling of Differential Evolution and Multiquadratics Approximation for the Tuning of the Optimization Process », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 4, July 2000, pp. 1047-1051.
- Perttunen C.D., Jones D.R., and Stuckman B.E., « Lipschitzian optimization without the lipschitz constant », Journal of Optimization Theory and Application, Vol. 79, No. 1, pp. 157-181, October 1993.
- Poloujadoff M., and Es-Sbai Z.A., « A state variables method for the optimization of electrical machines. Application to the acceleration of an inertia », J. Phys. III, Vol. 4, March 1994, pp. 531-541.
- Qu R., Lipo T.A., « Analysis and Modeling of Air-Gap and Zigzag Leakage Fluxes in a Surface-Mounted Permanent-Magnet Machine », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 40, No. 1, January/February 2004, pp. 121-127.
- Ragot P., Markovic M., and Pierrard Y., « Optimization of Electric Motor for a Solar Airplane Application », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 42, No. 4, July/August 2006, pp. 1053-1061.
- Rasmussen K.F., Davies J.H., Miller T.J.E., McGilp M.I., and Olaru M., « Analytical and Numerical Computation of Air-Gap Fields in Brushless Motors with Surface Permanent Magnets », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, No. 6, November/December 2000, pp. 1547-1554.
- Rashid K., Ramirez J.A., and Freeman E.M., « Optimization of Electromagnetic Devices using Sensitivity Information from Clustered Neuro-Fuzzy Models », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 37, No. 5, pp. 3575-3578, September 2001.
- Ren Z., « Contribution à la modélisation des machines électriques par résolution simultanée des équations du champ et des équations du circuit d'alimentation », Thèse soutenue le 16 décembre 1985, ENSEEIHT, Toulouse
- Roudenko O., « Application des algorithmes évolutionnaires aux problèmes d'optimisation multi-objectif avec contraintes », thèse en mathématiques appliquées de l'école Polytechnique, soutenue le 5 mars 2004.
- Sareni B., Krähenbühl L., and Nicolas A., « Efficient Genetic Algorithms for Solving Hard Constrained Optimization Problems », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 4, pp. 1027-1030, July 2000.
- Schaffer J. D., « Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms », In J. J. Grefenstette, editor, Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms, pp. 93-100, Laurence Erlbaum Associates, 1985.

- Shu L.S., Ho S.Y., and Ho S.J., « A Novel Orthogonal Simulated Annealing Algorithm for Optimization of Electromagnetic Problems », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 7, pp. 1791-1795, July 2004.
- Spall J.C., « Introduction to Stochastic Search and Optimization: Estimation, Simulation, and Control », ISBN: 978-0-471-33052-3, Wiley-Interscience, John Wiley & Sons Inc., New York, April 2003.
- Srinivas N., and Deb K., "Multi-objective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithms", Evolutionary Computation, 2(3): 221-248, 1994.
- Takahashi N., Ebihara K., Yoshida K., Nakata T., Ohashi K., and Miyata K., « Investigation of simulated annealing method and its application to optimal design of die mold for orientation of magnetic powder », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 32, No. 3, pp. 1210-1213, 1996, <http://www.compumag.co.uk/problems/problem25.pdf>
- Tarjan R., « Depth-first search and linear graph algorithms », SIAM Comput., Vol. 1, No. 2, June 1972, pp. 146-160.
- Tran T.V., Brisset S., Echeverria D., Lahaye D., and Brochet P., « Space-mapping techniques applied to the optimization of a safety isolating transformer », présenté à ISEF 2007 (a).
- Tran T.V., Brisset S., and Brochet P., « A Benchmark for Combinatorial and Multi-level Optimization of a Safety Isolating Transformer », présenté à COMPUMAG 2007 (b).
- Tran T.V., Moussouni F., Brisset S., and Brochet P., « Combinatorial Optimization of a Safety Isolating Transformer using Branch-and-Bound method and Genetic Algorithm », présenté à COMPUMAG 2007 (c).
- Trichon F., « Modélisation du processus de conception des machines électriques – Le système expert DAMOCLES », thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble soutenue le 12 mars 1991.
- Tsai W.B., and Chang T.Y., « Analysis of Flux Leakage in a Brushless Permanent-Magnet Motor with Embedded Magnets », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 35, No. 1, January 1999, pp. 543-547.
- Vasconcelos J.A., Saldanha R.R., Krähenbühl L., and Nicolas A., « Genetic Algorithm Coupled with a Deterministic Method for Optimization in Electromagnetics », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 33, No. 2, pp. 1860-1863, March. 1997.
- Venkataraman P., « Applied Optimization with Matlab Programming », a Wiley- Interscience publication, John Wiley & Sons, Inc., New York, 2002.
- Vieira D.G., Vieira D.A.G., Caminhas, W.M., and Vasconcelos J.A., « A Hybrid Approach Combining Genetic Algorithm and Sensitivity Information Extracted from a Parallel Layer Perceptron », IEEE, Transactions on Magnetics, Vol. 41, No. 5, pp. 1740-1743, May 2005.
- Vivier S., « Stratégies d'optimisation par la méthode des plans d'expériences. Application aux dispositifs électrotechniques modélisés par éléments finis », thèse de doctorat spécialité génie électrique soutenue le 11 juillet 2002 à l'Université des Sciences et Technologies de Lille.
- Vizireanu D., « Conception optimale d'une génératrice synchrone à flux axial et aimants permanents pour une éolienne de 5 MW en attaque directe », thèse de doctorat spécialité génie électrique soutenue le 9 juillet 2007 à l'Ecole Centrale de Lille.

- Wang L., Lowther D.A., « Selection of Approximation Models for Electromagnetic Device Optimization », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 42, No. 4, April 2006, pp. 1227-1230.
- Wurtz F., « Statut et nature des processus de conception que nous utilisons en électrotechnique et possible rationalisation et automatisation », Electrotechnique du Futur 2005.
- Yang S., Machado J.M., Ni G., Ho S.L., and Zhou P., « A Self-Learning Simulated Annealing Algorithm for Global Optimizations of Electromagnetic Devices », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 36, No. 4, pp. 100-1008, July 2000.
- Yang S., Cardoso J.R., Ho S.L., Ni P.H., Machado J.M., and Lo E.W.C., « An Improved Tabu-Based Vector Optimal Algorithm for Design Optimizations of Electromagnetic Devices », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 40, No. 2, pp. 1140-1143, March 2004.
- Zadeh L., « Optimality and Non-Scalar-Valued Performance Criteria », IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 8, No. 1, pp. 59-60, January 1963.
- Zarko D., Ban D., and Lipo T.A., « Analytical Calculation of Magnetic Field Distribution in the Slotted Air Gap of a Surface Permanent-Magnet Motor Using Complex Relative Air-Gap Permeance », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 42, No. 7, July 2006, pp. 1828-1837.
- Zhao Z.M., Meng S., Chan C.C., and Lo E.W.C., « A Novel Induction Machine Design Suitable for Inverter-Driven Variable Speed Systems », IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 15, No. 4, December 2000.
- Zhu Z.Q., Howe D., and Chan C.C., « Improved Analytical Model for Predicting the Magnetic Field Distribution in Brushless Permanent-Magnet Machines », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 38, No. 1, January 2002, pp. 229-238.
- Zitzler E., and Thiele L., « Tournament selection, niching and the preservation of diversity », Technical report 43, Computer Engineering and Networks Laboratory, ETH, Zurich, Switzerland, 1998.
- Zitzler E., Laumanns M., and Thiele L., « SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm », Technical Report TIK-Report 103, Swiss Federal Institute of Technology ETH, 2001.

Résumé - Dans la concurrence accrue qui caractérise la société actuelle, la maîtrise des délais d'étude et de la qualité passe par une instrumentation de la démarche de conception. L'accélération du renouvellement des produits et de la mise en œuvre des technologies innovantes, l'introduction de nouvelles contraintes liées au développement durable et la définition des objectifs de conception non plus au niveau des actionneurs mais davantage au niveau du système remettent en cause les anciennes stratégies heuristiques de conception. Face à la complexité des nouvelles conceptions, une instrumentation de la démarche est faite par l'emploi des techniques d'optimisation et d'outils de modélisation au sein de stratégies rationnelles.

Une conception optimale résulte ainsi de la bonne adéquation entre les modèles, les algorithmes d'optimisation, les formulations mathématiques et les démarches de conception les mettant en œuvre. Ce mémoire présente chacun de ces éléments et met en exergue leurs interactions. Les formulations sont multiples et il revient au concepteur de choisir celle qui convient à son application. Des transformations permettent de passer d'un formalisme à un autre et apportent une plus grande souplesse dans la démarche de conception. Les modèles les plus utilisés pour la conception des dispositifs électrotechniques sont classés en trois catégories : les modèles analytiques, les modèles éléments finis, et les modèles semi-numériques. Leurs propriétés sont complémentaires et aucune catégorie ne domine une autre mais chacune réalise un compromis optimal entre la précision et le temps de calcul. Enfin, les caractéristiques des algorithmes sont souvent complémentaires et l'hybridation est une solution efficace pour réduire le temps d'optimisation et augmenter la précision.

Des optimisations menées avec plusieurs algorithmes et modèles confirment les fortes interactions qui existent entre les choix d'un modèle, d'un algorithme et d'une formulation. Au-delà des caractéristiques intrinsèques des algorithmes, leur mise en œuvre pour l'optimisation des dispositifs électrotechniques reste l'épreuve de vérité et apporte quelques surprises. La maîtrise d'une diversité de modèles, d'algorithmes et de formulations garantit au concepteur d'arriver de façon rationnelle à un dispositif optimal.

Les perspectives de recherche à moyen terme concernent les algorithmes d'optimisation déterministes globaux à variables mixtes et les modèles et algorithmes capables de faire des choix structurels et de matériaux. Les perspectives à long terme portent sur l'optimisation systémique multi-niveau et multi-échelle.

Mots clés : optimisation, conception, machines électriques, multi-physique, multi-objectif, variables mixtes

Abstract - In the increased competition that characterizes today's society, the mastery of time of study and quality is going through a process of instrumentation of the design process. The acceleration of product renewal and implementation of innovative technology, the introduction of new constraints related to sustainable development and definition of design objectives at the system level challenge old strategies for design process. Faced with the complexity of new concepts, instrumentation of the design process is done through the use of optimization techniques and modeling tools within rational strategies.

An optimal design is a result of a good fit between the models, optimization algorithms, the mathematical formulations and the design approaches. This dissertation presents each of these elements and highlights their interactions. The formulations are many and the designer has to choose the one that suits its application. The transformations can switch from one to another and provide greater flexibility in the design process. The models most commonly used for the design of electrical devices are classified into three categories: analytical models, finite element models, and the semi-numerical models. Their properties are complementary and no class dominates another, but each is an optimal compromise between accuracy and calculation time. Finally, the characteristics of the algorithms are often complementary and hybridization is an effective solution to reduce the time and increase the accuracy.

Optimization runs with several algorithms and models confirm the strong interactions between the choice of a model, an algorithm and a formulation. Beyond the intrinsic characteristics of algorithms, implementation for the optimization of electrical devices remains a litmus test and brings a few surprises. Proficiency in a variety of models, algorithms and formulas guarantee the designer in order to arrive at an optimal device.

The outlook for medium-term research is related to deterministic global optimization algorithms with mixed variable such as models and algorithms able of making choices in structural and materials. Long-term prospects focused on systemic multi-level and multi-scale optimization.

Keywords - optimization, design, electrical machine, multi-physics, multi-objective, mixed variables