



HAL
open science

Méthodologies de Conception Optimale des Composants Electromagnétiques

Frédéric Gillon

► **To cite this version:**

Frédéric Gillon. Méthodologies de Conception Optimale des Composants Electromagnétiques. Energie électrique. Université des Sciences et Technologie de Lille - Lille I, 2009. tel-00734814

HAL Id: tel-00734814

<https://theses.hal.science/tel-00734814v1>

Submitted on 24 Sep 2012

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.

Ecole Centrale de Lille
Université des Science et Technologies de Lille

L'Habilitation à diriger des Recherches

Spécialité :
Génie Electrique

Frédéric GILLON

Docteur USTL en Génie Electrique
Ingénieur de L'Ecole Universitaire D'Ingénieur de Lille (Eudil)
Maître de conférences à l'Ecole Centrale de Lille

Titre du Mémoire :

Méthodologies de Conception Optimale des Composants Electromagnétiques

Soutenue le 07 Décembre 2009 devant le jury constitué de :

JL. Coulomb	G2Elab – grenoble INP	Rapporteur
C. Marchand	Lgep/Spee Labs - Supelec	Rapporteur
B. Nogarede	Laplace - Enseeiht	Rapporteur
JF. Brudny	Lsee – Univ. d'Artois	Examineur
G.Friedrich	Lec - Utc	Examineur, Président
F. Piriou	L2ep - Ustl	Examineur
L.Krähenbühl	Ampère -EcLyon	Examineur
P. Brochet	L2ep - EcLille	Examineur, Directeur

Laboratoire L2EP, EA2697
Ecole Centrale de Lille
Cité Scientifique - BP 48
F-59651 Villeneuve d'Ascq Cedex



Equipe Optimisation



Frédéric Gillon was born in France in 1967. He obtained an Engineer Diploma in 1992 and a Ph.D. in 1997 at Université des Sciences et Technologies de Lille. He is currently Assistant Professor at Ecole Centrale de Lille since 1999. His area research is the Optimal Design of electric systems. The applications are: linear motors, axial and radial synchronous motors, and railway propulsion systems.
frederic.gillon@ec-lille.fr

Les permanents de l'équipe



Stéphane Brisset, graduate of M. S. degree in 1992 at Ecole Centrale de Lille, France, Ph. D. in electrical engineering in 1995 at Université des Sciences et Technologies de Lille. He joined Ecole des Hautes Etudes Industrielles in 1996 and Ecole Centrale de Lille in 2001 where he is now associate professor in the design and optimization of electrical machines (COME) team at Laboratoire d'Electrotechnique et d'Electronique de Puissance (L2EP). His main interests are the simulation, design and optimization of electric machines.
Stephane.brisset@ec-lille.fr.



Michel Hecquet, Michel HECQUET was born in 1968. He received the Ph.D degree from the University of Lille, France, in 1995. His Ph.D dissertation presented a 3D permeance network of a claw-pole alternator, used for the simulation and the determination of the electromagnetic forces. His research interests include the modelling, the design and the optimisation of electrical machines, particularly the application of the experimental designs methodology to a finite element models. For several years, he is interested in the development and application of multi-physics models of electrical machines (electromagnetic, mechanic and acoustic), in view of their optimum design. He is now working in L2EP 'Laboratoire d'Electrotechnique et d'Electronique de Puissance' in Lille as associate professor and researcher..
Michel.Hecquet@ec-lille.fr.



Pascal Brochet, after a Ph.D. in Applied Mathematics in 1983 at USTL (Université des Sciences et Technologies de Lille), he had been working during seven years in VALEO, an automotive equipment company, as research engineer in the field of computer aided design of electrical machines. He joined Ecole Centrale de Lille in 1990 where he is now full professor and head of a research team on the design of electrical machines. His main interests are on modeling, numerical simulation, design and optimization of electrical machines.
pascal.brochet@ec-lille.fr

Site de l'équipe :

<http://l2ep.univ-lille1.fr/index.php?page=equipe&equipe=optimisation>

Avant-propos

Ce document a été rédigé en vue de l'obtention d'une Habilitation à Diriger des Recherches. Il est décomposé en deux parties. La première partie, concerne mes activités professionnelles, d'enseignant et de recherche. Un bilan des publications et des encadrements est présenté à la date de rédaction du mémoire. La deuxième partie, concerne le mémoire scientifique. C'est un travail de synthèse qui fait suite à 10 années de recherche menées avec passion et en étroite collaboration avec les membres de l'équipe Optimisation du L2ep. Il expose ma façon de voir la conception optimale pour le génie électrique. Il n'est pas exhaustif. L'accent a été mis sur la méthode, les applications sont ici traitées comme des exemples.

La rédaction d'un tel mémoire a été un travail plaisant, mais difficile, car il a été réalisé en parallèle avec les activités quotidiennes d'enseignement et de recherche. J'espère qu'il sera utile au lecteur et lui permettra d'avoir une vision sur les possibilités de la conception optimale à ce jour ou lui permettra grâce aux références, explications et exemples, de mieux comprendre un élément scientifique.

Remerciements

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements aux rapporteurs de ce mémoire : Claude MARCHAND professeur à l'Université Paris Sud 11, Jean-Louis COULOMB professeur à l'Institut National Polytechnique de Grenoble et à Bertrand NOGAREDE professeur à l'INP - Enseihit de Toulouse qui ont accordé une attention toute particulière à mes travaux de recherche. J'adresse également mes remerciements aux examinateurs : Jean François BRUDNY professeur au Lsee - Univ. d'Artois, Guy FRIEDRICH professeur au Lec à Université de Technologie de Compiègne, Laurent KRÄHENBÜHL Directeur de recherche CNRS au laboratoire Ampère et à Francis PIRIOU professeur à l'USTL et Directeur du L2ep. Je les remercie pour les questions, remarques et rapports réalisés. Ils m'ont conforté dans ma thématique.

Je tiens tout particulièrement à remercier Pascal BROCHET professeur à l'Ecole Centrale de Lille avec qui j'ai travaillé toutes ces années, pour son dynamisme, son soutien, ses encouragements, mais surtout son humanisme. Ses encouragements ont été pour moi très importants et m'ont permis de progresser.

Je tiens également à remercier chaleureusement mes collègues de l'équipe Optimisation Stéphane BRISSET et Michel HECQUET. Une amitié, un esprit de camaraderie existent entre nous. Soutien, encouragement, aide, sont des éléments du quotidien. Ceci induit un véritable plaisir pour notre travail et nous permet d'affronter les difficultés avec enthousiasme. Nos échanges scientifiques, la réalisation de projets de recherche en commun, sont autant d'éléments qui nous font évoluer ensemble.

J'adresse également mes remerciements aux doctorants que j'ai encadrés. Par ordre chronologique : Lilia EL AMRAOUI et Kamel BEN SAAD, maintenant Maîtres de conférences en Tunisie, Victor MESTER salarié de Emerson à Cluj Napoca en Roumanie, Sangkla KREUAWAN, salarié chez un équipementier automobile dans la région parisienne. Victor et Sangkla ont permis de faire émerger l'optimisation systémique, le chemin n'était pas tout tracé.

Je tiens aussi à remercier Stéphane VIVIER, maintenant maître de conférences au Lec avec qui j'ai eu des échanges scientifiques passionnants sur la méthode des plans d'expériences. Il a apporté une pierre importante à l'équipe Optimisation.

Je remercie l'ensemble des membres du département génie électrique de l'Ecole Centrale de Lille, enseignants-chercheurs, ingénieur, techniciens et secrétaire. La bonne ambiance de travail qui y règne est un élément essentiel.

Finalement je dédis ce mémoire à mes enfants Myrtille et Antoine, ainsi qu'à mon épouse Anne pour leur soutien, leur patience, et leur aide. Le métier d'enseignant chercheur est passionnant, mais comme toute passion, très dévorante de temps et d'esprit.

Partie 1 - Activités Professionnelles

PLAN

A.	<i>Curriculum Vitae</i>	6
A.1.	Etat civil	6
A.2.	Diplômes	6
B.	<i>Activités d'enseignement</i>	6
B.1.	Les enseignements classiques	6
B.2.	Les enseignements sous forme de projets	7
C.	<i>Activités de recherche</i>	8
C.1.	Thématiques	8
C.2.	Collaborations industrielles et Contrats de recherche	9
C.3.	Diffusion des connaissances et réseaux de compétences	9
C.3.1.	Conférences.....	10
C.3.2.	Relecture	10
D.	<i>Collaborations Nationales & Internationales</i>	10
D.1.	Gdr et Seeds.....	10
D.2.	Collaborations internationales	10
D.2.1.	ENIT Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis.....	10
D.2.2.	UT de Cluj-Napoca	10
E.	<i>Participation à des jurys de thèse [FGPTH]</i>	11
F.	<i>Encadrements Scientifiques</i>	11
F.1.	Thèses passées et en cours [FGTH]	11
F.2.	Master	13
F.3.	CDD [FGCdd]	14
F.4.	Stages.....	14
G.	<i>Publications</i>	15
G.1.	Articles dans des Revues avec comité de lecture [FGR].....	15
G.2.	Articles dans des Revues Pédagogiques avec comité de lecture	17
G.3.	Communications avec actes [FGC]	17
G.4.	Brevets.....	21
H.	<i>Statistiques</i>	21
H.1.	Tableaux et graphes de synthèse.....	21
H.1.1.	Avec qui	21
H.1.2.	Quand	22
H.1.3.	Quoi.....	23
H.2.	Les facteurs.....	23

Partie 1 - Activités Professionnelles

A. Curriculum Vitae

A.1. Etat civil

Nom : GILLON
Prénom : Frédéric
Date et lieu de naissance : 25 Août 1967 à Lille
Nationalité : Française
Situation familiale : Marié 2 enfants (Myrtille 23 ans et Antoine 15 ans)
Fonctions actuelles : Maître de conférences depuis 1999
Etablissement : Ecole Centrale de Lille, Cité scientifique Bp48, 59651 Villeneuve d'Ascq
Membre de l'équipe de Recherche : Optimisation (et conception des systèmes électriques) du L2ep
Téléphone : 03 20 33 53 86
Fax : 03 20 33 54 54
Email : frederic.gillon@ec-lille.fr

A.2. Diplômes

1997 **Doctorat en Génie Electrique** de l'université des sciences et techniques de Lille (USTL)

Thèse CIFRE n°94/411 avec la société ETRI fabriquant de petits ventilateurs

Modélisation et Optimisation par plans d'expériences d'un moteur à commutations électroniques

	Rapporteur	B. NOGAREDE
	Rapporteur	J.M. BIEDINGER
	Examineur	G. SEGUIER
	Examineur	C. BROCHE
[FGTH.0]	Examinatrice	N. HANOUNE
	Examineur	P. LESUEUR (responsable industriel)
	Examineur	P. BROCHET (directeur de thèse)

[\[http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00006014/fr/\]](http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00006014/fr/)

1992 **Diplôme d'Etudes Approfondies** en Génie Electrique à l'USTL

1992 **Diplôme d'ingénieur EUDIL** (école Universitaire d'ingénieurs de Lille) en section Informatique, Mesure, Automatisme

1989 **Licence EEA** (Electronique, Electrotechnique, Automatisme) à l'USTL

1988 **BTS Electrotechnique** à Ozanam Lille

B. Activités d'enseignement

B.1. Les enseignements classiques

Mes activités d'enseignement actuelles portent principalement dans le domaine de l'**électrotechnique**.

Durant ces années, j'ai également enseigné d'autres matières comme les probabilités, l'analyse numérique et l'électronique. En électronique, j'enseignais en travaux pratiques (TP) et en travaux dirigés (TD) pour les élèves ingénieurs de 2^{ème} année de l'école Centrale. Durant 2 ans, j'ai également fait un cours de 4 heures sur les montages à amplificateur opérationnel à Ig2I ainsi que les travaux dirigés associés.

La création en 2003 d'une nouvelle formation, l'Iteem, ingénieur manager entrepreneur, m'a incité à concentrer mes activités d'enseignement dans le domaine du génie électrique. J'interviens actuellement sur trois formations : la formation d'ingénieur de l'école Centrale de Lille sur les 3 années du cycle, la formation Iteem sur les 2 premières années post-Bac, et dans le master Energie Electrique et Développement Durable (E²D²) de notre laboratoire. Les trois formations sont très différentes avec des objectifs distincts.

Mes charges et responsabilités d'enseignement :

- **Cours de machines électriques** pour les élèves de 2^{ème} année de Centrale Lille (\approx 250 élèves - 16h). Un support de cours sous forme de photocopiés ainsi que des données sur le site moodle (intranet) sont fournis aux élèves. Je m'occupe, avec mes collègues du département, des travaux dirigés (12h) et des travaux pratiques (8h). Le cours présente les machines électriques alternatives et est structuré en trois parties : principe de fonctionnement et construction de la machine, modélisation électrique, puis exploitation sur des applications. Les exercices en travaux dirigés cherchent à être les plus applicatifs possibles. Les élèves de Centrale ont deux travaux pratiques. Le premier concerne le fonctionnement de la machine synchrone pilotée par un convertisseur. Cette maquette fonctionne à partir de 2 petits moteurs à aimants d'une 100^{ème} de Watt, montés tête-bêche, avec sur l'un, un asservissement de vitesse et sur l'autre un asservissement de couple. Le TP permet d'étudier le comportement de la machine et de construire son modèle. La maquette permet également de visualiser les formes d'ondes des tensions et des courants ainsi que le fonctionnement de la machine dans les 4 quadrants. Le second TP concerne la machine asynchrone associée à un variateur de vitesse. Le TP permet d'étudier la machine, de prédéterminer son comportement en charge et d'étudier l'association moteur variateur de vitesse.
- **Cours de machines électriques** pour les élèves de 2^{ème} année de l'Iteem (6h+8h). Je m'occupe, des travaux dirigés (8h+6h) et des travaux pratiques (8h). Le cours présente les machines alternatives et leurs modèles simplifiés. L'accent est mis sur l'interprétation et la compréhension de la conversion électromécanique.
- **Cours d'équipements électriques** pour les élèves de 1^{ère} année de l'Iteem (4h). Le cours introduit le transformateur et le pont à diodes, qui constituent à eux deux un petit système électrique fréquemment utilisé. L'accent est mis sur la méthodologie et les notions énergétiques. Les TDs reprennent les bases des transformateurs monophasés et triphasés avec des notions d'électricité : diagramme vectoriel et bilan de puissances (4h). Un TD sur le pont redresseur à diodes permet d'expliquer le fonctionnement dans différentes conditions et de travailler sur le calcul de la valeur moyenne et efficace (2h). Finalement, un TP sur le transformateur triphasé associé à un pont à diodes permet de valider et d'approfondir les connaissances (4h).
- **Cours d'approfondissement sur les machines électriques** aux élèves de l'option E²D² de l'école Centrale. Le cours porte sur les matériaux, les machines pas à pas, et les modèles de machines synchrones (16h). Le cours sur les modèles de machines synchrones est associé à l'utilisation de ces modèles avec l'outil matlab[®]. Le calcul direct en nombre complexe est utilisé, ce qui permet de tracer les caractéristiques de la machine. Sur cette partie, un TP est associé pour avoir les données réelles d'une machine. La prise en main des outils informatiques pour résoudre un problème électrotechnique est une étape nouvelle pour la plupart des élèves.
- Cours de Master sur l'utilisation d'un **logiciel de calculs par éléments finis** (8hTP). Le but est de faire découvrir aux élèves, la façon de faire afin de modéliser un dispositif par éléments finis et d'expliquer les possibilités et les limites d'un tel outil.

Pour l'année scolaire 2008-2009, ma charge d'enseignement en équivalent TD s'élève à 230 heures réparties en 90 heures de cours, 96 heures de travaux dirigés, 16 heures de travaux pratiques et 28 heures de projet.

B.2. Les enseignements sous forme de projets

Une partie des enseignements se font sous la forme de projets. Pour les élèves de 3^{ème} année de l'école, un projet nommé 'Impact' leur permet d'approfondir un sujet (135h élèves) lié à leur discipline ou à leur filière. Je propose régulièrement des sujets : Modélisation du comportement d'une machine synchrone à aimants permanents, Comportement d'une machine asynchrone en traction électrique (2006-2007). L'activité projet permet d'avoir un contact plus direct avec les élèves.

Un second projet, porte sur une durée de 2 ans (G1-G2), et permet aux élèves ingénieurs de bâtir un projet conséquent faisant intervenir : du management, du scientifique et des réalisations pratiques. J'encadre chaque année un groupe de 6 élèves en tant que directeur scientifique, le but étant d'aider les élèves à bâtir leur projet. J'interviens également en tant que consultant sur la partie motorisation électrique et système électrique sur d'autres projets.

Les deux derniers projets que j'ai animé, portaient sur :

- La réalisation d'un **Kart hybride** série, constitué d'un moteur asynchrone alimenté par 2 sources : des batteries et un groupe électrogène (2005-2007).
- **L'efficacité énergétique** dans l'habitat (2007-2009). Les élèves ont recherché un partenaire et se sont intéressés à l'amélioration du puits canadien. Un modèle analytique, des simulations numériques et des essais ont permis de tester une solution permettant de réduire la taille du puits. Le travail réalisé est accessible à partir d'un site Internet (<http://eleves.ec-lille.fr/~ecomaison07>).

C. Activités de recherche

C.1. Thématiques

Les thèmes développés sont la **conception et l'optimisation des systèmes électrotechniques**. Ces thèmes sont approfondis d'un point de vue méthodologique et sont alimentés par des applications industrielles.

L'approche plus fondamentale abordée en conception est permise grâce aux avancées de l'informatique et aux progrès en mathématiques appliquées. En effet, l'évolution des ordinateurs permet de faire de plus en plus rapidement des calculs complexes. De plus, les algorithmes d'optimisation se sont répandus et permettent de traiter des problèmes contraints typiques des problèmes de conception optimale. Ce sont ces avancées combinées, qui offrent la possibilité de faire évoluer les méthodes de conception en électrotechnique. Mon activité de recherche, se situe au niveau de la méthodologie de conception, entre modèles et outils d'optimisation. Cette association, appliquée au domaine du génie électrique fait l'originalité de ces travaux.

La conception est faite à partir de modèles explicites ou implicites qui peuvent être numériques ou analytiques. Par exemple, un modèle Eléments Finis est un modèle implicite, il est vu comme une « boîte noire » par l'utilisateur. Dans le cas où le modèle est réalisé à partir d'une modélisation Eléments Finis, il est possible de parler de **prototypage virtuel**. Lors de l'optimisation d'un prototype virtuel, le temps de calcul devient important. C'est pourquoi, des méthodes spécifiques de conception doivent être développées [FGR.1, 2, 3, 4, 5, 6, 9, 15].

Il n'est pas suffisant de trouver un optimum, il faut encore être capable de juger de sa **robustesse** et de sa sensibilité. En effet, le modèle utilisé a toujours une précision finie, même dans le cas d'un modèle numérique, de plus les dimensions sont fournies avec une certaine tolérance, ainsi que les caractéristiques des matériaux utilisés. Ces imprécisions doivent être analysées afin d'identifier un optimum robuste [FGR.8, 11]. De plus, la réponse à un problème de conception n'est pas forcément une solution unique, mais peut être un ensemble de solutions optimales (Pareto-optimal). Pour l'optimisation **multi-objectifs**, des stratégies et algorithmes spécifiques ont été développés et appliqués à des problèmes électrotechniques.

Dans certaines conditions, il est intéressant de proposer un **processus de conception globale**. C'est-à-dire, que la conception d'un composant est réalisée en tenant compte du système qui l'entoure ainsi que des autres composants. Cette approche intervient sur les interactions entre les différentes fonctions d'un système pour obtenir des performances globales meilleures et un composant mieux adapté à son application. La conception optimale systémique des chaînes de traction entre dans cette démarche et nécessite des outils d'optimisation sous contraintes, ainsi qu'une approche multidisciplinaire. La définition du problème et la méthode de résolution sont étroitement liées. Plusieurs formulations permettent d'exprimer un problème de conception, plus ou moins simple, à résoudre ou à formuler [FGR.16, 17]. Des approches de **conception optimale multidisciplinaire** (MDO) ont été testées ainsi que les approches par décomposition hiérarchique des problèmes d'optimisation [FGR.18, 22, 23].

Dans un processus d'optimisation, il est important d'avoir un modèle précis et adapté à l'objectif retenu, c'est pourquoi des **modèles éléments finis** 2D et 3D sont utilisés.

Dans un processus de conception l'aspect multidisciplinaire est également très important ; au niveau de la définition du besoin, mais également au niveau des **interactions entre disciplines**. Des améliorations importantes du système se situent à cette charnière. Suite aux travaux de conception sur les actionneurs linéaires tubulaires à réluctance variable, un travail a été mené pour construire un modèle dédié à la commande des moteurs pas à pas linéaires. Différentes commandes ont été établies et testées, ce qui a permis de réduire les oscillations et l'erreur de positionnement en charge.

Ces méthodes sont développées sur différentes applications. La première, concerne les **machines synchrones à aimants permanents** et plus particulièrement les machines à flux axial [FGR.7, 14]. La deuxième, concerne les **chaînes de traction ferroviaire** en partenariat avec Alstom [FGR.12, 13, 19]. La troisième concerne les **actionneurs linéaires tubulaires**, [FGR.20, 21]. Un prototype de moteur à flux axial ainsi qu'un banc d'essai pour moteur à vitesse variable a été développé (0-6000tr/min, 12Nm). Un prototype de moteur linéaire tubulaire ainsi qu'un banc de mesure permettant d'obtenir la position et la force a été développé.

L'objectif est finalement d'arriver à intégrer les différentes facettes d'un système électromécanique nécessaire à sa conception pour pouvoir envisager un processus de conception systémique globale, qui sera par nature multi-physiques, et multidisciplinaires. Des outils d'optimisation spécifiques, ainsi que des modèles de granularités adaptés doivent être développés pour relever ce défi.

C.2. Collaborations industrielles et Contrats de recherche

Afin d'avoir une démarche de conception réaliste, il est indispensable de se confronter aux besoins des entreprises. Mes activités de recherche ont toujours été en lien avec les besoins industriels. Une liste des projets passés et en cours est donnée ci-dessous.

MOTEURS FOX (97-98 99-2000)	Développement d'un moteur double coaxial. Appel d'offre 1996 de la Région Nord - Pas de Calais Commande du moteur double coaxial pour le stockage et la restitution d'énergie cinétique. Appel d'offre 1999 de la Région Nord - Pas de Calais [FGC.13]
SECMA (99-2000)	Etude d'un petit véhicule électrique, Appel d'Offre 98 de la région Nord - Pas de Calais, [FGC.10, 13]
BATELEC (98-99)	Développement d'un propulseur électrique hors-bord pour la navigation fluviale. Appel d'offre 1998 de la Région Nord - Pas de Calais. Suite à ce travail un Brevet a été déposé [FGB.1]
JEUMONT (2001 - 2003)	Projet Nautile, Conception d'un moteur synchrone à flux axial pour pompes étanches. Un prototype a été réalisé par notre partenaire, ce qui lui a démontré l'intérêt des bobinages concentrés, d'un point de vue encombrement et temps de bobinage [FGR.14].
JEUMONT (2002 - 2005)	CNRT Futurelec2 Archimed Opération 321: Identification des Pertes dans les Machines Discoïdes [FGR.7]
Groupement Régional pour la Recherche dans les Transports (2000-2006)	TACT T43 Composants Electriques des Véhicules Urbains (CEVU) - thèse de Victor Mester [FGTH.3], [FGR.12, 13, 15, 17, 18]
ALSTOM Transport (2005-2008)	CNRT Futurelect3 opération 2 Oscar. : 'Optimal Systemic Conception for Advances in Railway power trains' - thèse de sangkla Kreuawan [FGTH.4] et Fouzia Mousouni [FGPTH3]. La gestion administrative du projet a été menée par Michel Hecquet (Cnrt fut.3). Je me suis chargé de l'organisation et du fonctionnement de l'opération Oscar (dossiers, réunions(18), contacts industriels,...). J'ai suivi les travaux scientifiques de Sangkla Kreuawan et Stéphane Brisset, ceux de Fouzia Mousouni. Cette opération a nécessité l'embauche de 2 ccd [FGCdd.2,3].
ALSTOM Transport (2008-2011)	Projet Opsim : 'Optimisation de SIMulations pour la conception', labélisé par le pôle de compétitivité systém@tique http://www.systematic-paris-region.org/fr/UserFiles/File/Projets/03outilsconception%20Version%20optimisée.pdf Nous avons comme principal partenaire Alsthom (financier), mais le projet est construit à partir d'un consortium d'entreprises et d'universitaires (ALSTOM, BULL, ESI GROUP, RENAULT, EURODECISION, ECLille, ECLyon, ECP, UVSQ). Renault est le porteur du projet. Comme dans le cadre du projet Oscar, 2 thèses sont associées au projet : Martin Cantegrel [FGHTH.5] et Alexandru Berbecea [FGHTH.6]. Leur thématique de recherche porte sur les chaînes de traction et l'optimisation systémique Multi-niveaux. Je m'occupe de la gestion et du fonctionnement du projet et je coencadre les thèses avec Stéphane Brisset et Pascal Brochet. Le projet est ambitieux tant du point de vue de la thématique que du partenariat (aide demandée pour l'ensemble du projet ≈ 1,7M€).

Les derniers projets, ont pu être réalisés et menés grâce au travail de l'ensemble de l'équipe Optimisation.

C.3. Diffusion des connaissances et réseaux de compétences

J'ai été membre nommé de notre conseil de laboratoire, le L2EP, de 2002 à 2005. Jusqu'en 2008, j'étais membre élu de la commission de spécialistes de l'Ecole Centrale de Lille.

C.3.1. Conférences

J'ai eu le plaisir d'être convié comme vice-président d'une session « Modélisation et commande de machines électriques » au **CIFA2002** à NANTES (www2.irccyn.ec-nantes.fr/Cifa/). avec comme président Monsieur le professeur Jean FAUCHER.

Lors de l'organisation de la conférence internationale **OIPE2004** qui s'est déroulée à Grenoble (www.leg.ensieg.inpg.fr/OIPE2004/). j'ai été sollicité afin de faire parti de l'« Editorial Board » et j'ai participé à la sélection des articles.

J'ai participé au comité d'organisation de **Ldia2007** qui s'est déroulé à Lille (www.ldia2007.fr). J'ai participé à la sélection des articles et j'ai animé une session.

Je suis membre du comité d'organisation d'**Electromotion2009** qui se déroule à Lille (www.electromotion2009.fr). J'ai participé à la sélection des articles.

C.3.2. Relecture

J'ai été sollicité pour relire quelques articles de revues :

IAS - Industry Applications society	http://ewh.ieee.org/soc/ias/cms/
E-STA - Sciences et technologies de l'automatique	www.e-sta.see.asso.fr
IJECE - Iranian Journal of Electrical and Computer Engineering	http://www.ijece.org/
COMPEL - The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering	http://mc.manuscriptcentral.com/compel

D. Collaborations Nationales & Internationales

D.1. Gdr et Seeds

J'ai participé régulièrement au **GDR M2EMS/conception**, au niveau de 2 opérations « Méthodes et outils pour l'optimisation », piloté par Frédéric Wurtz et « Capitalisation de modèles analytiques pour le dimensionnement » piloté par Christophe Espanet. Ce GDR a débuté en 2002 et une quinzaine de réunions ont eu lieu sur Paris. Ces échanges ont permis de confronter nos approches et de mieux connaître la communauté francophone en conception et optimisation dans le domaine du génie électrique.

Suite au GDR, notre groupe a intégré **Seeds** (www.seedsresearch.eu) au niveau du socle 'méthode et méthodologie'. J'aide F. Wurtz à animer le socle. Le groupe s'est investi sur le projet **DIMOCODE** financé par le programme Energie du CNRS. Il consiste à développer une plateforme de capitalisation de modèles et d'échanges entre concepteurs (<http://g2elab-dimocode.ampere.inpg.fr/yacs/>).

D.2. Collaborations internationales

Je cherche à entretenir deux partenariats l'un avec l'Enit de Tunis sur les actionneurs linéaires et l'autre avec l'équipe Semet de Roumanie (<http://semet.idilis.ro/>) sur les machines électriques.

D.2.1. ENIT Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis

Une collaboration de longue date existe avec l'Enit. Elle a débuté avec la thèse de **Lilia Elamraoui** [FGTH.1], de nombreux échanges ont lieu avec le professeur **Mohamed Benrejab** responsable du Lara. Le Lara est un laboratoire d'automatique qui s'intéresse entre autres à la conception et à la commande des dispositifs électrotechniques. Les travaux développés en commun portent sur les actionneurs linéaires tubulaires. La première génération portait sur des actionneurs à réluctances variables [FGTH.2]. Puis nous nous sommes intéressés aux actionneurs à aimants [FGR.21]. Les travaux sur les actionneurs linéaires sont réalisés dans le but de faire de la conception optimale en intégrant la commande dès le départ dans le processus de conception. L'actionneur à aimants a été choisi pour pouvoir être intégré dans un système de direction électrique 'steer-by-wire'. Nous accueillons régulièrement des doctorants de l'Enit pour les aider et échanger sur cette thématique. Lilia Elamraoui et Kamel Ben saad [FGTH.2] font régulièrement des stages dans notre laboratoire. Notre collaboration, nous a permis d'écrire 4 revues en commun et de participer à 22 conférences internationales.

D.2.2. UT de Cluj-Napoca

La collaboration avec M. **Radulescu**, professeur Roumain, est plus récente, elle date de 2006. Elle porte sur la conception des machines électriques de traction. Un travail sur les machines à flux axial à réluctance variable est en cours [FGC.52].

Une convention Erasmus a été signée entre nos 2 établissements pour la période 2007-2010. Nous accueillons des étudiants en stage pour des séjours de 3 à 4 mois, des échanges d'enseignants sont également prévus. Une convention de cotutelle doit prochainement être signée pour la thèse de Dan Iléa. Notre collaboration, nous a permis d'écrire 1 revue en commun et de participer à 1 conférence.

E. Participation à des jurys de thèse [FGPTH]

J'ai eu le plaisir d'être invité à 3 jurys de Thèses en tant qu'examinateur.

2006

Lois de commande par modes glissants du moteur pas à pas.
 F. NOLLET
 Rapporteur J.P. BARBOT
 Rapporteur F. PLESTAN
 [FGPTH.1] Examineur T.M. GUERRA
 Examineur J.P. RICHARD
 Examineur W.PERRUQUETTI
 Examineur T.FLOQUET
 Examineur F. GILLON
 Ec-lille Lagis le 7 décembre 2006, [<http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00132768/en/>]

2007

Méthodes d'optimisation multicritères coopératives de systèmes de conversion d'énergie.
 M.ABDENOUR ABDELLI
 Rapporteur C. ESPANET
 Rapporteur D. MATT
 [FGPTH.2] Examineur X. ROBOAM
 Examineur S. ASTIER
 Examineur B. SARENI
 Examineur F. GILLON
 ENSEEIHT Laplace Toulouse 15 octobre 2007, [<http://ethesis.inp-toulouse.fr/archive/00000516/>]

2009

Multi-level and multi-objective design optimization tools for handling complex systems
 F. MOUSSOUNI:
 Rapporteur L. GERBAUD
 Rapporteur P. DI BARBA
 [FGPTH.3] Examineur L. KRAHENBUHL
 Examineur P. BROCHET
 Examineur S. BRISSET
 Examineur F. GILLON
 invité L. NICOD
 Ec-lille L2ep, le 8 juillet 2009

F. Encadrements Scientifiques

F.1. Thèses passées et en cours [FGTH]

J'ai coencadré de façon rapprochée 3 thèses [FGTH.1,3,4] et ai participé au coencadrement d'une 4^{ème} thèse en cotutelle avec l'Enit [FGTH.2]. Je coencadre actuellement 3 thèses.

La première thèse que j'ai encadrée, concerne la conception d'un actionneur linéaire tubulaire à réluctance variable qui a été menée par **Lilia El Amraoui**. Cette thèse a été faite en cotutelle avec le Lara de Tunis avec le professeur Benrejeb. L'étudiante a passé la plus grande partie de son temps à Lille. La thèse a permis la réalisation d'un prototype mais surtout de mettre en œuvre une méthodologie de conception basée sur différents modèles, outils et types de simulations. L'interaction entre les différents domaines de la physique s'est toute suite fait ressentir : l'importance de la thermique dans le pré-dimensionnement, mais surtout la prise en compte de la commande ainsi que l'influence de la charge mécanique sur le comportement. [FGR.8, 11, 20, 21 - FGC.8, 9, 11, 12, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 24, 28, 29, 30, 35, 37, 39, 40, 41, 42, 47].

La seconde thèse concerne la commande de ce même actionneur linéaire. Le travail a été mené par **Kamel Ben Saad** et a été principalement encadré par Mr Benrejeb en Tunisie, de nombreux stages ont été faits à Lille. La thèse a permis de tester différentes stratégies de commande pour les moteurs pas à pas afin d'augmenter la précision de positionnement avec ou sans charge et de réduire les oscillations lors du positionnement en boucle ouverte. La modélisation du moteur, ainsi que les essais sur le prototype ont permis une bonne identification des coefficients des modèles utilisés [FGC.24, 30].

La troisième thèse concerne la conception optimale systémique des composants des chaînes de traction. Cette thèse a été menée par **Victor Mester**. La thèse a permis de faire un état de l'art sur les véhicules électriques et hybrides associé au problème des émissions de gaz à effet de serre et de l'épuisement des ressources fossiles. Elle a surtout permis de réfléchir sur les méthodologies de conception. Elle a apporté une autre vision des modèles, liés à leurs utilisations, à leurs orientations et à leurs agencements lors de la construction du méta-modèle du système. Un logiciel d'optimisation a été développé avec matlab® : monVEOptim. Il permet de dimensionner un composant sur cycle de fonctionnement en intégrant l'influence du composant dans le système. L'algorithme d'optimisation utilisé est la méthode « Sequential Quadratic Programming » qui a comme principal intérêt de gérer très efficacement les contraintes pour les problèmes à variables continues. L'originalité du travail porte sur les aspects systémiques et la méthodologie de conception intégrant les cycles de fonctionnement des actionneurs à dimensionner [FGR.12, 13, 15, 17, 18 - FGC.22, 25, 27, 31, 32, 33, 34, 36].

La quatrième thèse concerne l'optimisation systémique des chaînes de traction ferroviaire, elle a été réalisée dans le cadre du projet Oscar. Ce travail a été mené par **Sangkla Kreuawan**. La thèse a permis de mettre en œuvre des outils d'optimisation sur des exemples concrets construits à partir des données du constructeur. Un modèle multi physiques de moteur de traction a été développé ; il incorpore les parties : électrique, magnétique, thermique, mécanique ainsi que la commande (mode de défluxage). Ce travail a permis de mettre en évidence l'importance des choix du concepteur dans le résultat du processus de conception. Un algorithme EGO sous contraintes, multi objectifs et global a été testé et programmé afin de piloter des modèles couteux en temps de calcul et se présentant sous la forme de boîte noire. L'hybridation de méthodes stochastiques et déterministes d'optimisation a également été testée et a montré son efficacité. Finalement, un problème d'optimisation systémique, construit à partir d'une approche multi-niveaux de type hiérarchique a été abordé. Le problème d'optimisation traite d'une chaîne de traction ferroviaire et se décompose en 2 niveaux, un niveau système et un niveau composants permettant leur dimensionnement. Pour cela, une méthode d'optimisation multi-niveaux a été développée et utilisée. Ces techniques permettent de décomposer le problème d'optimisation en plusieurs sous-problèmes d'optimisation qu'il faut résoudre et lier [FGR.16, 19, 22, 23 - FGC.38, 43, 44, 45, 46, 48, 49, 50, 51, 53, 54,55].

2002

Conception Electromagnétique d'une gamme d'actionneurs Linéaires Tubulaires à Réductance Variable.

Lilia EL AMRAOUI

Soutenue le 18 décembre2002

Rapporteur C. BROCHE

Rapporteur M. ELLEUCH

[FGTH.1] Rapporteur M. GASMI

Rapporteur B. NOGAREDE

Examineur G. SEGUIER

Examineur M. BENREJEB

Examineur P. BROCHET

Examineur F. GILLON

<http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00006007/en/>

2005

Modélisation et commande d'un moteur pas à pas tubulaire à réductance variable et à quatre phases

Approches conventionnelles, par logique floue, et par réseaux de neurones artificiels.

Kamel BEN SAAD (cotutelle avec la Tunisie)

Soutenue le 28 janvier2005

Président N. ELLOUZE

Rapporteur E. BENHADJ BRAIEK

[FGTH.2] Rapporteur A. EL MOUDNI

Examineur P. BORNE

Examineur M. BENREJEB

Examineur P. BROCHET

Examineur B. BEN SALAH

Examineur F. GILLON

2007

[FGTH.3] Conception Optimale Systémique des composants des chaînes de traction Electriques.

Victor MESTER

Soutenue le 22 mai 2007

Président et rapporteur M. RADULESCU
 Rapporteur M. GABSI
 Examineur C. MARCHAND
 Examineur B. SARENI
 Examineur F. WURTZ
 Examineur P. BROCHET
 Examineur F. GILLON
<http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00160666/en/>

2008

Modélisation et conception optimale pour les applications ferroviaires

Sangkla KREUAWAN

Soutenue le 24 novembre 2008

[FGTH.4] Rapporteur J.-L. COULOMB Professeur G2ELAB, Grenoble
 Rapporteur C. MARCHAND Professeur LGEP, Paris
 Examineur E. LOMONOVA Associate Professor TU Eindhoven
 Directeur de thèse P. BROCHET Professeur L2EP, Lille
 Co-encadrant F. GILLON Maître de conférences L2EP, Lille
 Invité L. NICOD Upstream activities manager Alstom Transport
 Examineur S. BRISSET Maître de conférences HDR L2EP, Lille
<http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00363633/fr/>

En cours

[FGTH.5] Approches multi-niveaux pour la conception systémique optimale des chaînes de traction ferroviaire - homogénéisation des modèles - Opsim - 2008-2011 - Thèse Cifre
Martin CANTEGREL

[FGTH.6] Approches multi-niveaux pour la conception systémique optimale des chaînes de traction ferroviaire - diversité des approches - Opsim- 2008-20011
Alexandru Claudiu BERBECEA

[FGTH.7] Linear motor for railway system - LinMot - 2008-2011
Jinlin GONG

Trois nouvelles thèses ont été lancées en 2008. Elles portent toutes sur la conception optimale des systèmes électrotechniques.

Les 2 premières thèses sont un prolongement du programme 'Oscar' et portent sur la conception optimale des chaînes de traction et vont s'intéresser plus particulièrement à l'aspect décomposition du problème d'optimisation en prenant en compte la distribution des calculs des modèles et des problèmes d'optimisation [FGTH.5-6]. Des exemples concrets industriels seront traités.

La dernière thèse porte sur la conception des actionneurs linéaires pour la traction [FGTH.7]. Nous proposons de travailler sur la méthodologie de conception optimale et de l'appliquer pour l'innovation dans le domaine des actionneurs linéaires. Ces composants sont nécessaires à l'évolution technologique de nombreux secteurs économiques comme les transports et la production d'énergie renouvelable. Ce sont des composants clés, complexes et difficiles à étudier de par l'absence de symétrie de leur structure. La conception optimale est donc essentielle pour les développer.

F.2. Master

J'ai régulièrement encadré des étudiants en Dea puis en Master Recherche depuis ma nomination en tant que maître de conférences.

1999

Conception et Optimisation d'un moteur Brushless Direct Current
VIMEUX Gregory
 Dimensionnement d'un moteur roue à aimants permanents à flux axial
Souhir TOUNSI

2002

Identification des pertes supplémentaires dans la machine discoïde à aimants permanents à flux axial.
Djamel FEZANI

2003

Modélisation EF 3D d'un actionneur synchrone à flux axial.

- Lefi salem** (Dea Tunisien)
 Conception et modélisation d'un moteur linéaire à induction.
Mohamed Ali NASR KHOIDJA (Dea Tunisien)
- 2005
- Modèle Eléments Finis Hybride pour la conception
Ion CATALIN
- 2006
- Conception Simultanée Commande et Dimensionnement d'un actionneur tubulaire linéaire à réluctance variable, Approche Multidisciplinaire
Maxime MOREAU
- 2007
- Conception et Modélisation de Générateurs à Flux Axial : Estimation Fine des Pertes Fer
Tristan SAROT
- 2008
- Conception d'un moteur-roue par optimisation systémique multi-niveaux
Martin CANTEGREL, en collaboration avec S. Brisset
- 2009
- HODEV-Holistic Optimum Design of Electric Valves »
Pierre PELLEREY en collaboration avec le SATIE
 Etude des machines à double alimentation de forte puissance
AMMAR Aymen

F.3. CDD [FGCdd]

Les contrats de recherche ont permis de financer 3 Cdd d'un an. Le premier concerne la finalisation du développement de la plateforme d'optimisation monVEOptim. La seconde concerne le couplage de l'outil métier d'Alstom à Matlab® afin de pouvoir le piloter par des méthodes d'optimisation. Le troisième portait sur le développement d'une plateforme d'optimisation pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-niveaux de type système hiérarchique.

- 2006
- [FGCdd.1] Composants Electriques des Véhicules Urbains (projet CEVU).
Victor MESTER
- 2006
- [FGCdd.2] Outil de couplage entre CITHEL & Matlab (projet Oscar).
Dmitry PETRICHENKO
- 2008
- [FGCdd.3] Plateforme informatique pour l'aide à la conception multi-niveaux (en collaboration avec S.Brisset, projet Osacr).
Abdelfattah ABOUELOUALIM

F.4. Stages

Nos contacts industriels, nous permettent d'offrir des stages en entreprise aux étudiants. Nos collaborations internationales, nous permettent d'accueillir des étudiants en stages de recherche ce qui renforce nos collaborations.

- 1999
- Optimisation des performances d'un véhicule électrique de loisir - Secma 59580 Aniche - 3 mois
Frédéric DURAND (stage de fin d'études d'ingénieur)
- 2006
- Outil de calcul électrique pour chaîne de traction ferroviaire. - Alstom Tarbes - 3 mois
Rachid OUIGUMANE (stage de fin d'études d'ingénieur)
 Etude d'un ensemble Actionneur linéaire, Commande pour la réalisation d'une direction électrique- stage en doctorat - 6 mois
Wadhah MISSAOUI
 Dimensionnement d'un actionneur linéaire tubulaire à réluctance variable pour la réalisation d'une direction électrique - stage de master tunisien - 3 mois
Ramzi SAADAOUI
- 2007
- Outil de calcul électrique pour chaîne de traction ferroviaire. - stage en doctorat- 2 mois
Carmen CIURTIN
- 2008
- Modèle de pré-dimensionnement par réseau de réluctance d'une machine à flux axial à aimants - stage de fin

d'études de l'Ensiam - 6 mois

Moustapha MANKOUR

Etude et modélisation des moteurs à flux axial à réluctance variable. - stage en doctorat - 2 mois

Carmen CIURTIN

Modélisation par réseau de réluctances des machines à flux axial. - Mobilité d'étudiant-diplômé ERASMUS - 4 mois

Dan ILEA

2009

Modélisations, d'une machine synchrone de traction à barrière de flux, en vue de son optimisation - 3 mois

Adrien Pop

Dimensionnement multidisciplinaire d'un actionneur linéaire tubulaire à réluctance variable. - stage en doctorat - 2 mois

Ramzi SAADAOUI

Etude de la commande et de la modélisation d'un moteur tubulaire à aimants stage en doctorat - 2 mois

Ines Ben Salem

G. Publications

Cette section recense l'ensemble de mes publications scientifiques, pédagogiques, brevets et activités scientifiques par ordre chronologique.

G.1. Articles dans des Revues avec comité de lecture [FGR]

1998

Optimization of a brushless permanent magnet motor with the experimental design method

[FGR.1] F. GILLON, P. BROCHET

IEEE Trans. On Magnetics, vol. 34, no. 5, pp. 3648-3651, September 1998.

1999

Shape Optimization of a Permanent Magnet Motor using the Experimental Design Method

[FGR.2] F. GILLON, P. BROCHET

IEEE Trans. On Magnetics, vol. 35, no. 3, pp. 1278-1281, 1999

2000

Screening and Response Surface Method Applied to the Numerical Optimization of Electromagnetic Devices

[FGR.3] F. GILLON, P. BROCHET

IEEE Trans. On Magnetics, July 2000, Vol. 36, N°4, pp 1163-1167

An Environment for the Optimization of Electromagnetic Design

[FGR.4] C. P. RILEY, R. C. F. MCLATCHIE, C. GLASGOW, R. JANSSEN, T. GUTIÉRREZ, J. SIMKIN, P. BROCHET, C. FURMANIAK, F. GILLON, G. MOLINARI, P. ALOTTO, J-F. LEMOINE, G. DRAGO

IEEE Trans. On Magnetics, July 2000, Vol. 36, N°4, pp 1640-1644

2001

Optimization Techniques Derived from Experimental Design Method and their Application to the Design of a Brushless D.C Motor

[FGR.5] S. VIVIER, F. GILLON, P. BROCHET

IEEE Trans. On Magnetics, vol. 37, no. 5, pp. 3622-3626, September 2001

Optimization with experimental design : an approach using Taguchi's methodology and finite element simulations

[FGR.6] S. BRISSET, F. GILLON, S. VIVIER, P. BROCHET

IEEE Trans. On Magnetics, vol. 37, no. 5, pp. 3530-3533 September 2001

2003

Modelling of an axial synchronous 3 phase motor

D. DERKS, F. GILLON, P. BROCHET

[FGR.7] Electromotion, vol.10, n°4, 2003, pp.359-364. Article issu d'une conférence présentée au symposium Electromotion 2003, Marrakech 26-28 novembre 2003

Robust optimum design of linear tubular step motor

L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB.

[FGR.8] Electromotion, vol.10, n°4, 2003, pp.385-390. Article issu d'une conférence présentée au symposium Electromotion 2003, Marrakech 26-28 novembre 2003

- [FGR.9] 'S.M.E.S.' optimization using the Experimental Design Method,
S. VIVIER, M. HECQUET, F. GILLON, P. BROCHET
Optimization and Inverse Problem in Electromagnetism, Sept. 2003, ISBN 1-4020-1506-2, Kluwer Press.
- 2004**
- [FGR.10] Manufacturing cost reduction in brushless DC motors using axial flux and concentrated winding
S. BRISSET, F. GILLON, AND P. BROCHET
ELECTROMOTION QUARTERLY JOURNAL, January 2004, 12 pages, pp 85-100
- [FGR.11] Robust Electromagnetic Optimization of Linear Tubular Actuators
L.EL AMRAOUI, F.GILLON, S.VIVIER, P.BROCHET And. BENREJEB
IEEE Trans. Magn., vol. 40, no. 2, pp.1192-1195, 2004, March 2004.
- 2005**
- [FGR.12] Optimal Design of Electric Vehicles Drive Train
V. MESTER, F. GILLON, P. BROCHET
COMPEL, Vol. 24, N°. 3, pages. 967-983, 9-2005
- [FGR.13] Design of a traction electric motor taking into account the driving cycles
V. MESTER, F. GILLON, P. BROCHET
International Journal of Electrical Engineering in Transportation (IJEET) Volume 1 -number 2 - 2005 pp45-51
- 2006**
- [FGR.14] Conception d'une motopompe synchrone à flux axial et à bobinages concentrés
S.BRISSET, F. GILLON, P. BROCHET, R. DHELFT
Revue Internationale de Génie Electrique RIGE volume 9- n°2-3/2006, pages 185 à 208
- 2007**
- [FGR.15] Optimal design of electric machines using multi-modelling approach
V.MESTER, F. GILLON, M. HECQUET, P. BROCHET,
ELECTROMOTION JOURNAL, Vol.14 Number 3 2007 September, pp 177-184
- 2008**
- [FGR.16] Optimal design of Damping circuit on dc link railway traction system
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET AND D. CYPERS
International Journal of Electrical Engineering in Transportation (IJEET) VOL4-Number 1 -2008, pp27-32
- [FGR.17] Dimensionnement Multi modèle pour la Conception Optimale des machines électriques; Méthodologie de conception optimale
V. MESTER, F. GILLON, P. BROCHET ET F. WURTZ
Revue Internationale de Génie électrique Décembre Vol11/6-2008 p695-715
- [FGR.18] Multidisciplinary Design Optimisation applied to an Electric Drive train
V. MESTER, F. GILLON, S. BRISSET, P. BROCHET, MIRCEA M. RADULESCU
International Review of Electrical Engineering (IREE) - August 2008 - Vol.3 N.4 pp 749-757
- [FGR.19] Comparative Study of Design Approach for Electric Machine in Traction
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET
International Review of Electrical Engineering (IREE) ISSN 1827-6660, May - June 2008 Vol.3 N.3, pp455-465
- [FGR.20] Efficient Solution for Accurate Microstepping using Linear Switched Reluctance Step Actuator
L. EL AMRAOUI OUNI, F. GILLON, M. BENREJEB AND P. BROCHET
IEEJ Transactions on Industry Applications (Section D), vol. 128-D, No.12, December 2008. ISSN 09136339
- [FGR.21] Novel solution for steer-by-wire technology using linear actuator
W. MISSAOUI, L. EL AMRAOUI OUNI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
International Journal of Electrical Engineering in Transportation (IJEET) VOL4-Number 1 -2008, pp39-44
- 2009**
- [FGR.22] Optimal design of a traction system using Target Cascading
S. KREUAWAN, F. MOUSSOUNI, F. GILLON, S. BRISSET, P. BROCHET, AND L. NICOD
Accepted for publication in IJAEM
- [FGR.23] Multi-Level Design Optimization using Target Cascading

F. MOUSSOUNI, S. KREUAWAN, S. BRISSET, F. GILLON, P. BROCHET, AND L. NICOD
 COMPEL Vol 28 N°5 2009 p1163-1178 ISSN 0332-1649

G.2. Articles dans des Revues Pédagogiques avec comité de lecture

2005

Variation de vitesse des moteurs synchrones

[FGRP.1] F. GILLON, P. BROCHET
 3EI revue n°42 Septembre 2005

2007

Calcul du couple par la méthode de la variation de la coénergie

[FGRP.2] D.DERKS, F. GILLON, P. BROCHET
 3EI revue n°51 Décembre 2007

G.3. Communications avec actes [FGC]

1998

Comparing Different Optimization Methods on The Design of a Brushless Permanent Magnet Motor

[FGC.1] F. GILLON, S. BRISSET, P. BROCHET
 CESA'98 IMACS Multiconference, Hammamet, 1998, Vol.1, pp317

The Experimental Design : a Tool for Electric Machine Optimization

[FGC.2] S. BRISSET, F. GILLON and P. BROCHET
 EMF 98, Marseille, pp261-266

1999

Electromagnetic Optimisation of Electric Device Using Numerical experimental Design Method

[FGC.3] F. GILLON, P. BROCHET
 ELECTRIMACS'99, Sept.99, Lisbonne, Portugal

Applying the experimental design method to the optimization of electromagnetic devices

[FGC.4] P. BROCHET, F. GILLON
 Practical Electromagnetic Design Synthesis seminar, IEE, Savoy Place, London, 11 Feb. 1999, pp 5/1-5/4

2000

Experimental Design and Finite Element Methods applied to the design and simulation of Brushless Direct Current Motors

[FGC.5] S. BRISSET, F. GILLON, P. BROCHET
 ICEM 2000, August 2000, Helsinki, Finland, Vol.3, pp 1540-1544

Optimisation des performances d'un véhicule électrique de loisir

[FGC.6] F. DURAND, F. GILLON, P. BROCHET
 GEVIC 2000 Marseille

2001

A Design Optimization Manager

[FGC.7] S. VIVIER, F. GILLON, M. HECQUET, P. BROCHET
 Compumag 2001, Evian, France, 2-5 July, 2001

Modeling of a linear tubular step motor

[FGC.8] L. EI AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
 Smart Systems and Devices 2001, Sfax, Tunisia, pp 153-157

Design of a linear tubular step motor

[FGC.9] L. EI AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
 ElectroMotion 2001, June 2001, Bologna, Italy, pp 223-227

Optimization of the Performances of a Fun Electric Car

[FGC.10] F. GILLON, F. DURAND, P. BROCHET
 Electric Vehicle Symposium, EVS 18, Berlin, October 2001

2002

[FGC.11] Exploitation de résultats éléments finis pour un positionnement précis en micro pas d'un actionneur linéaire

- L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
CIFA 2002, Nantes, 8-10 juillet 2002 Co-animateur de la session Electrotechnique
- [FGC.12] Méthodes de calcul par éléments finis de la force de poussée dans un vérin électrique
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
GEI, Proceedings CD, Tunis, 25-27 mars 02
- [FGC.13] Power monitoring of an induction motor with an integrated flywheel
B. FRANÇOIS, F. GILLON, P. BROCHET
ICEM, Bruges, Belgium, 26-28 août 02
- [FGC.14] Experimental validation of a linear tubular actuator design
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, A. CASTELAIN P. BROCHET, M. BENREJEB
ICEM, Bruges, Belgium, 26-28 août 02
- [FGC.15] Performance estimation of linear tubular actuators
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
MAGLEV, Proceedings CD, Lausanne, Switzerland, 2-5 septembre 02
- [FGC.16] Optimal design approach for linear tubular machines
L. EL AMRAOUI, S. VIVIER, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
IEEE SMC 2002, Hammamet, Tunisia, 06-09 October 2002
- 2003**
- [FGC.17] Experimental design method; an effective tool for transport equipment design and optimization
F. GILLON, P. BROCHET
CESURA'03, 4-6 June 2003, Gdansk, Pologne, CD
- [FGC.18] Optimal design methodology developed for a linear Actuator
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB.
IEEE Signal System and Decision Conference, 2003
- [FGC.19] Robust Electromagnetic Optimisation using Signal-to-Noise models
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB.
Compumag, Saratoga, USA, 13-17 juillet 2003
- [FGC.20] New design method applied to a linear actuator
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, S. VIVIER, P. BROCHET, M. BENREJEB
Compumag, Saratoga, USA, 13-17 juillet 2003
- [FGC.21] Dynamic modelling of a switched linear step motor
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, B. BEN SALAH, M. BENREJEB
LDIA, Birmingham, UK, 8-10 September 2003
- 2004**
- [FGC.22] Approche énergétique pour la conception d'une chaîne de traction de véhicules électriques
V. MESTER, F. GILLON, P. BROCHET
ENERGETIQUE DANS L'AUTOMOBILE organisé par la SIA, 7-8 Avril 2004, Poiriers, pp1-12 CD
- [FGC.23] Etude par la méthode des éléments finis d'un moteur linéaire à induction en régime statique
M. ALI NASR KHOIDJA, B. BEN SALAH, F. GILLON
CTGE'2004-Conférence Tunisienne de Génie Electrique, TUNIS, 19-21 Février 2004 page245-250
- [FGC.24] Performance Comparées d'un actionneur reluctant à mouvement incrémental
K.BEN SAAD, L. EL AMRAOUI F. GILLON, B. BEN SALAH, M. BENREJEB P. BROCHET
CIFA novembre 2004, DOUZ, TUNISIE
- [FGC.25] Design of a traction electric motor taking into account the driving cycles
V. MESTER, F. GILLON, P. BROCHET
ICEM 5-8 september 2004 Crocow, Poland, pp369-370 +CD
- [FGC.26] Influence of the inserted tooth in axial AC synchronous machine
D.DERKS, F. GILLON, P. BROCHET
ICEM 5-8 september 2004 Crocow, Poland, pp553-554 + CD

2005

- [FGC.27] A Tool For Optimal Design Of An Electric Kart Drive Train
V. MESTER, F. GILLON, S. BRISSET, P. BROCHET
EVS21 2-6April 2005, Monaco, CD
- [FGC.28] [ACT.28]Propulsive force calculation methods using finite element simulations of a linear actuator
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
IMACS Calcul Scientifique, Mathématiques Appliquées et Simulation juillet 2005 Paris-France, CD
- [FGC.29] A Coupled Dynamic Modeling of a Three Phase Axisymmetric Linear Actuator
WADHAH MISSAOUI, L. EL AMRAOUI, F. GILLON, M. BENREJEB, P. BROCHET
LDIA2005, Kobe-Awaji, JAPAN, pp195-198
- [FGC.30] An advanced Model for a linear tubular switched reluctance stepping motor
K.BEN SAAD, L. EL AMRAOUI F. GILLON, B. BEN SALAH, M. BENREJEB P. BROCHET
LDIA2005, Kobe-Awaji, JAPAN, pp72-75
- [FGC.31] Approche multimodèle pour la conception optimale multiphysique des machines électriques
V. MESTER, F. GILLON, P. BROCHET
Electrotechnique du futur, 14 et 15 septembre 2005, Grenoble, pp123+CD

2006

- [FGC.32] Methodology for Global Optimal Design of Electric Drive Trains
VICTOR MESTER, FRÉDÉRIC GILLON, PASCAL BROCHET
OPTIM2006, May 18-19, 2006, Brasov, Romania, CD
- [FGC.33] Multidisciplinary Optimal Design of Electric Machines Using Multimodeling Approach
V. MESTER, F. GILLON, M. HECQUET, P. BROCHET
CEFC, Miami, FL USA - April 30th - May 3rd 2006 pp324+CD
- [FGC.34] Global Optimal Design of a Traction Motor by a Systemic Approach of the Electric Drive Train
V. MESTER, F. GILLON, P. BROCHET
ICEM 2006, 2-5 Septempber, Chania, Crete Island, Greece, réf 613
- [FGC.35] Performance Comparison of Three and Four-Phase Linear Tubular Stepping Motors
W. MISSAOUI, L. EL AMRAOUI, F. GILLON, M. BENREJEB, P. BROCHET
ICEM 2006, 2-5 Septempber, Chania, Crete Island, Greece, réf 647
- [FGC.36] Global Optimal Design of a Wheel Traction Motor by a Systemic Approach of the Electric Drive Train
V. MESTER, F. GILLON, S. BRISSET, P. BROCHET
IEEE Vehicle Power and Propulsion (VPP) Conference, 6-8 September, 2006, Windsor, UK.
- [FGC.37] Use of Inverse models built for accurate microstepping of linear switched reluctance step actuators
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
CESA 2006 china Beijing October 4-6.
- [FGC.38] Optimal Design of Damping Circuit on DC Link Railway Traction System
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET, D. CYPERS
OIPE2006 Sorrento 13-15 september2006
- [FGC.39] Use of Inverse models built from finite Element simulations for accurate microstep positioning of linear switched reluctance step actuators
L. EL AMRAOUI, F. GILLON, P. BROCHET, M. BENREJEB
CESA 2006, Beijing, China, October 4 - 6, 2006
- [FGC.40] Concept de Direction Automobile Electrique à Base de Moteur Linéaire Tubulaire à Réductance Variable
R. SAADAUI, L. EL AMRAOUI, F. GILLON, M. BENREJEB, P. BROCHET
4ème Conférence Internationale d'Electrotechnique et d'Automatique, JTEA 06, Hammamet, 12-14 Mai 2006
- 2007**
- [FGC.41] Comparisons of magnetic behaviours of SR and PM tubular three-phase synchronous linear actuators
W. MISSAOUI, L. EL AMRAOUI OUNI, F. GILLON, M. BENREJEB, P. BROCHET
LDIA2007 Lille 16-19 september2007+CD

- [FGC.42] Efficient solution for accurate microstepping using linear switched reluctance step actuator
L. EL AMRAOUI OUNI, F. GILLON, M. BENREJEB, P. BROCHET
LDIA2007 Lille 16-19 september2007+CD
- [FGC.43] Efficient Global Optimization, An efficient tool for optimal design
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET
Compumag2007 Aachen, Germany, 24-28 june 2007(PC3-4)
- [FGC.44] Optimal design of traction motor in railway propulsion system
S. KREUAWAN, F. GILLON, F. MOUSSOUNI, S. BRISSET P. BROCHET
Electromotion2007 Bodrum Turkey, 10-12 september2007, p343-348
- [FGC.45] Design tool for railway traction system
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET, D. CYPERS
EVER2007 Monaco, March 29- April 1
- [FGC.46] Optimal system design process applied to electric railway drive train
S. KREUAWAN, F. MOUSSOUNI F. GILLON, S. BRISSET P. BROCHET, F.PORCHER
SSD2007 March 19-22, 2007 Hammamet, Tunisia
- [FGC.47] On the Determination of an Optimized Shape Coefficient for the Linear Tubular Actuator Range
R. SAADAOU, L. EL AMRAOUI OUNI, F. GILLON, M. BENREJEB, P. BROCHET
Electromotion2007 Bodrum Turkey, 10-12 september2007, p87-92
- 2008**
- [FGC.48] Analytical Target Cascading for Optimal Design of Railway traction System
F. MOUSSOUNI, S. KREUAWAN, S. BRISSET, F. GILLON, P. BROCHET, L. NICOD
ENGOPT2008, International Conference on Engineering Optimization, Rio de Janeiro, Brazil, June 1-5, 2008)
- [FGC.49] Comparative study of design approach for electric machine in traction applications
S. KREUAWAN, F. GILLON, AND P. BROCHET
Ever monaco 2008 March 27 - 30
- [FGC.50] Surrogate-assisted multiobjective optimization for optimal design using finite element analysis
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET
CEFC2008, Athens may 11-15 2008 p487
- [FGC.51] Multidisciplinary design optimization formulation in electromagnetic device optimal design
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET
CEFC2008, Athens may 11-15 2008 p521
- [FGC.52] Nonlinear magnetic circuit model of an axial flux switched reluctance motors
C. CIURTIN, F. GILLON, P. BROCHET M. M. RADULESCU
EPNC2008, 2 - 4 july 2008, Lille, France
- [FGC.53] A multidisciplinary design optimization of a permanent magnet motor
S. KREUAWAN, F. GILLON, P. BROCHET AND L.NICOD
Icem 2008 vilamoura, portugal, 6-9 september2008
- [FGC.54] Optimal design of traction system using Target Cascading
S. KREUAWAN, F. MOUSSOUNI, F. GILLON, S. BRISSET, P. BROCHET, AND L. NICOD
Optimization and Inverse Problems in Electromagnetism OIPE, September 14 - 17, 2008, Ilmenau, GERMANY
- [FGC.55] Multi-Level Design Optimization using Target Cascading
F. MOUSSOUNI, S. KREUAWAN, S. BRISSET, F. GILLON, P. BROCHET, AND L. NICOD
Optimization and Inverse Problems in Electromagnetism OIPE, September 14 - 17, 2008, Ilmenau, GERMANY

G.4. Brevets

2001

[FGB.1] Brevet d'invention n° 99 09559, 'Moteur Electrique pour la propulsion des bateaux', Inventeurs : Devos Gilbert, Sion François, Odoux Gérard , Gillon Frédéric, Cimetiere Xavier, Brochet Pascal et Brisset Stéphane , Bulletin Officiel de la Propriété Industrielle du 26.01.01

H. Statistiques

Cette partie présente quelques informations bibliométriques sous forme de graphes et de tableaux.

H.1. Tableaux et graphes de synthèse

H.1.1. Avec qui

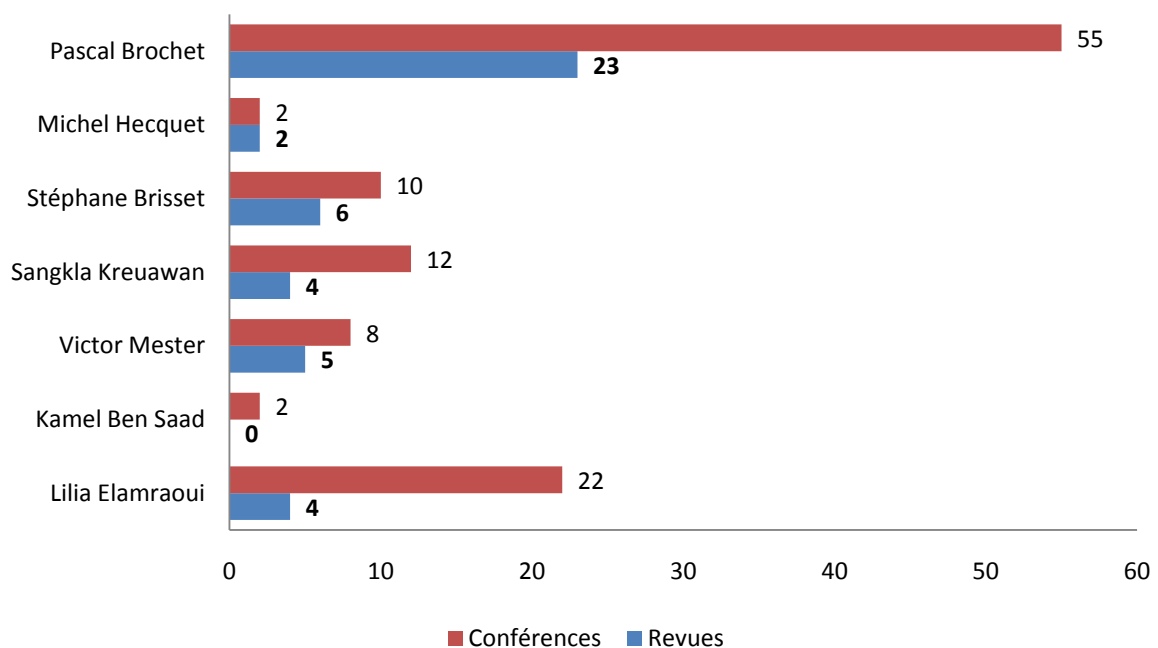


Figure H.1.1. La recherche, un travail d'équipe

H.1.2. Quand

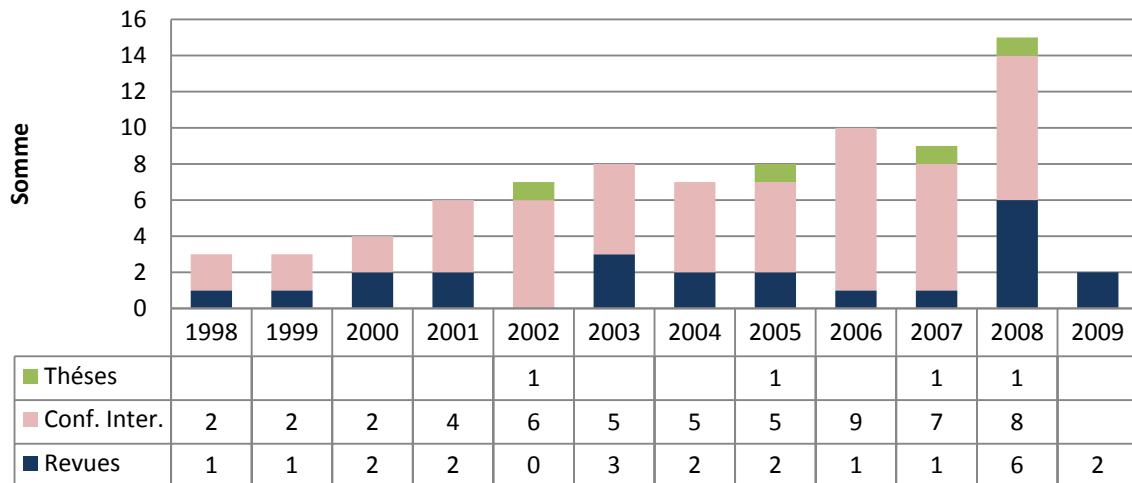


Figure H.1.2. Evolution du nombre des publications en fonction des années

H.1.3. Quoi

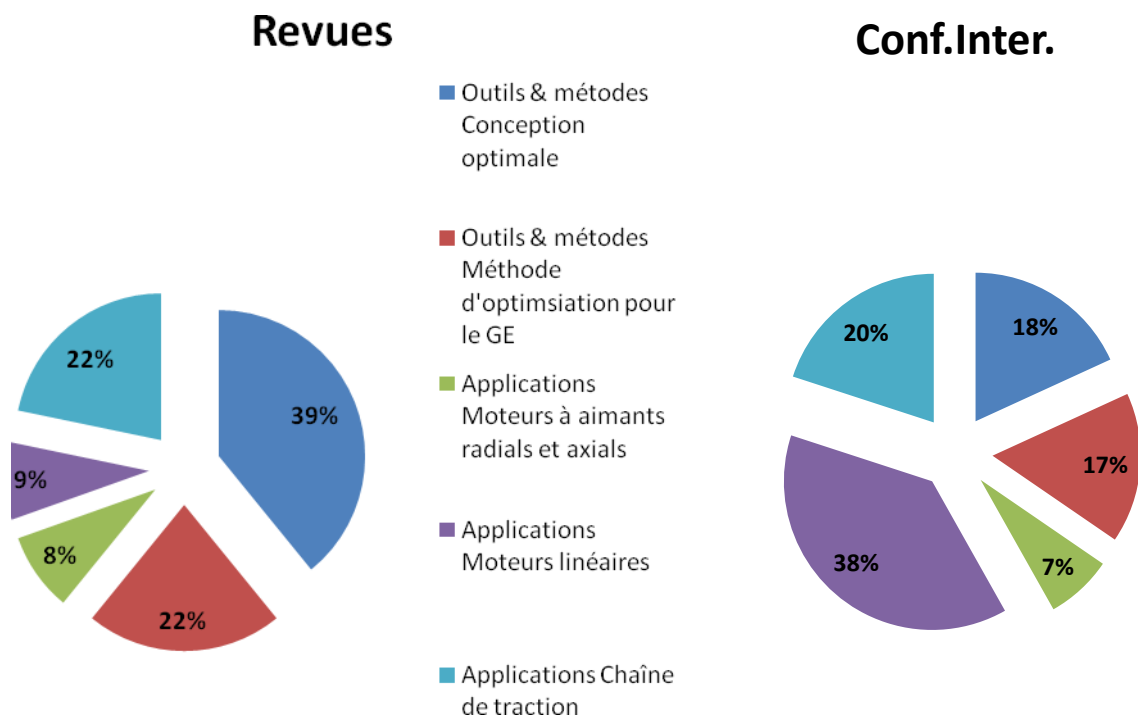


Figure H.1.3. Répartition des publications par thématique

La répartition entre méthodes et applications est délicate, car chaque méthode est mise en valeur par rapport à une application et une application est rarement traitée sans méthode.

H.2. Les facteurs

Cet ensemble de facteurs est obtenu à partir de : Harzing's Publish or Perish (www.harzing.com/pop.htm) et a été fait le 12 juin 2009.

Papers: 25	Cites/paper: 2.52	h-index: 5	AWCR: 6.81
Citations: 63	Cites/author: 24.13	g-index: 7	AW-index: 2.61
Years: 12	Papers/author: 7.23	hc-index: 3	AWCRpA: 2.48
Cites/year: 5.25	Authors/paper: 3.88	hI-index: 1.92	e-index: 5.20
		hI_norm: 4	hm-index: 2.33

Partie 2 - Mémoire scientifique

PLAN

LA CONCEPTION OPTIMALE DES COMPOSANTS ET SYSTEMES ELECTRIQUES	26
A. Introduction	26
B. La Démarche de Conception.....	28
B.1. Un peu d'histoire	28
B.2. La conception, c'est quoi ?	28
B.3. La conception a évolué	28
B.4. L'approche classique pour le développement de produits	30
B.4.1. le cycle en V	30
B.4.2. Différents niveaux de conception	30
B.5. Les interactions.....	32
B.6. L'humain au centre de la démarche de conception	33
B.6.1. Les activités Complexes et compliquées	33
B.6.2. Les ressources en conception	33
B.6.3. L'environnement	34
B.7. La conception optimale.....	35
C. Evolution des capacités de calcul	37
C.1. L'ordinateur	37
C.2. Le ressenti du temps de calcul	39
C.3. Le calcul parallèle.....	40
C.4. Toujours plus	42
D. Les Variables	43
D.1. Les différentes familles de variable	43
D.1.1. Les variables continues.....	43
D.1.2. Les variables discrètes, 1,2,3	43
D.1.3. Les variables de catégorie, rouge, jaune,	44
D.2. Domaine d'étude des variables	44
D.3. Définir une variable	45
D.3.1. Choix d'une variable	45
D.3.2. Définition d'une variable géométrique	45
D.4. Mise à l'échelle.....	46
D.4.1. Quelques formules.....	46
D.4.2. Intérêt sur un problème d'optimisation.....	47
D.5. La variable temps.....	48
E. Les modèles.....	50
E.1. Modèles physiques hétérogènes.....	51
E.1.1. Modèles Boîtes blanches	52
E.1.2. Modèles Boîtes noires	53
E.1.3. Modèles Hybrides.....	56
E.1.4. Critères de qualité d'un modèle.....	57
E.2. Orientation d'un modèle	58
E.2.1. Résolution d'un problème de conception	59
E.2.1.1. Modèle de comportement avec itérations	59
E.2.1.2. Modèle idéal de conception.....	59
E.2.1.3. Modèle de conception et outils d'optimisations	60
E.2.2. Un exemple simple	61
E.2.2.1. Modèle de comportement	61
E.2.2.2. Modèle Inverse Idéal	61
E.2.2.3. Conception Optimale.....	61
E.3. Granularité d'un modèle	62
E.4. Modèle Mathématique :	64
E.4.1. Points supports	65
E.4.2. Polynomiale.....	65
E.4.2.1. Exemples.....	66
E.4.3. RBF (Radial Basis Function).....	67
E.4.4. Kriging	68
F. Les résultats	72
F.1. Tableaux	72
F.2. Graphes.....	73
F.2.1. Evolution des grandeurs	73
F.2.2. Analyse de sensibilité.....	73

F.3.	Surface de réponses	74
F.3.1.	Etude du comportement.....	74
F.3.2.	Abaques.....	75
F.3.3.	Exploitation des résultats pour construire un nouveau modèle.....	76
F.3.3.1.	Modèle par identification.....	76
F.3.3.2.	Modèle par morceau	77
F.4.	Front de Pareto.....	78
F.4.1.	Exemples simples	79
F.4.1.1.	1 dimension	79
F.4.1.2.	2 dimensions.....	80
F.4.2.	Utilisation en Electrotechnique	80
G.	<i>Les méthodes d'optimisation</i>	82
G.1.	Forme générale d'un problème d'optimisation.....	82
G.1.1.	Difficultés de résolution	83
G.1.2.	Optimum global ou local	84
G.1.3.	Une représentation graphique.....	86
G.2.	Une synthèse des méthodes d'optimisation	87
G.3.	Présentation des méthodes d'optimisation employées	89
G.3.1.	Plans d'expériences	89
G.3.1.1.	Screening	90
G.3.1.2.	RSM.....	91
G.3.1.3.	Méthodes par glissement.....	92
G.3.1.4.	Méthodes par zooms	93
G.3.1.5.	Méthodes exhaustives	94
G.3.2.	Méthode à base de gradient – SQP.....	94
Exemple.....	96	
Temps de Calcul.....	97	
G.3.3.	Méthode stochastique - AG.....	98
Exemple.....	99	
G.3.4.	Un juste compromis - AG + SQP	99
G.3.5.	Méthode d'optimisation par modèle de substitution - (EGO).....	100
Exemple.....	103	
G.4.	Comparaison Avantages et Inconvénients	105
H.	<i>Conception Optimale Systémique</i>	108
H.1.	Pourquoi prendre en compte le système lors de la conception d'un composant	108
H.1.1.	Elaboration des spécifications	108
H.1.2.	Prise en compte des cycles de fonctionnement.....	109
H.2.	La décomposition du Problème de conception	109
H.2.1.	Conception optimale, un-niveau.....	110
H.2.1.1.	MultiDisciplinary feasibility (MDF).....	112
H.2.1.2.	Individual Disciplinary feasibility (IDF).....	113
H.2.1.3.	All At Once (AAO).....	114
H.2.1.4.	Un exemple mathématique.....	115
H.2.1.5.	Un exemple sur un moteur de traction	116
H.2.2.	Décomposition hiérarchique, multi-niveaux.....	117
H.2.2.1.	Target Cascading pour la conception optimale	118
Formulation de la méthode Target Cascading (TC).....	119	
Un exemple mathématique	121	
Un exemple sur une chaîne de traction ferroviaire	123	
I.	<i>Conclusion et Perspectives scientifiques</i>	125
I.1.	Conclusion.....	125
I.2.	Perspectives	128
J.	<i>Références</i>	135
K.	<i>Table des illustrations</i>	140

Partie 2

Mémoire scientifique

La conception optimale des Composants et Systèmes électriques

A. Introduction

La conception des composants et systèmes électriques est en pleine évolution, poussée par les besoins sociétaux en terme d'environnement et d'efficacité énergétique. Notre société est basée sur une énergie bon marché et facilement accessible, ce que nous procure, entre autres, l'électricité. Les composants et systèmes électriques font partis de notre quotidien et permettent de faire fonctionner la totalité de nos moyens de production. Ils sont tellement présents, qu'ils pourraient presque passer inaperçus. C'est pourquoi, leur conception est capitale afin de les rendre plus performants, c'est-à-dire mieux adaptés aux besoins de chacun.

Les composants et systèmes électriques ont évolué grâce à une meilleure maîtrise des matériaux. Les aimants terres rares, à hautes énergies, ont permis de concevoir des moteurs électriques compacts à fort couple massique comme par exemple, ceux des nouvelles chaînes de traction AGV d'Alstom.

Les systèmes sont de plus en plus complexes et doivent être de plus en plus performants sur un panel de critères de plus en plus large. Le défi offert aux ingénieurs de conception est grand. Il est donc indispensable d'intégrer de nouveaux outils et de nouvelles méthodologies dans le processus de conception pour faire face à ce challenge.

C'est au niveau des méthodologies et des outils que se situe notre apport.

En effet, les moyens de calcul ont fortement progressé et permettent d'utiliser les outils de modélisation et d'optimisation relativement simplement. Toutefois, leur mise en œuvre dans une démarche de conception est complexe, car elle fait intervenir l'environnement et l'acteur humain. Les outils d'optimisation sont bien adaptés aux besoins de la conception car ils permettent de proposer une solution optimale en fonction d'un nombre important de variables et de critères, pouvant s'exprimer sous la forme d'objectifs ou de contraintes. Les outils de modélisation ont fortement progressé et permettent une représentation précise des phénomènes physiques. Deux grandes familles existent : les modèles analytiques et les modèles numériques. Les deux peuvent être intégrés dans un processus de conception. Toutefois, aussi précis soient-ils, ils restent des modèles et sont donc liés à un certain nombre d'hypothèses.

L'utilisation de méthode d'optimisation pour la conception conduit à rechercher des solutions optimales au niveau global, ce qui impose la construction de modèles prenant en compte de nombreux aspects physiques pour répondre aux besoins de conception. La seule connaissance des phénomènes magnétiques et électriques pour concevoir un moteur électrique n'est plus suffisante ; il faut intégrer, la thermique, les aspects de bruit et de vibration, l'effet de la commande et gérer les interactions entre le moteur et le convertisseur en intégrant la charge. Le processus de conception a donc à gérer un ensemble de modèles pouvant être de natures différentes et de précision variable. La bonne adéquation entre les modèles, et les liens créés entre eux, font la qualité du modèle de conception.

Cette multiplicité de modèles pose un réel problème au concepteur, qui doit soit construire la totalité des modèles, soit se les procurer. Généralement, le concepteur est expert dans une discipline et aura donc moins de connaissances dans les autres. Pour un système complexe constitué de nombreux composants et faisant intervenir de nombreuses disciplines, il est nécessaire de répartir l'effort de modélisation. D'autant plus, qu'au sein de la communauté scientifique ou des entreprises, des modèles testés et validés existent déjà. Un besoin de capitalisation et d'appropriation des modèles est donc indispensable.

L'obtention d'un modèle n'est pas un but, mais un moyen pour le concepteur. La définition du problème de conception et la formulation du problème d'optimisation sont primordiales. La définition du problème peut être vue comme une *stratégie* et la méthode d'optimisation comme une *tactique* pour aboutir à une conception optimale. Les deux sont étroitement liées et influent réciproquement l'une sur l'autre. Chaque méthode d'optimisation a des avantages et des inconvénients. La formulation du problème d'optimisation doit se faire en connaissant les possibilités de la méthode d'optimisation en liaison avec le modèle. Le concepteur doit avoir des notions d'optimisation pour formuler correctement son problème et connaître suffisamment ses modèles pour rester dans leur domaine de validité.

L'utilisation d'une méthode d'optimisation au sein d'un processus de conception permet de trouver la *cause des effets* désirés. La méthode d'optimisation et le modèle sont liés. La méthode d'optimisation peut prendre en charge tout ou partie des non-linéarités du modèle pour faciliter son expression par le concepteur ou améliorer sa résolution en permettant de scinder les modèles pour pouvoir distribuer les calculs. Le processus d'optimisation lui-même peut être décomposé en un ensemble de problèmes d'optimisation interagissant les uns sur les autres, ce qui permet de gérer d'une manière répartie les modèles et les processus d'optimisation.

Les outils d'optimisation doivent être utilisés au niveau le plus haut du processus de conception pour créer un impact maximum sur la conception des composants et du système. Ainsi, de fait, le processus de conception optimal garantit une bonne adéquation des composants au système.

La figure 1 présente les différents éléments constituant la démarche de conception optimale. Tous les éléments influent les uns sur les autres et permettent d'aboutir à un résultat ou à un ensemble de résultats potentiellement optimaux au problème de conception. Chaque élément reprend une section de ce mémoire.

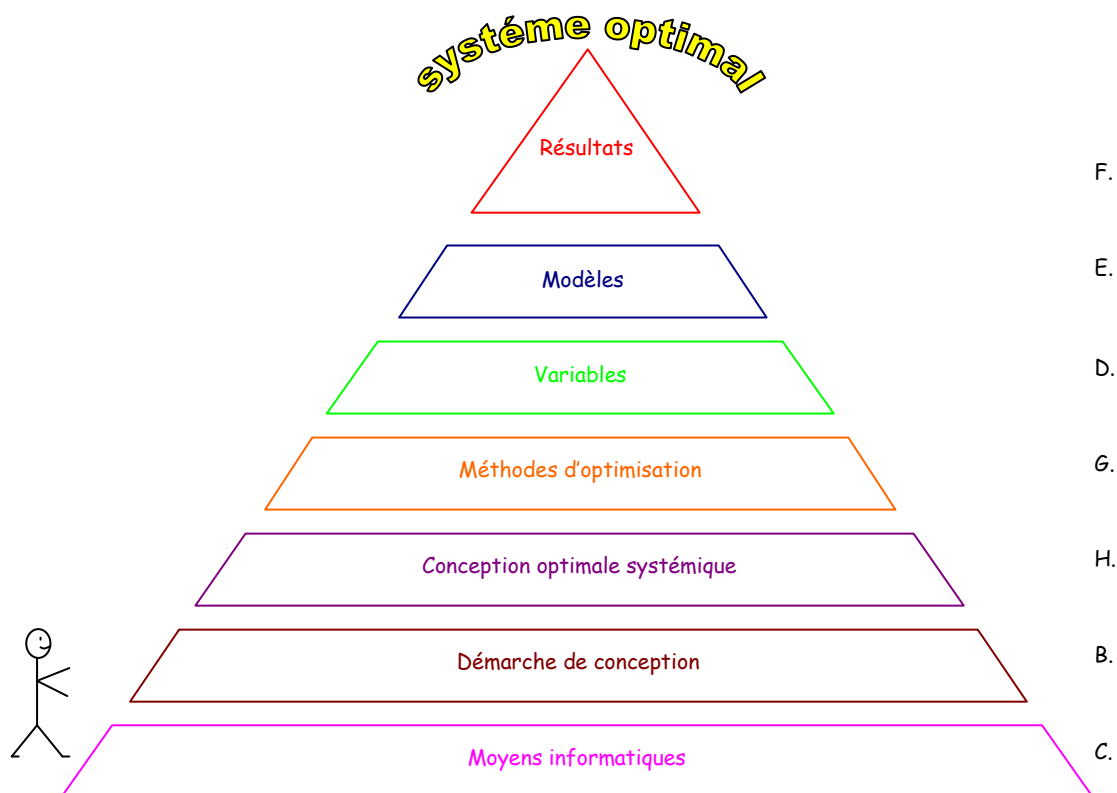


Figure 1. Conception optimale des composants et systèmes

L'utilisation de la conception optimale dans les processus de conception des industriels doit permettre de répondre à la multiplicité et à la complexité des nouveaux critères, et offrir des solutions adaptées aux besoins dans des temps de développement toujours plus courts. Cette méthodologie de conception, encore peu courante dans l'industrie, peut permettre d'apporter une aide à l'innovation en libérant les ingénieurs des tâches répétitives et ainsi de leur offrir l'occasion de se concentrer sur des tâches plus cognitives telles que la formulation et la définition des problèmes.

B. La Démarche de Conception

La conception des composants et systèmes électriques est apparue simultanément avec leurs inventions. Les équipements électriques font partie maintenant de notre quotidien et nul ne contestera leur apport dans l'évolution de nos sociétés. Les équipements électriques rendent de nombreux services aux particuliers comme : l'éclairage, la cuisson, la téléphonie, l'informatique..., ainsi qu'aux entreprises avec l'alimentation des processus de fabrication, l'automatisation, la gestion informatique,...

B.1. Un peu d'histoire

La pile d'Alessandro **Volta** (1800), alternant des rondelles de zinc et de cuivre avec des morceaux de drap humide, génère des phénomènes électriques à ses deux extrémités : c'est la première source de courant continu. En 1820, le Danois Hans **Oersted** découvre qu'un courant électrique dévie une aiguille aimantée. Cette expérience, inspire toutes les lois de l'électromagnétisme moderne à André-Marie **Ampère**. En 1831, le Britannique Michael **Faraday** découvre le phénomène de l'induction. Cette découverte, montre la possibilité de produire un courant à partir du mouvement, et ouvre la voie aux applications pratiques de l'électricité.

Zénobe **Gramme**, ébéniste, met au point la première dynamo industrielle et Hippolyte **Fontaine** montre sa réversibilité. De génératrice de courant électrique, elle peut devenir productrice d'énergie mécanique, capable de remplacer la machine à vapeur.

À partir de 1887, les moteurs utilisant un courant alternatif, mis au point grâce aux travaux de Nicolas **Tesla**, font leur entrée dans l'industrie. Un travail sur les matériaux (aimants et bobines) permet d'augmenter la puissance et le rendement. L'entrée du moteur électrique dans l'usine marque aussi les débuts du taylorisme. En 1895, la première ligne ferroviaire électrique est ouverte entre la gare d'Austerlitz et la gare d'Orsay. En 1899, naît la première voiture électrique ; la "Jamais contente" bat le record du monde de vitesse en atteignant les 105 km/h ! ... Ainsi, dès le début du 20^{ème} siècle, le moteur électrique a pris sa place dans notre quotidien [HistElectWiki], [HistElect].

B.2. La conception, c'est quoi ?

La conception d'un produit consiste à créer, à inventer, le dispositif souhaité. La démarche de conception est une suite de processus itératifs. La conception inclut la phase initiale d'invention, d'imagination, et de **créativité**. Ensuite, vient la phase de **description**, puis la phase de **dimensionnement** permettant la réalisation pratique du dispositif. L'objectif est donc de partir du besoin attendu vers la définition détaillée du produit ou système.

Une méthode de conception permet de formaliser les étapes du développement d'un produit afin qu'il soit le plus fidèle possible au besoin recherché. Toutefois, le besoin est souvent énoncé d'une façon incomplète et une connaissance du contexte est indispensable [techno-science]. Le besoin peut être formulé par des **spécifications** décrivant l'expression de l'ensemble des caractéristiques selon une **vue externe** (comportements, propriétés, contraintes, etc.). La conception est une **vue interne** qui permet de décrire précisément le produit à fabriquer.

B.3. La conception a évolué

Les démarches de conception ont évolué avec les connaissances et les moyens d'investigation disponibles. En effet, nos moyens pour résoudre un problème de conception ont fortement évolué ces 100 dernières années. Dans un même temps, ayant plus de possibilités, la conception s'est faite plus systémique : les dispositifs à concevoir sont devenus plus complexes, avec un plus grand nombre de composants et des performances désirées accrues.

Il y a encore 50 ans dans l'industrie, le concepteur était seul face à son problème et devait le résoudre avec une calculatrice et une feuille de papier. L'apparition des ordinateurs lui a offert un nouvel outil de calcul, mais aussi des outils logiciels d'aide à la conception comme par exemple les outils CAO (Conception Assistée par Ordinateur). Les performances des machines ont évolué et de nouveaux problèmes plus complexes ont pu être traités. Des outils de simulation sophistiqués ont vu le jour, comme par exemple la méthode des éléments finis. Chaque discipline a fait évoluer ses outils pour les rendre le plus performant possible, c'est-à-dire permettre de modéliser le mieux possible ses propres phénomènes physiques. L'informatique restait centralisée, au niveau matériel comme logiciel. Un ensemble d'experts pouvaient travailler ensemble pour traiter un problème complexe, les échanges se faisaient au niveau de réunions et aboutissaient en un logiciel spécifique. La démocratisation de l'informatique et l'augmentation considérable des performances de calcul permettent maintenant d'avoir un réseau d'experts qui communique et échange entre eux [Dimocode]. Les outils informatiques de simulation deviennent pluridisciplinaires et les moyens de calcul peuvent être facilement distribués sur une grille d'ordinateur connectée en réseau.

La figure 2 montre l'évolution de la démarche de conception avec le temps et les moyens disponibles. Les moyens et outils évoluent, les méthodologies de conception doivent évoluer aussi !

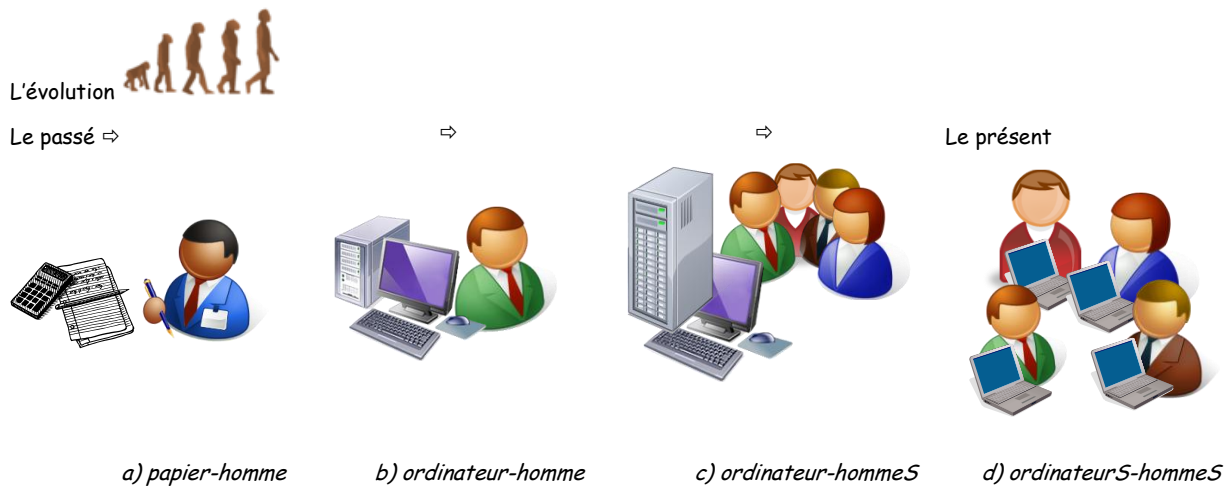


Figure 2. Evolution des besoins en conception

Les outils informatiques ont permis de faciliter la résolution des problèmes de conception. Souvent, les problèmes sont non-linéaires, ont de nombreuses contraintes et nécessitent une minimisation d'un ou de plusieurs critères. Les outils d'analyse numérique sont une aide pour le concepteur, pour la résolution et l'analyse du résultat trouvé. Cette démarche nécessite la construction d'un modèle basé sur la vision du concepteur. L'étape de modélisation et de réutilisation des modèles est une part importante du travail d'analyse du concepteur. L'amélioration des outils de modélisation a permis de réduire considérablement les temps de développement et les coûts en minimisant le nombre de prototypes et d'essais.

Les outils d'optimisation sont naturellement venus en soutien au concepteur, lui permettant d'obtenir des solutions optimales par rapport au problème formulé. Toutefois avec de tels outils, il ne faut pas perdre de vue l'importance de la formulation du problème, car une fois le problème d'optimisation résolu, **le problème est optimal au problème posé**. La façon de le poser, de l'énoncer, et de le construire a énormément d'impact sur le résultat.

Un problème de conception optimale peut prendre différentes formes suivant le besoin, le type de modèle et la complexité du problème à résoudre. La figure 3 présente quelques approches pour formuler un problème de conception optimale. La figure 3 :

- représente l'approche classique de construction d'un problème de conception optimale. **Un modèle** unique décrit le comportement de l'ensemble du dispositif et est associé à **une méthode** unique d'optimisation.
- représente une approche à partir de **plusieurs modèles** indépendants et connectés par la définition d'un **problème d'optimisation** (exemple : Space Mapping - optimisation à partir de deux modèles de précisions différentes ou méthode à un niveau IDF - permettant la distribution des modèles sur plusieurs processeurs et gérant interaction entre modèles par contraintes)
- représente une approche à partir de **plusieurs modèles** et **plusieurs processus d'optimisation** (exemple : TC- décomposition hiérarchique d'un problème d'optimisation en un ensemble de sous-problèmes d'optimisation liés.

Ces différentes approches seront développées par la suite dans ce mémoire.

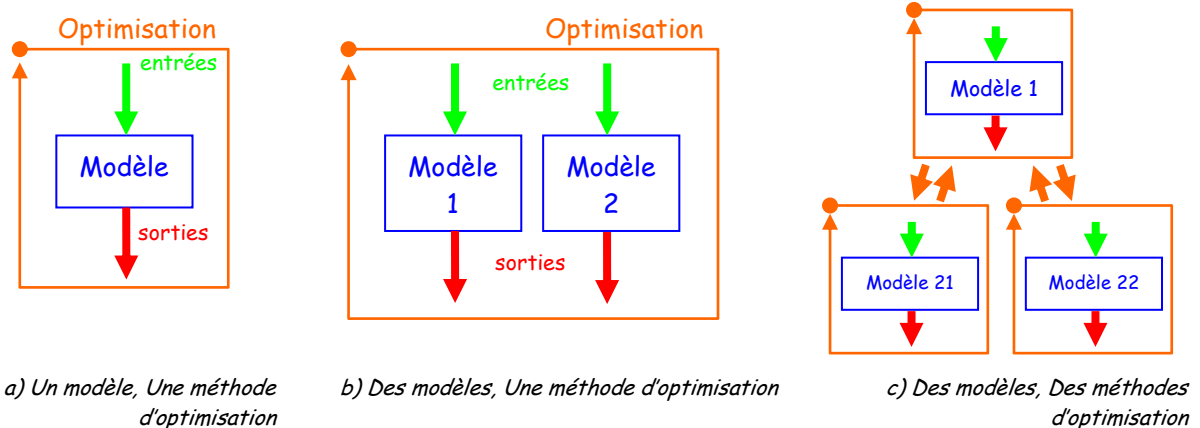


Figure 3. Différentes approches pour la conception optimale

B.4. L'approche classique pour le développement de produits

Pour une entreprise, la conception d'un nouveau produit permet de répondre aux besoins de ses clients. Un produit doit être conçu, dans un temps d'élaboration raisonnable, à un coût minimum, permettant à l'entreprise de faire des profits [Simpson]. Lors du développement d'un système complexe, le processus de développement devient lui-même très complexe. De nombreux aspects doivent être considérés. Les concepteurs ont donc besoin d'une méthodologie et d'outils pour accomplir leur travail.

B.4.1. le cycle en V

Le cycle en V est une approche conceptuelle de gestion de projets qui est devenu un standard dans l'industrie. Il a été imaginé pour permettre d'améliorer l'approche séquentielle de conception et permet de limiter les retours aux étapes précédentes en cas d'anomalie.

L'approche consiste à décomposer la conception en différentes phases séquentielles décrivant progressivement le produit.

Le cycle en V se compose de 2 phases principales : conception et validation [Lebrun2003]. La figure 4 présente un cycle en V pour la conception d'un système complexe. À partir d'une étude de marché, une spécification est définie et une étude de faisabilité est réalisée. Ensuite, le système, les sous-systèmes et les composants peuvent être conçus. La phase de conception système détermine les spécifications du sous-système et la phase de conception du sous-système définit les spécifications des composants. C'est la phase **descendante** de conception. Ensuite, des prototypes des composants sont réalisés. Les composants sont testés séparément, puis intégrés dans les sous-systèmes et les sous-systèmes assemblés pour former le système. A chaque **phase de remontée** la conception est validée. La conception part d'une vision système peu détaillée, vers la définition précise des composants.

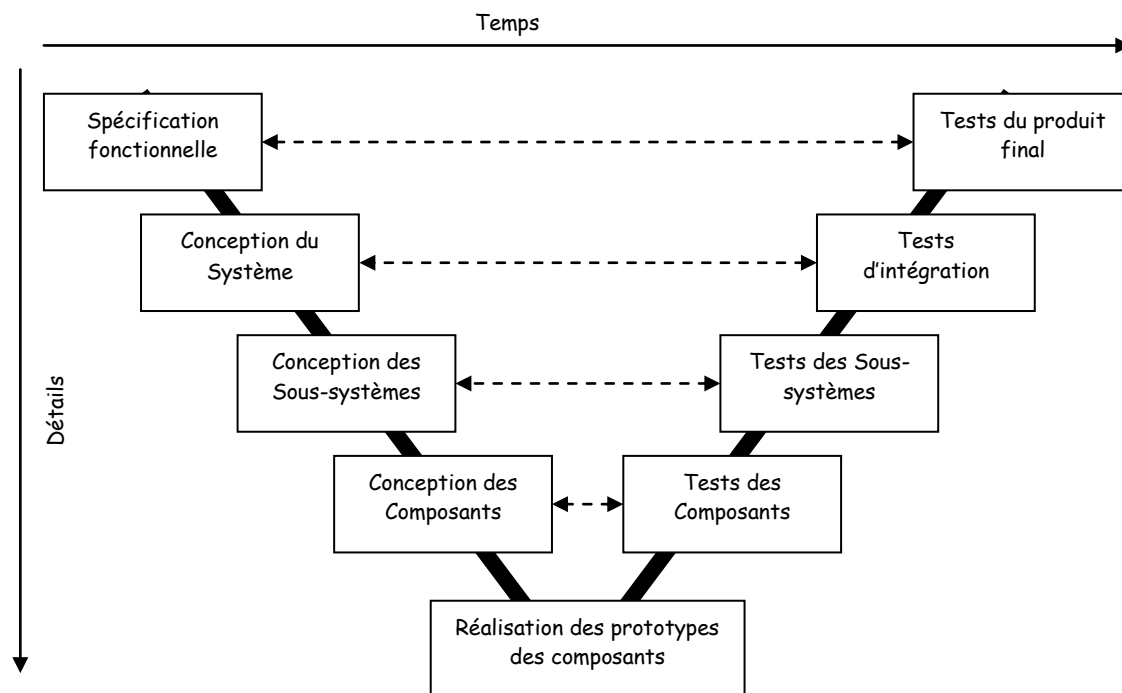


Figure 4. Cycle en V de conception

B.4.2. Différents niveaux de conception

En général, l'activité de conception est une suite de **prise de décision et non de déduction**. L'ensemble du problème de conception n'est pas formulé dans sa totalité, car souvent considéré comme trop complexe.

Ainsi, trois niveaux de conception peuvent être considérés:

- L'**architecture**, (le concept)
- le **composant**, (la définition globale)

- Les **dimensions**, (la description détaillée)

La figure 5 présente l'évolution de la description du produit et l'évolution des degrés de liberté permettant de faire évoluer le produit durant le processus de conception. Ici trois grands niveaux de la phase descendante sont reportés : la description conceptuelle, préliminaire et détaillée. Chaque discipline, intervient à chaque niveau, avec des proportions différentes.

L'étape de conception conceptuelle est souvent assez courte, mais a pourtant énormément d'impact sur le produit final. L'étude non-simultanée de toutes les disciplines oblige à faire des hypothèses sur le couplage interdisciplinaire. Cette décomposition du problème de conception nuit à l'optimalité du système [Sareni2006].

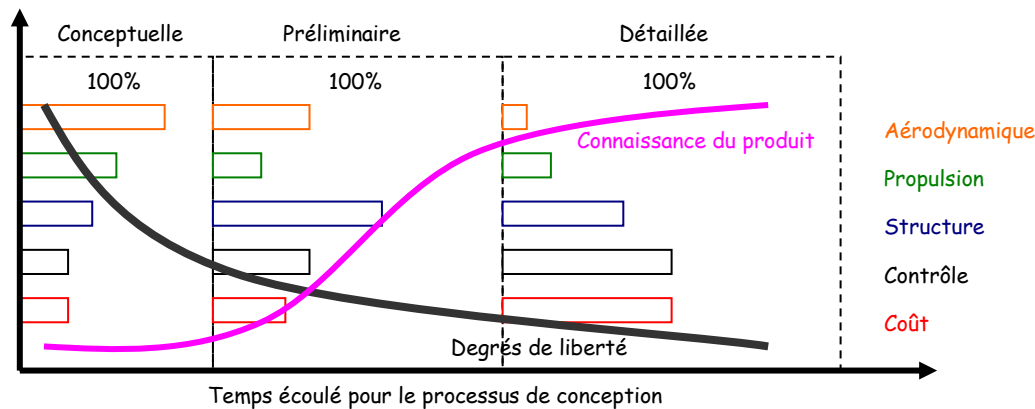


Figure 5. Approche traditionnelle de la phase descendante du développement de produit

Prenons l'exemple de la conception d'une chaîne de traction. Le premier niveau consiste à définir le type de chaîne de traction à utiliser parmi différentes solutions : thermique, électrique, hybride,.... Le deuxième niveau permet de définir la nature des composants constituant la chaîne de traction : moteur synchrone, asynchrone, à rotor extérieur,..... Le troisième niveau permet de trouver les dimensions précises des composants qui permettront au système d'atteindre les performances exigées : diamètre extérieur, épaisseur d'entrefer,....

L'idéal serait de pouvoir formuler le problème de conception avec ces trois niveaux, pour pouvoir le résoudre en une seule et unique phase, permettant ainsi d'agir simultanément sur de nombreux facteurs liés au sein du processus de conception. Toutefois, il faut rester conscient que la structure du problème de conception reste restreinte aux choix déjà prédéfinis par le concepteur. L'outil de conception ne peut pas apporter d'éléments de créativité, de nouvelles configurations ou de technologies non prévues par le concepteur.

La conception optimale intervient généralement au niveau dimensionnement, quand le concept et le composant ont été préalablement définis. Quelques travaux cherchent cependant à intégrer le choix du composant dans le processus de conception en construisant des modèles à structures variables (exemple : un modèle unique de moteur à rotor extérieur et intérieur) [Fitan2004]. Généralement, le dimensionnement est fait en deux étapes. La première étape consiste en un pré-dimensionnement obtenu par une feuille de calculs ou un modèle analytique. La seconde étape consiste en un dimensionnement plus précis afin d'améliorer certaines caractéristiques du produit. Cette démarche est classiquement utilisée pour le dimensionnement des moteurs électriques avec une première phase de pré-dimensionnement analytique puis une phase de modélisation par éléments finis utilisée pour affiner le dimensionnement de quelques paramètres; chacune de ces phases pouvant être associées à un processus d'optimisation [Makni2007].

La séparation des outils de définition fins et de pré-dimensionnement peuvent être une nécessité par rapport au temps de calcul, mais entraîne un processus de conception séquentiel nuisible à l'optimalité de la solution trouvée. Il est intéressant de regrouper la phase de pré-dimensionnement et d'amélioration dans un processus unique de conception, d'autant plus que les outils informatiques le permettent actuellement [FGR.13], [FGR.15], [FGR.17].

B.5. Les interactions

Dans les systèmes complexes, il existe des interactions entre sous-systèmes, composants et au sein des disciplines. La conception indépendante d'un composant en forte interaction avec le système peut conduire à un système peu performant ou déficient. Dans le cas de la conception optimale, cet aspect est amplifié, car un composant optimisé sans tenir compte du système ou de l'environnement ne sera pas performant lors de son intégration. La conception optimale peut même avoir tendance à converger vers une solution absurde pour le système.

Par exemple, dans le cadre de l'amélioration de l'efficacité énergétique des systèmes, l'adaptation des composants entre eux est particulièrement importante pour l'efficacité du système global [FGTH.4] [FGTH.3-ch2].

Prenons l'exemple d'une chaîne de traction constituée d'un moteur et d'un convertisseur. Les deux éléments sont en série et la façon dont le moteur consomme la puissance électrique impacte les performances du convertisseur. La figure 6 montre l'évolution du courant consommé par le moteur en fonction du nombre de conducteurs par encoche pour une charge constante. Le bon choix du nombre de conducteurs permettra d'adapter le moteur au convertisseur. Pour un nombre réduit de conducteurs le courant est très important. La tension du moteur s'adapte jusqu'à la tension maximum (1600V) puis la phase de défluxage apparaît où la tension reste à son maximum. Dans cette zone, le rendement du moteur chute. Pour un convertisseur donné, plus le courant est élevé plus le rendement est faible. Le rendement de la chaîne de traction est obtenu par le produit entre le rendement du moteur et le rendement du convertisseur. Le maximum définit le bon compromis. Dans notre exemple, 28 conducteurs, est la solution optimale.

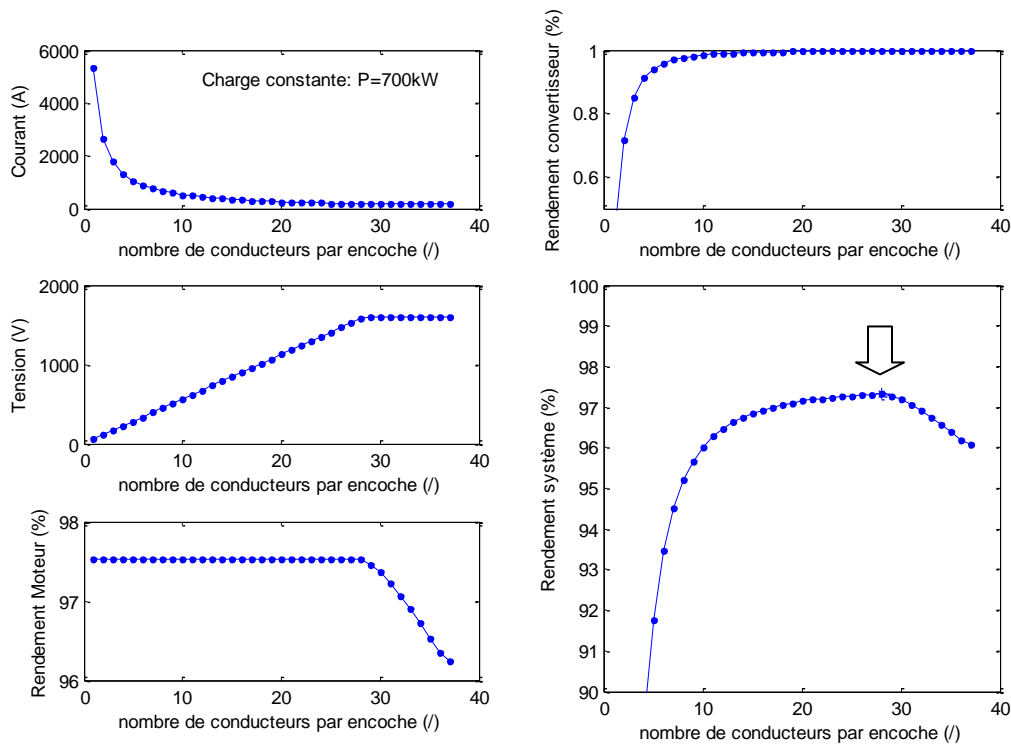


Figure 6. Adaptation du moteur au convertisseur

La décomposition des systèmes en sous-systèmes indépendants conduit à des solutions sous-optimales si les interactions ne sont pas prises en compte.

B.6. L'humain au centre de la démarche de conception

L'acteur humain, intervient naturellement dans le processus de conception, aussi est-il nécessaire de cerner précisément la part de l'activité de conception à automatiser par un ordinateur, et celle qui revient au concepteur humain. La figure 7 caractérise l'activité de conception par une typologie d'activités, menée, par l'acteur humain ou par la machine informatique, et pouvant utiliser un certain nombre de ressources [Wurtz2005], [FGR.17], [Wurtz2008]s.





Ressources Activités	Type 1°: Systèmes formels finis	Type 2°: Stratégies		Type 3°: Chance et hors rationalité
		Type 2 a: Rationnelles	Type 2 b: Heuristiques, empiriques, opportunistes	
Type c: compliquée		X		X
Type C: complexe	X			

Figure 7. Matrice Activités - Ressources [FGR.17]

B.6.1. Les activités Complexes et compliquées

Deux types d'activités peuvent être distingués : les activités *compliquées* et les activités *Complexes*.

- Les **activités compliquées** (type c) sont celles pouvant être automatisées. Elles manipulent des informations claires, c'est à dire des symboles, des variables, des chiffres, qui s'ils modélisent une incertitude, constituent en eux-mêmes une information claire. Eventuellement, elles sont en grand nombre, mais peuvent être traitées avec des algorithmes, des règles. En génie électrique, il s'agit de la résolution de problèmes de comportement, de dimensionnement optimal.
- Les **activités Complexes** (type C) sont celles qui sont irréductibles à une informatisation complète et donc à une automatisation sans intervention d'un acteur humain. Ceci résulte des propriétés complexes de certaines phases de la conception dans lesquelles les données manipulées sont incomplètes, ambiguës, non fiables, [Wurtz2005]. Ces activités ont des propriétés non déterministes. Elles impliquent donc des choix discutables et une prise de risques ; par exemple le choix d'une structure ou plus simplement le choix des hypothèses d'un modèle.

B.6.2. Les ressources en conception

Les activités *Complexes* ou *compliquées* peuvent avoir recours à 3 types de ressources.

- Ressources de type 1°: Les systèmes formels finis** Ces ressources sont typiquement les méthodes automatisables dans les ordinateurs (i.e. les logiciels, les algorithmes). Ces ressources sont d'un type particulier, définies mathématiquement par le concept de « système formel fini » [Wurtz2005].
- Ressources de type 2°: Les stratégies** Une stratégie est une ligne de conduite à tenir pour atteindre un but. Cependant, si le but à atteindre est défini, la tactique s'adapte aux contextes et aux objectifs que la stratégie contribue elle-même à modifier récursivement. Cette adaptation permanente nécessite la présence d'acteurs humains. Deux types de stratégies peuvent être identifiées : Les stratégies rationnelles (Type 2a) et les stratégies heuristiques (Type 2b).
 - Les **stratégies rationnelles** (Type 2a) sont mobilisées lorsque le but est la mise en œuvre de ressources formelles de type 1, comme par exemple une méthode d'optimisation ou une modélisation numérique. Il s'agit bien de stratégies, car même si le but est clair, avec une approche logicielle donnée, la mise en œuvre nécessite une mise en forme du problème avec des hypothèses et des choix discutables, à trancher en fonction du contexte et des objectifs par des acteurs humains, dans un cadre ambiguë, mal posé ou des choses sont incertaines non figées, ouvertes, ...
 - Les **stratégies heuristiques** (Type 2b) sont mises en œuvre par des acteurs humains par souci d'aller rapidement et économiquement d'un point de vue cognitif vers une solution. Ces stratégies peuvent se

montrer extrêmement efficaces, lorsqu'elles sont mises en œuvre par un expert. Deux exemples typiques sont le raisonnement par analogie et celui par intuition.

- Ressources de type 3°: La chance et le hors rationnel Ces ressources sont mobilisées dans les processus d'innovation et de rupture.

B.6.3. L'environnement

La conception optimale des composants et systèmes, comme nous l'abordons, intervient à deux endroits de la matrice Activités-Ressources.

Elle intervient, dans la partie *compliquée et systèmes formels* (c-1) afin de faire les calculs sur les modèles et utiliser les algorithmes d'optimisation. Les ressources informatiques et logiciels évoluent très rapidement et permettent de résoudre des problèmes de plus en plus compliqués, ce qui offre de nouvelles possibilités aux concepteurs.

La conception optimale des composants et systèmes, intervient également dans la partie *Complexes & stratégies de type rationnel* (C-2a), c'est finalement cette activité qui alimente la partie *compliquée et systèmes formels*. Cette partie permet d'exprimer, de formuler, le problème par rapport au contexte et aux besoins définis par des acteurs humains. Cette phase est primordiale et fait directement appel à l'expert humain, pour ces capacités d'analyses, d'interprétations, et de créativité. C'est certainement le cœur de métier du concepteur. La conception est itérative et ces deux activités sont répétées jusqu'à obtention d'un résultat satisfaisant pour le concepteur, c'est lui qui valide et propose la solution.

La figure 8 représente la démarche de conception que l'acteur humain (le concepteur) doit réaliser pour répondre aux besoins. L'environnement définit le besoin, le concepteur l'interprète et le formalise comme un problème d'optimisation relevant d'une *activité Complexe*. Ensuite le concepteur code le problème en utilisant une interface, une syntaxe et un formalisme mathématique. En parallèle, il construit également les modèles utilisables par les outils en sa possession (Modèles éléments finis, analytiques). A partir de cette étape, le processus devient automatisable, la résolution peut être plus ou moins longue suivant le problème et les moyens matériels existants; cette partie relève d'une *activité compliquée*. L'algorithme d'optimisation fournit à l'interface les résultats : la solution, l'historique de la convergence, la sensibilité, des surfaces de réponses ; c'est à dire l'ensemble des informations nécessaires à l'interprétation des résultats par le concepteur (*activité Complexe*). Le concepteur analyse, interprète ces résultats et réagit en acceptant la solution ou en modifiant l'interprétation du problème afin de répondre plus efficacement aux besoins de son environnement (*activité Complexe*).

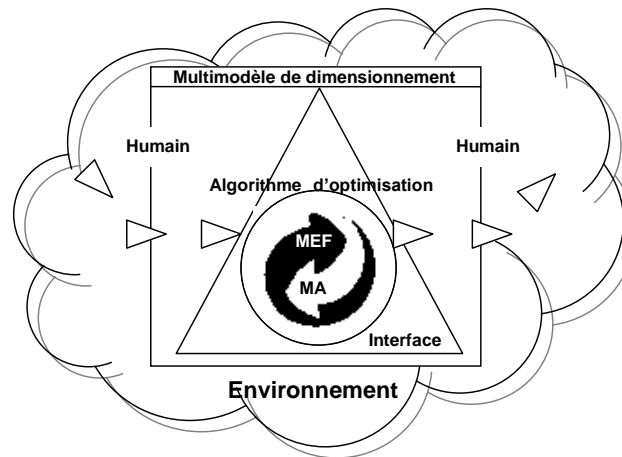


Figure 8. Processus de conception et acteur humain [FGR.17]

B.7. La conception optimale

La conception est un processus itératif pouvant être réalisée manuellement par le concepteur ou automatisée partiellement grâce à une méthode d'optimisation. Les techniques d'optimisation sont des outils pour le concepteur, lui permettant de résoudre des problèmes complexes, avec de nombreuses variables et contraintes. Les méthodes d'optimisation lui permettent d'explorer plus systématiquement l'espace de conception et ainsi de trouver une solution mieux appropriée à son besoin. De plus, l'exploration facilitée du domaine de conception permet au concepteur de tester différentes idées lui permettant ainsi d'améliorer son analyse et la formulation du problème de conception.

Lors de la démarche de conception d'un système complexe l'endroit où est utilisé l'outil de conception d'optimale influe énormément sur le potentiel d'amélioration du dispositif. Si l'optimisation arrive alors que tous les choix principaux sont déjà faits, l'apport de la formulation du problème en termes d'optimisation restera modeste. Il paraît donc plus intéressant, mais difficile, de positionner les outils de conception optimale au niveau de la définition du système, en intégrant la conception des composants qui deviennent de fait adaptés au système.

La figure 9 présente le processus de conception optimale qui se décompose en 6 étapes séquentielles. Cinq sont des *activités Complexes* gérées par le concepteur et une est de type *compliquée* concernant la résolution du problème. Chaque étape peut être modifiée, si le résultat de la suivante n'est pas satisfaisant.

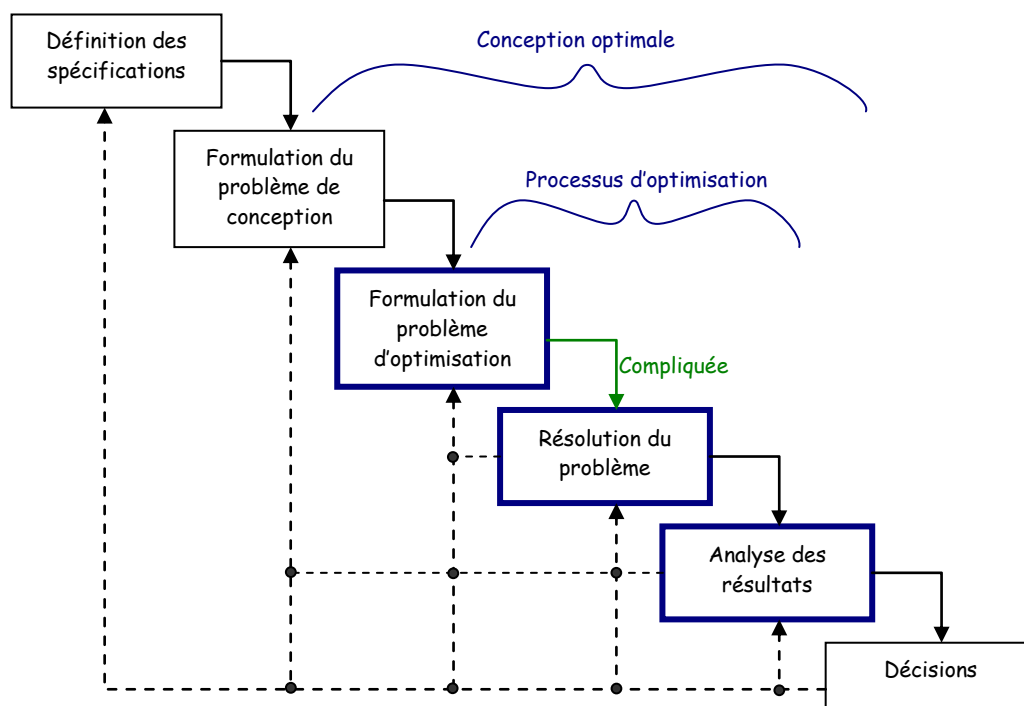


Figure 9. Processus de conception optimale

- **Définition des spécifications** : Cette étape consiste à collecter les demandes et les besoins, du client ou provenant du marketing. Les spécifications définissent les besoins vus de l'environnement, c'est-à-dire de l'extérieur.
- **Formulation du problème de conception** : Cette étape consiste à formuler le besoin en terme de problème de conception. Le choix des grandeurs variables et des grandeurs fixes à imposer est fait à ce niveau. Lorsque le problème est complexe, le problème est décomposé en sous-problèmes et les interactions entre sous-problèmes sont définies. Cette décomposition permet la répartition du travail dans plusieurs équipes spécialisée. Le choix du modèle ou des outils de modélisation sont abordés dans cette étape. Le problème de conception peut être résolu par différentes techniques, l'optimisation est un moyen, le test et les essais sont également fréquemment utilisés en industrie.
- **Formulation du problème d'optimisation** : La formulation du problème d'optimisation est obtenue par une traduction du problème de conception en un problème d'optimisation en intégrant les possibilités de l'outil d'optimisation, ses limites et contraintes. Cette étape nécessite une bonne connaissance théorique des modèles et des techniques d'optimisation pour formuler un problème d'optimisation pouvant être résolu et pouvant apporter un résultat tangible. Les efforts apportés à la mise en œuvre d'une méthode de

conception optimale doivent aboutir à des solutions qui font progresser significativement le produit ou le système.

- Résolution du problème : Cette étape permet de résoudre le problème d'optimisation. Les performances de calcul influent directement sur la formulation du problème de conception et d'optimisation. Le processus de conception étant itératif, il faut être capable d'exécuter plusieurs fois le problème. Les capacités de calcul évoluent très rapidement et permettent donc de traiter d'une manière plus précise ou plus globale les problèmes de conception. La partie algorithmique peut influencer également sur les temps de résolution grâce à l'utilisation du calcul distribué.
- Analyse des résultats : Cette étape est primordiale. Elle permet de vérifier les résultats et de faire évoluer la définition du problème de conception. Il est important que le concepteur ait des outils spécifiques pour cette étape afin de l'aider à comprendre la solution proposée. L'analyse des variables, des contraintes et des objectifs est indispensable. La présence d'une contrainte active a un impact sur le résultat. La sensibilité, le comportement dans l'espace d'études de la solution trouvée sont des éléments d'analyse importants.
- Décisions : La prise de décision revient au concepteur. C'est dans cette étape, qu'intervient le choix de la solution retenue par exemple, par rapport à un ensemble de solutions proposées toutes optimales au vu de leurs critères.

C. Evolution des capacités de calcul

Grace à l'évolution rapide des moyens de calcul, l'approche numérique est aujourd'hui de plus en plus employée pour l'étude des phénomènes physiques et systèmes complexes, tant dans le cadre académique, qu'industriel. La capacité de proposer et de fournir une solution spécifique dans un temps réduit est devenue un enjeu majeur pour les industriels. C'est pourquoi, ils investissent dans les moyens de simulation et de conception de leurs produits afin d'améliorer l'efficacité de leurs équipes de développement.

C.1. L'ordinateur

Les performances des ordinateurs dépendent pour une bonne part des performances du microprocesseur utilisé. Le microprocesseur a été inventé par Marcial Hoff en 1971, alors qu'il était ingénieur chez Intel. En un peu moins de quarante ans l'évolution est phénoménale. Ce qui était inconcevable est devenu réalité. L'ordinateur est devenu l'outil de travail quotidien des ingénieurs et des scientifiques. En 20 ans, il a remplacé la feuille de papier et la calculatrice pour l'ingénieur, le tableau et la craie pour l'enseignant, le vinyle et les jeux de société pour les étudiants. Cet outil a apporté une profonde modification du comportement des personnes face à leurs préoccupations et l'évolution continue à un rythme important.

Le tableau I décrit les principales caractéristiques des microprocesseurs fabriqués par Intel et montre l'évolution de leurs performances par rapport à leurs caractéristiques les plus connues [Microprocesseur].

Tableau I. Evolution des performances des Microprocesseurs Intel

Date	Nom	Nombre de transistors	Finesse de gravure (μm)	Fréquence de l'horloge	Largeur des données	MIPS
1971	4004	2 300		108 kHz	4 bits/4 bits bus	
1974	8080	6 000	6	2 MHz	8 bits/8 bits bus	0,64
1979	8088	29 000	3	5 MHz	16 bits/8 bits bus	0,33
1982	80286	134 000	1,5	6 MHz	16 bits/16 bits bus	1
1985	80386	275 000	1,5	16 à 40 MHz	32 bits/32 bits bus	5
1989	80486	1 200 000	1	25 à 100 MHz	32 bits/32 bits bus	20
1993	Pentium	3 100 000	0,8 à 0,28	60 à 233 MHz	32 bits/64 bits bus	100
1997	Pentium II	7 500 000	0,35 à 0,25	233 à 450 MHz	32 bits/64 bits bus	300
1999	Pentium III	9 500 000	0,25 à 0,13	450 à 1400 MHz	32 bits/64 bits bus	510
2000	Pentium 4	42 000 000	0,18 à 0,065	1,3 à 3,8 GHz	32 bits/64 bits bus	1 700
2004	Pentium 4D	125 000 000	0,09 à 0,065	2,66 à 3,6 GHz	32 bits/64 bits bus	9 000
2006	Core 2™ Duo	291 000 000	0,065	2,4 GHz (E6600)	64 bits/64 bits bus	22 000
2007	Core 2™ Quad	2*291 000 000	0,065	3 GHz (Q6850)	64 bits/64 bits bus	2*22 000

Date : année de commercialisation du microprocesseur.

Nom : nom du microprocesseur.

Nombre de transistors : nombre de transistors contenus dans le microprocesseur.

Finesse de gravure (μm) : le diamètre (en micromètres) du plus petit fil reliant deux composants du microprocesseur. En comparaison, l'épaisseur d'un cheveu humain est de 100 microns!

Fréquence de l'horloge : la fréquence de l'horloge de la carte mère qui cadence le microprocesseur.

Largeur des données : le premier nombre indique le nombre de bits sur lequel une opération est faite. Le second nombre indique le nombre de bits transférés à la fois entre la mémoire et le microprocesseur.

MIPS : le nombre de millions d'instructions que peut exécuter le microprocesseur en une seconde.

Le MIPS est une unité de mesure de la performance des processeurs, plus il est important plus l'ordinateur est capable d'exécuter un nombre important d'instructions et donc d'actions. L'évolution est exponentielle, le nombre de MIPS est multiplié par 10 en 6 ans (6.24) ou par 2 tous les 2 ans (1.879).

Le nombre de transistors contenu dans un microprocesseur peut également être perçu comme une représentation de ces performances. En 1975, Moore cofondateur d'Intel, évalue que le nombre de transistors des microprocesseurs doublera tous les deux ans. Cette estimation porte maintenant le nom de loi de Moore. C'est une loi totalement empirique qui s'est montrée étonnamment exacte entre les années 1971 et 2001. Un petit ralentissement est apparu ces dernières années [Loi_de_Moore].

Pour le calcul scientifique, une mesure commune pour évaluer la vitesse des microprocesseurs est le FLOPS « Floating-point Operations Per Second » (opérations à virgule flottante par seconde). En effet, le calcul scientifique, sous Matlab® par exemple, se fait avec des nombres à virgule flottante. Chaque processeur a une capacité théorique de Flops. Si on

utilise plusieurs processeurs la capacité théorique évolue proportionnellement. Toutefois, afin de prendre en compte l'architecture et les limitations du système, un test logiciel est fréquemment utilisé, il s'appelle **Linpac**. Ce test mesure le temps mis par un ordinateur pour résoudre un système de n équations à n inconnues, la solution étant trouvée par un pivot de Gauss. Ce test est utilisé pour créer la liste des 500 ordinateurs les plus puissants au monde. Cette liste est biannuelle et a débuté en 1993. L'ensemble des statistiques est disponible en ligne [Top500]. Le tableau II reprend quelques supers calculateurs. Le plus rapide en juin 2008 est le Roadrunner construit par IBM, il procède 122k processeurs et atteint 1 PetaFlops. 51% des super calculateurs de la liste du TOP500 sont aux Etats unis et 6,8% sont en France. Les ordinateurs hautes performances (High Performance Computing - HPC) utilisent de nombreux processeurs simultanément, le 500^{ème} en possède pratiquement 1500 pour environ 10TeraFlops. Un micro processeur actuel a une capacité théorique d'environ 40 Giga Flops (Xeon Intel) [Intel].

Tableau II. Classement des ordinateurs à partir de la liste du Top500 de juin 2008

Ranking TOP500	Country	Year of installation	Number of processors	Maximal LINPACK performance achieved (GFlops)	Processor	Proc. Frequency (KHz)
1	United States	2008	122400	1026000	PowerXCell 8i	3200
10	France	2008	10240	106100	Intel EM64T Xeon E54xx (Harpertown)	3000
100	Germany	2008	2048	18810	Intel EM64T Xeon E54xx (Harpertown)	3000
500	United States	2008	1488	8997	Intel EM64T Xeon E54xx (Harpertown)	3000

La figure 10 présente l'évolution des performances des HPC au cours des années. L'évolution est exponentielle ! Une régression est faite sur l'évolution des performances du calculateur le plus puissant en fonction de l'année :

$$performance = \exp^{(0,5633 * année - 1118)} \quad (1)$$

Les performances sont exprimées en GigaFlops. La régression est reportée sur la figure 10.

L'Exaflops¹ sera atteint en 2022 soit une augmentation par 1000 des performances actuelles. L'ordinateur le plus puissant de 2008 correspond à la capacité des 500 ordinateurs les plus puissants en 2004. Avec la même évolution, en 2026, notre Pc de bureau sera pratiquement équivalent au plus puissant des HPC de l'année 2008. Si on revient à l'échelle temporelle, il faut **environ 15 ans pour passer d'un calcul d'1heure à 1 seconde**.

Cette formidable évolution entraîne dans son sillage l'ensemble des techniques numériques : simulation, modélisation, optimisation, statistique.

¹ MégaFLOPS = 10⁶ (millions) opérations à virgule flottante par seconde
 GigaFLOPS = 10⁹ (milliards) opérations à virgule flottante par seconde
 TéraFLOPS = 10¹² opérations à virgule flottante par seconde
 PétaFLOPS = 10¹⁵ opérations à virgule flottante par seconde
 ExaFLOPS = 10¹⁸ opérations à virgule flottante par seconde

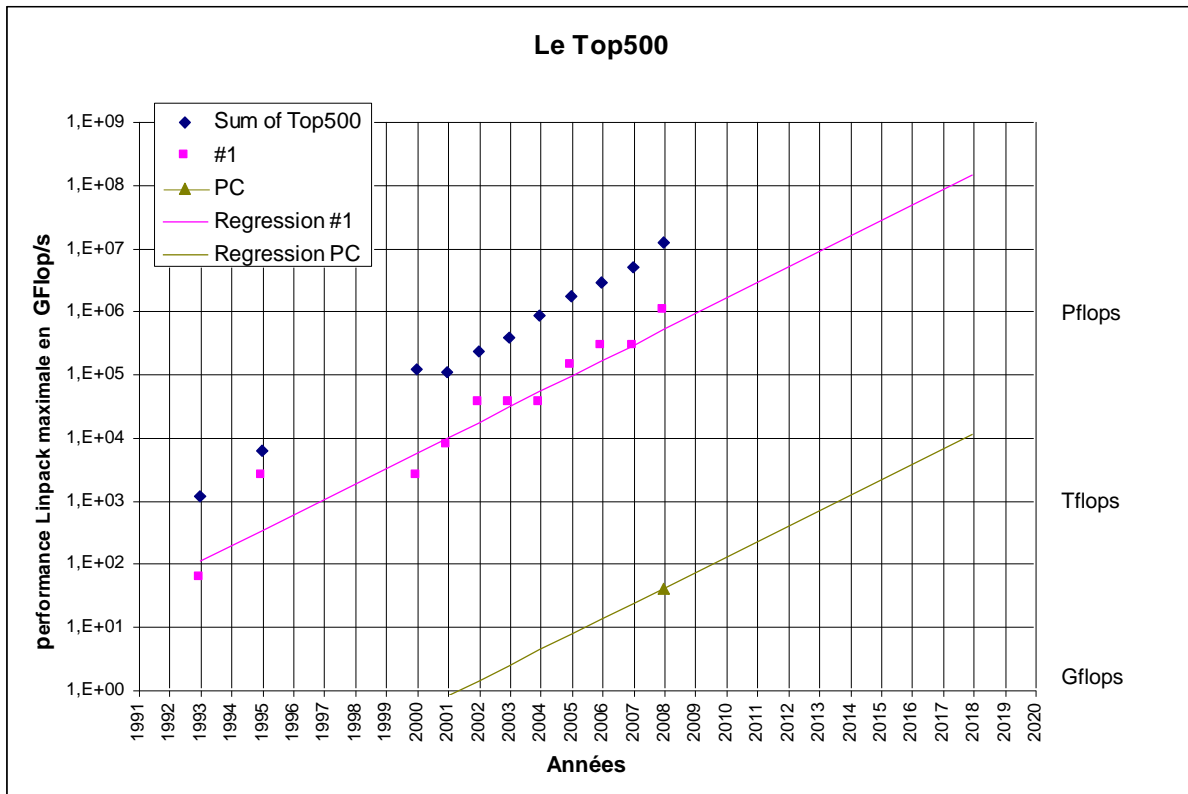


Figure 10. Evolution de la performance des ordinateurs pour le calcul scientifique [<http://top500.org>]

C.2. Le ressenti du temps de calcul

Le ressenti d'un utilisateur face aux temps de calcul n'est pas linéaire. L'utilisation diffère suivant la rapidité à accéder à un résultat de calcul.

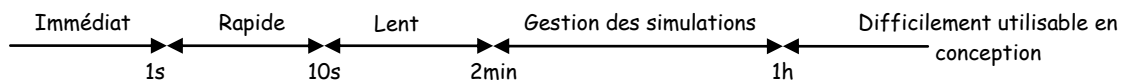


Figure 11. Ressenti d'un temps de calcul d'une simulation

La figure 11 propose une échelle de perception du temps d'une simulation. Un modèle fournissant des résultats en quelques secondes peut être considéré comme rapide. Un modèle donnant des résultats en quelques minutes est ressenti comme un modèle lent et un modèle prenant quelques heures de calcul devient un modèle difficile à gérer pour un concepteur.

En effet, en conception, le modèle doit souvent être exécuté un grand nombre de fois, dans le cas classique d'une optimisation. Le modèle doit être testé, son domaine de validité recherché et être correctement utilisé dans le processus de conception. Un modèle avec un temps d'exécution trop long dégrade ces étapes de validation qui sont réalisées par le concepteur face à la machine et ne sont pas automatisables. Cette tâche reste une tâche compliquée pouvant seulement être gérée par l'humain [FGR17]. Toutefois, une fois l'étape de validation passée, le temps passé n'a plus le même impact pour le concepteur car c'est un travail qui sera réalisé par la machine et le concepteur pourra avoir une autre action. Il lui restera à fournir une dernière analyse au moment où le résultat apparaîtra. Le temps ici est masqué, le calcul peut se dérouler sur une nuit voire quelques jours. L'attente est acceptable car au final, il y a de grandes chances que le résultat soit exploitable et satisfasse la demande.

Pour avoir un ordre de grandeur du temps acceptable d'une optimisation, prenons une valeur classique de 1000 évaluations du modèle pour une optimisation. En reprenant la figure 11, l'optimisation sera considérée lente pour un modèle avec un temps d'exécution de 10 à 120msec. Ensuite, le concepteur planifie son travail et n'est plus en interaction directe avec l'ordinateur. Un nouveau seuil est atteint lorsqu'un processus de calcul atteint la journée, soit dans notre exemple un

modèle avec un temps d'exécution de 86sec (1'26"); la semaine (10'04"); le mois (43'12") [Fasquelle2006], [Lebesnerais2008].

Ce qui est important de comprendre, c'est que cette échelle de temps est liée au concepteur, à l'utilisateur humain. Les performances des machines évoluent et repoussent régulièrement la complexité des problèmes traités. La partie compliquée progresse rapidement grâce à l'évolution du matériel informatique. La partie complexe gérée par l'être humain est également capable d'évoluer grâce à des outils [Dimocode] et méthodologie d'aide à la conception [FGTH.4]. Ce sont ces deux évolutions simultanées qui font progresser la conception des systèmes électriques et bouleversent les méthodes antérieures.

C.3. Le calcul parallèle

La structure des ordinateurs évolue [Bischof2007]. Un ordinateur classique possède maintenant plusieurs cœurs (core). Les microprocesseurs sont à double, voire même quadruple cœurs. Durant une certaine période l'augmentation de la fréquence d'horloge a suffi pour accroître les performances. Simultanément la réduction de la taille de gravure a permis d'augmenter la fréquence et a libéré de la place pour ajouter de nouvelles fonctions. Actuellement, les améliorations de performances se font en parallélisant les capacités de calcul. Les HPC ont eu également cette stratégie et atteignent des milliers de cœur.

Le calcul parallèle consiste à résoudre un problème **pouvant être partitionné** et ainsi réparti sur plusieurs structures de calcul. L'intérêt est d'augmenter la rapidité d'exécution et de pouvoir traiter des problèmes plus globaux qui devaient être tronqués précédemment. Pour certaines classes de problème, la rapidité de calcul est primordiale. Par exemple, pour les estimations météorologiques, il n'est pas utile d'estimer les conditions climatiques de la veille, le calcul doit être terminé le jour même pour fournir la météo du lendemain.

Grâce au développement des réseaux informatiques la parallélisation des calculs a pu être faite en distribuant les calculs à des ordinateurs distants et hétérogènes. Le réseau d'entreprise peut être utilisé, mais cette solution prend tout son sens grâce au réseau internet où un nombre prodigieux de machines est connecté. On appelle cette structure une grille de calcul [Cnrs communiqué]. Par exemple, le Cern a choisi cette technologie pour stocker et traiter les données du plus grand instrument scientifique du monde le LHC (Grand collisionneur de hadrons) [Cern gridcafe].

La structure des ordinateurs évolue mais pour tirer pleinement partie de leurs nouvelles performances, il est nécessaire de les gérer. Avec les systèmes d'exploitation et les programmes actuels, la mise en parallèle des processeurs n'est pas transparente pour l'utilisateur. Le concepteur doit être capable de partitionner son problème, au niveau de la résolution d'un modèle, d'une optimisation ou d'une conception (modèles et processus d'optimisation) [Ambrisi2008]. Toutefois, il existe certaines bibliothèques informatiques permettant d'utiliser le calcul parallèle et certains éditeurs de logiciels s'y intéressent. Citons par exemple Matlab® qui propose une boîte à outils pour le calcul distribué (multi-machines) et le calcul parallèle (multi processeur) [Mathworks]. On peut également espérer que ces fonctionnalités seront couplées prochainement aux outils d'optimisation de Matlab®.

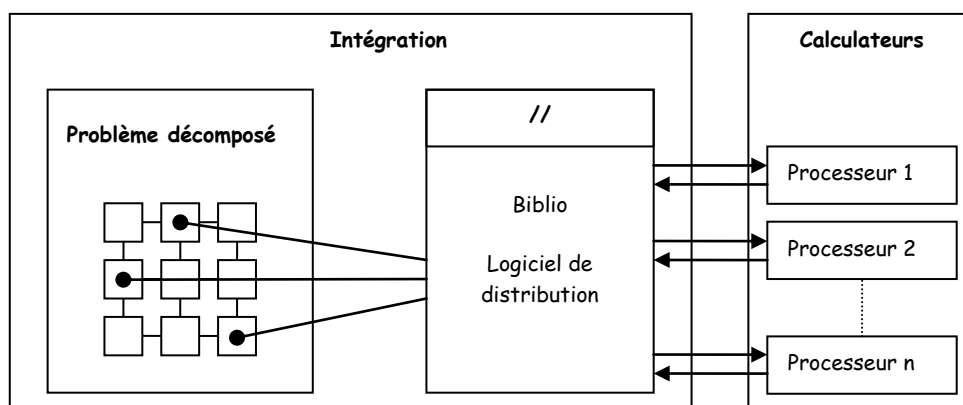


Figure 12. Multi machine et/ou Multi processeur

La figure 12 présente une structure parallèle. Le problème, de type modèle, doit être décomposé pour pouvoir être réparti, une bibliothèque informatique parallèle doit être utilisée et liée à l'écriture du modèle. Ensuite le système répartit les calculs sur un ensemble de processeurs. La programmation parallèle est néanmoins plus difficile que celle séquentielle car demande plus de connaissances en informatique. La conception et l'implantation d'algorithmes et de bibliothèques parallèles sont toujours des sujets de recherches actifs. L'évolution des performances n'est pas

directement proportionnelle au nombre de processeurs, il faut prendre en compte les temps d'échange, de communication, et la décomposition du problème. Le cas du problème d'optimisation peut être similaire à celui du modèle, mais suivant les méthodes, la décomposition peut être plus ou moins aisée. Par exemple une méthode du type Algorithme Générique tire facilement partie d'une structure parallèle car les différents éléments de la population sont totalement indépendants [Cheol-Gyun 2007]. La méthode des plans d'expériences est également parfaitement adaptée [Vivier TH 2002].

Prenons quelques exemples. Le projet Européen EPOCH (Esprit, HPCN - High-Performance Computing and Networking, project 22 684) a été conçu pour offrir un environnement d'optimisation aux utilisateurs de logiciel de calcul de champs [FGR.4]. Les applications visées étaient l'amélioration des fours à micro-ondes, des moteurs électriques, des têtes d'enregistrement... EPOCH devait pouvoir être lancé à partir de différentes plateformes informatiques. C'est pourquoi la bibliothèque BSPLib a été utilisée [bsplib] (Bulk Synchronous Parallelism). Le code des logiciels d'analyse (Vector Fields) a été modifié pour pouvoir paralléliser les calculs. Une interface et des méthodes d'optimisation ont également été conçues pour tirer parti de ces nouvelles capacités de calcul. La parallélisation se fait ici par l'intermédiaire d'une bibliothèque spécialisée qui intervient au sein du code de calcul, c'est une action plutôt informatique.

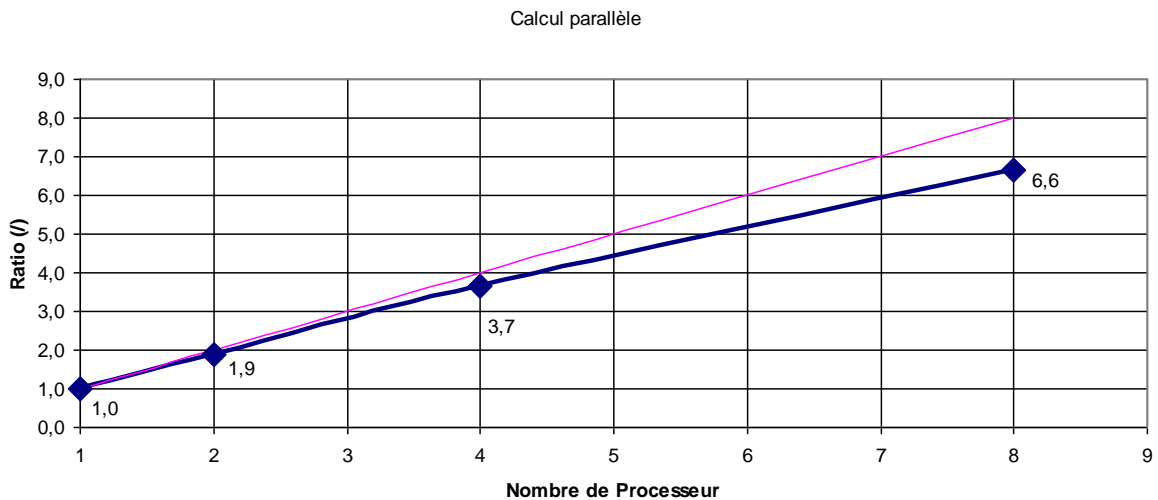


Figure 13. Évolution du temps de calcul en fonction du nombre de processeur.

La figure 13 présente l'amélioration de temps de calcul par rapport au nombre de processeurs utilisés pour l'optimisation d'un four à micro-onde. On constate une amélioration importante avec le nombre de processeurs, mais l'évolution n'est pas proportionnelle au nombre de processeurs. Dans cet exemple, le problème est unique, par conséquent difficilement décomposable [FGR.4] et chaque partie est fortement liée aux autres.

La structuration d'un problème de conception liée à une méthode d'optimisation permet également de réduire les temps de calcul, d'autant plus que la méthode favorise la décomposition des tâches et intègre leur mise en parallèle. Nous présenterons ces méthodes plus en détails dans le paragraphe H de ce mémoire ; mais à titre d'exemple nous allons comparer le gain apporté par les trois méthodes MDF (MultiDisciplinary Feasible), IDF (InterDisciplinary Feasible) et AAO (All At Once) sur la conception d'un moteur de traction [FGC51], [FGC53]. La figure 14 montre l'amélioration du temps pour chaque formulation en prenant en compte la mise en parallèle des calculs. La méthode MDF est une approche séquentielle. Les méthodes IDF et AAO permettent l'exécution simultanée des 3 tâches de calcul du modèle de conception.

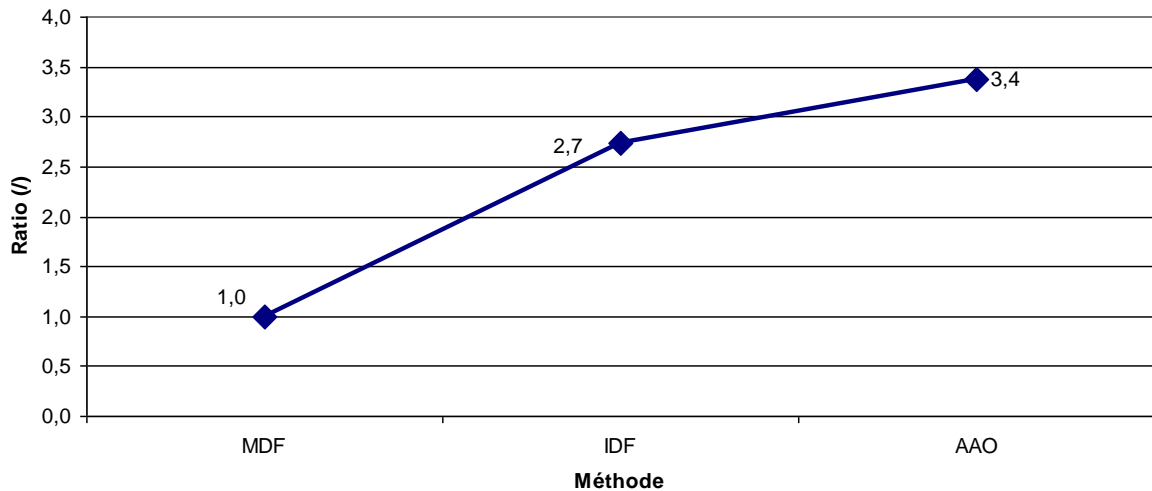


Figure 14. Évolution du temps de calcul en fonction de la méthode.

On constate que les formulations IDF et AAO réduisent le temps d'optimisation par un facteur 3 par rapport à la formulation MDF. Ce gain est principalement dû à la mise en parallèle des tâches de calcul.

C.4. Toujours plus

Ces évolutions entraînent une remise en cause des habitudes et des façons de faire. La modélisation est devenue un réflexe pour les ingénieurs confrontés à un problème. En fait, cette évolution des performances des ordinateurs a permis de faire progresser énormément la modélisation (couplages multiphysiques, approches multiéchelles, ...) ainsi que l'algorithmique (méthode d'optimisation,...). Des modélisations pour des résolutions spatiales et temporelles élevées, ainsi que pour une modélisation physique de plus en plus complète, sont maintenant accessibles.

Toutefois dans cette démarche, le concepteur doit toujours faire face au choix de ces outils. Le compromis pression, temps de calcul, est toujours bien présent, un modèle trop précis devient inexploitable en pratique. Donc l'adaptation du modèle à son utilisation reste primordiale. Ici l'expression « qui peut le plus, peut le moins » ne semble pas bien appropriée. De plus le modèle n'est que la retranscription partielle des connaissances du développeur, le contexte et l'expression du besoin sont également très importants. Finalement, dans quelques centaines d'années (il faut 15 ans pour passer d'1 heure de calcul à 1 seconde), le travail se concentrera principalement sur l'activité complexe de conception, le développement des modèles, la gestion des processus d'optimisation et l'analyse des résultats.

D. Les Variables

Pour retranscrire un problème physique en un problème mathématique, les grandeurs physiques (électriques, mécaniques, thermiques, ...) sont transformées en variables mathématiques. Le problème est défini à partir de grandeurs modifiables, c'est-à-dire : des *variables* et des *résultats* dépendant des *variables*. Dans la méthode des plans d'expériences les variables sont appelées *facteurs*. Durant une étude, toutes les grandeurs pouvant être modifiées ne le sont pas forcément, si elles sont fixées, on les appelle *paramètres*. Une dernière catégorie de grandeur est la *constante* qui est une valeur unique imposée ; par exemple la masse volumique des aimants NdFeB_39H : 8400 kg/m³ qui n'a pas de raison d'être modifiée.

La figure 15 présente les différentes grandeurs utilisables pour la construction d'un modèle ou d'un problème d'optimisation.

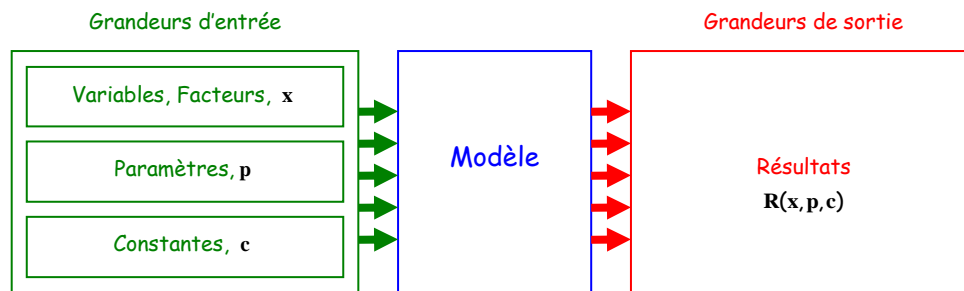


Figure 15. Les grandeurs au sein d'un modèle

Les variables peuvent être de plusieurs types : continues, discrètes ou de catégories. La nature d'une variable a beaucoup d'influence sur son mode d'utilisation et dans le cas de problèmes itératifs ou d'optimisation sur la méthode de résolution. Le choix des variables est crucial et le concepteur doit en être conscient au moment de la définition de son problème, car comme le montre la figure 15, la définition des variables **oriente le modèle**.

D.1. Les différentes familles de variable

Les variables peuvent être classées en trois grandes familles dépendant de leur nature : continues, discrètes et de catégories. La figure 41 du paragraphe F. présente quelques exemples liés au génie électrique.

D.1.1. Les variables continues

Les variables continues peuvent prendre une infinité de valeurs. Dans le cas des problèmes d'optimisation, un domaine de variation est fixé pour chaque variable, avec une borne haute et basse. Ceci crée un domaine d'étude hyper-rectangulaire que l'on appellera V . Ce domaine est également appelé domaine de recherche.

$$V: lb_k \leq x_k \leq ub_k \quad ; \quad k=1, \dots, n_c \quad ; \quad x_k, lb_k, ub_k \in \mathbb{R} \quad (2)$$

Les variables x_k et leurs bornes lb_k et ub_k appartiennent à l'ensemble des réels. La figure 16.a présente le domaine d'étude d'un problème à deux variables continues. La précision de chaque variable est toutefois limitée par la précision de la machine. Par exemple sous Matlab®, 0,12345678901234567890 est égal à 0,123456789012345678 dû à l'effet de troncature des nombres dans un ordinateur. La continuité des variables n'est pas absolue, mais suffisante pour les problèmes traités habituellement en électrotechnique.

Lors de la construction d'un modèle, le concepteur pense rarement à définir le domaine de validité de son modèle. Ce domaine est souvent implicite et lié au contexte dans lequel le modèle a été développé. Le passage d'une échelle millimétrique à une échelle micrométrique ou encore le passage de quelques 10 hertz à quelques 10 de kilohertz rend dans la plupart des cas le modèle inapproprié.

D.1.2. Les variables discrètes, 1,2,3

Les variables discrètes ont un ensemble fini de valeurs et sont comprises dans un intervalle déterminé. Elles peuvent prendre n'importe quelles valeurs numériques, mais sont ordonnées. La plus petite valeur est d_{k1} et la plus grande d_{kq} .

$$V: x_k \in [d_{k1} \ d_{k2} \ d_{k3} \ \dots \ d_{kq}] \quad d_{ki} < d_{ki+1} \quad ; \quad k=1, \dots, n_d \quad (3)$$

La variable x_k possède q_k niveaux. La figure 16b présente un domaine d'étude mixte, x_2 est une variable continue et x_1 est une variable discrète qui comporte 5 niveaux ($q = 5$). Dans cet exemple, le domaine d'étude est infini, dû à la variable continue.

Dans le cas où toutes les variables sont discrètes, cela conduit à un domaine d'étude fini comme présenté sur la figure 16.c. Toutefois, si on souhaite faire une énumération exhaustive de tous les cas possible, le nombre d'évaluations devient très rapidement énorme et conduit généralement vers une impasse.

$$\text{nombre d'évaluations} = \prod_{k=1}^{n_d} q_k \quad (4)$$

Par exemple, dans un problème à 10 variables avec chacune 10 niveaux, on doit réaliser 10^{10} évaluations. Si une évaluation dure 1 seconde avec un calcul séquentiel, il faut 317ans pour calculer la totalité des valeurs ...

D.1.3. Les variables de catégories, rouge, jaune, ...

Les variables de catégories ont un ensemble fini de grandeur et sont dénombrables, ces grandeurs sont appelées *modalités*. Celles-ci ne peuvent être comparées entre elles.

$$V: x_k \in [d_{k1} d_{k2} d_{k3} \dots d_{kq}] \quad k = 1, \dots, n_d \quad (5)$$

Une variable de catégories est très proche d'une variable discrète, la différence apparaît dans le traitement, car comme il n'est plus possible de classer les grandeurs, la méthode de résolution doit en tenir compte. Une variable de catégories peut être par exemple : le type de tôle d'une machine électrique [FGR.15], une structure à rotor intérieur ou extérieur [Fitan2004].

D.2. Domaine d'étude des variables

La figure 16 représente trois domaines d'étude. La figure 16.a représente le domaine d'étude de deux variables continues. Des bornes délimitent cet espace (2). Dans le cas d'une optimisation, si le domaine est large et qu'une grande précision est recherchée, la convergence sera lente. La figure 16.b représente un domaine de recherche mixte, la variable x_2 est continue, la variable x_1 est discrète (3). Il existe une infinité de solutions, mais l'espace des variables est discontinu. C'est en fait le cas général, car dans un problème de conception les variables sont souvent mixtes. Il arrive parfois que l'on ne prenne pas en compte le caractère discret de la variable pour adapter le modèle au solveur. Par exemple, le nombre de conducteurs par encoche est souvent assimilé à une variable continue, cela ne pose pas de problème tant que le nombre de conducteurs par encoche est important. La figure 16.c représente un domaine constitué uniquement de variables discrètes ou de catégories (5). Pour résoudre de façon exacte un problème avec ce genre de variables, il faut accepter un nombre important de calculs. Par exemple en électrotechnique, Frédéric Messine a résolu de façon exacte de tels problèmes. Le problème le plus complexe qui a été traité, est un problème analytique à 28 variables et 10 contraintes, il a nécessité 6 jours de calculs sur un cluster de 30 ordinateurs [Messine 2006, Hdr p56].

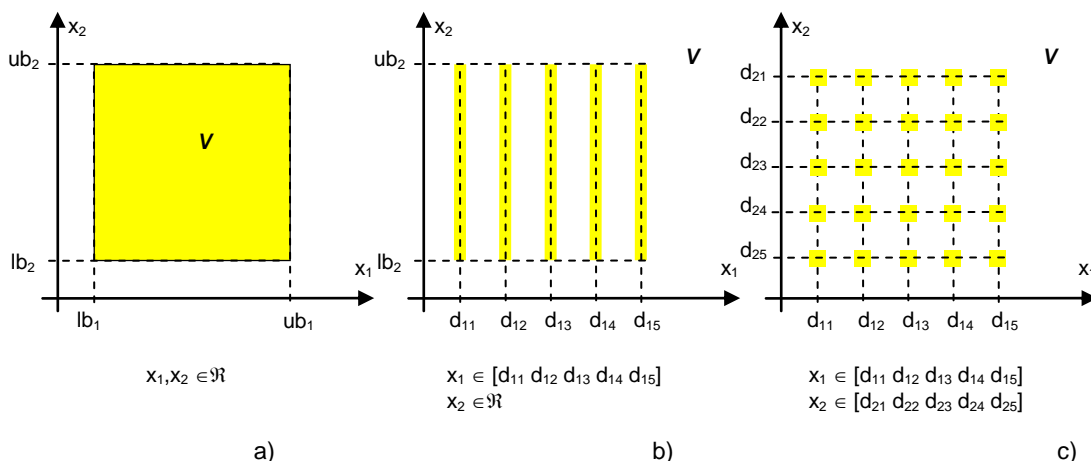


Figure 16. Domaine d'étude des variables continues a), mixtes b), et discrètes ou de catégories c)

D.3. Définir une variable

La définition des variables n'est pas aussi triviale qu'il y paraît.

D.3.1. Choix d'une variable

Pour un problème donné, une certaine grandeur peut être choisie comme une entrée ou une sortie. L'impact sur la résolution du problème est important. Dans le cas d'un problème non-linéaire, la résolution peut être immédiate ou nécessiter une résolution plus complexe.

Prenons l'exemple d'une inductance avec un entrefer. La longueur du parcours moyen du flux L , la valeur de l'entrefer e ainsi que la caractéristique magnétique du fer $B=f(H)$ sont connues. L'induction est imposée, on cherche le courant permettant de fixer l'induction à la valeur désirée. Dans ce cas, le courant est déterminé directement par (6) :

$$i = \frac{1}{n} \cdot \left\{ H_{fer} \cdot L + \frac{B}{\mu_0} \cdot e \right\} \quad \text{avec } B \rightarrow B = f(H) \rightarrow H_{fer} \quad (6)$$

Par contre, si le courant est imposé et que l'on cherche l'induction, alors il faut résoudre un système non linéaire de 2 équations à 2 inconnues (7) :

$$\begin{aligned} B &= \frac{\mu_0}{e} \cdot \{n \cdot i - L \cdot H\} \\ B &= f(H) \end{aligned} \quad (7)$$

Dans l'exemple, la résolution de (7) peut être graphique ou numérique si un modèle est associé à la caractéristique magnétique.

Cette remarque a été utilisée pour la construction d'un modèle idéal de dimensionnement de moteur roue où une des variables d'entrées est l'induction [Brisset 2001], [FGC.36]. Les autres éléments sont calculés pour satisfaire cette condition.

D.3.2. Définition d'une variable géométrique

Lors de la construction de la géométrie et de la définition des variables, il est important que chaque variable soit définie par rapport aux autres. La façon de construire la géométrie a beaucoup d'effet sur la complexité du problème d'optimisation que l'on va créer. Pour une même structure, la façon d'imposer les variables peut être différente.

La figure 17 représente une machine à aimants montés en surface. Dans la figure 17.b et la figure 17.c, la hauteur d'encoche a été multipliée par 2. Les deux machines sont différentes car la définition des variables est différente. Les machines a et b sont construites à partir du rayon d'alésage auquel on ajoute la hauteur d'encoche E et l'épaisseur de culasse C . Lorsque la hauteur d'encoche E est augmentée, le rayon extérieur R_{ext} de la machine augmente. Dans le cas de la figure 17.c le rayon extérieur est une variable (et non un résultat) et la géométrie est construite à partir de ce rayon. Lorsque la hauteur d'encoche E augmente, le rayon extérieur de la machine reste fixe, mais le rayon d'alésage R_a diminue. Nul doute que l'augmentation de la hauteur d'encoche n'aura pas le même effet sur la valeur du couple délivré, alors que les variables E semblent identiques.

Lors de la construction d'un problème d'optimisation, si le rayon extérieur R_{ext} est fixé, pour que la machine s'insère par exemple dans une carcasse déjà définie, il est plus avantageux d'utiliser la solution c car la variable R_{ext} se transforme en constante et réduit ainsi la complexité du problème. Dans le cas a et b, une contrainte d'égalité doit être ajoutée pour rendre les variables indépendantes ($C = R_{ext} - R_a - E$).

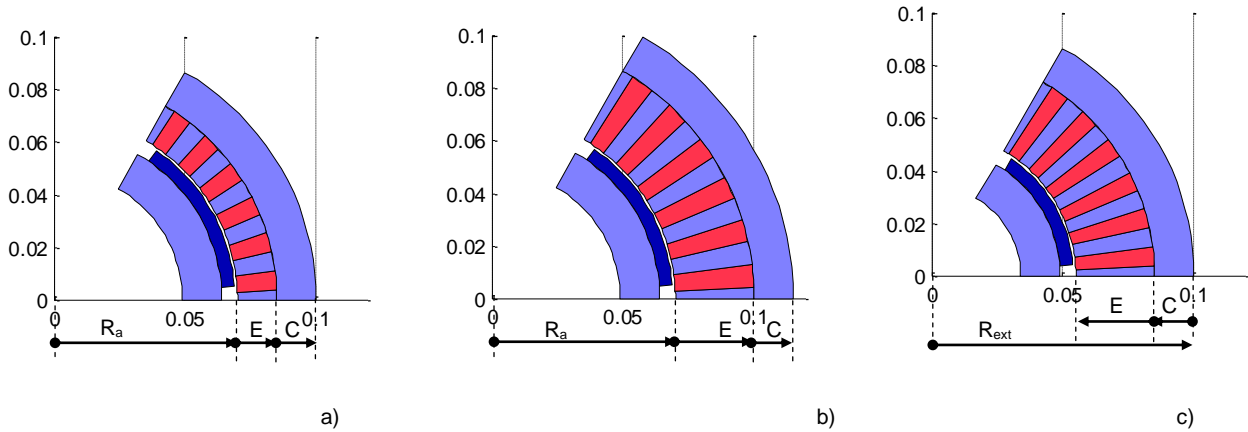


Figure 17. Définition d'une variable géométrique

La variation des variables géométriques peut engendrer une géométrie infeasible. Par exemple, sur la figure 17.c, si E plus C devient supérieurs au rayon extérieur R_{ext} la machine ne peut être construite. Ces problèmes géométriques sont délicats et doivent être traités le plus possible en amont car ils sont prévisibles avant le calcul du modèle. Pour la méthode des plans d'expériences, l'interprétation est faussée si certains points sont infeasibles. Pour une méthode à base de gradient la convergence devient délicate. Il est possible de gérer cette difficulté en traitant l'erreur au sein du modèle qui retournera une valeur élevée dans le cas d'une minimisation, mais la convergence n'est pas assurée.

Une autre solution est de modifier les variables en intégrant la contrainte dans leur définition ($Y(R_{ext}, E, C)$, avec $E + C \leq R_{ext} \mapsto Y(\alpha, E, C)$, avec $\alpha \cdot (E + C) = R_{ext}$ et $\alpha \in [0, 1]$).

Par exemple, dans le cas test 22 [Alotto 98], [Hajji 2004], [FGR.9] qui sert souvent de test aux méthodes d'optimisation pilotant des modèles éléments finis, les rayons des deux bobines concentriques sont définis comme des variables. Leur domaine de variation est fixé entre zéro et une valeur maximale, de ce fait de nombreuses combinaisons sont infeasibles car les bobines peuvent se superposer.

D.4. Mise à l'échelle

Les variables d'un problème peuvent être de dimensions totalement différentes ; très petites (10^{-3} m) pour l'entrefer d'une machine et dans le même problème très grandes (10^6 A/m²) pour la densité de courant dans les conducteurs. Ce fort écart (10^9) peut entraîner des problèmes numériques et de convergence pour certains algorithmes. Il est fréquent et conseillé en optimisation de mettre l'ensemble des grandeurs à l'échelle : les variables, les contraintes, mais aussi les objectifs. L'avantage immédiat de la mise à l'échelle est de pouvoir comparer plus facilement les grandeurs entre elles. Plusieurs techniques sont utilisables, fréquemment les bornes du domaine de recherche sont utilisées pour la mise à l'échelle, [FGTH.0], [FGTH.3], [FGTH.4], [Venkatraman 2002 p198]. Une mise à l'échelle est très utile pour les grandeurs continues, mais n'a pas grand'intérêt pour les variables de catégories.

D.4.1. Quelques formules

A titre d'exemple, quelques formules sont données afin de passer de la variable x , à la variable réduite \tilde{x} . Les notations de (2) sont reprises. La valeur maximum \tilde{u}_b et la valeur minimum \tilde{l}_b souhaitées pour les variables réduites sont ajoutées :

$$\tilde{l}_b \leq \tilde{x}_k \leq \tilde{u}_b \quad ; \quad k=1, \dots, n_c \quad (8)$$

- Limite la valeur maximale de \tilde{x}_k à 1 :

$$\begin{aligned} \tilde{x}_k &= \frac{x_k}{ub_k} & \tilde{x}_k &\in]-\infty, 1] \\ x_k &= \tilde{x}_k \cdot ub_k & x_k &\in [lb_k, ub_k] \end{aligned} \quad (9)$$

La mise à l'échelle est simple, il suffit de connaître la valeur maximum de la variable. L'équation (9) peut également être utilisée pour réduire une fonction objectif ou des contraintes ($x \leq Z \mapsto \frac{x}{Z} - 1 \leq 0$) [FGTH.3 p82].

- Borne la variable \tilde{x}_k entre \tilde{l}_b et \tilde{u}_b

$$\begin{aligned}\tilde{x}_k &= \frac{x_k - lb_k}{ub_k - lb_k} \cdot (\tilde{ub} - \tilde{lb}) + \tilde{lb} & \tilde{x}_k &\in [\tilde{lb}, \tilde{ub}] \\ x_k &= \frac{\tilde{x} - \tilde{lb}}{\tilde{ub} - \tilde{lb}} \cdot (ub_k - lb_k) + lb_k & x_k &\in [lb_k, ub_k]\end{aligned}\quad (10)$$

Cette formulation générale permet de mettre à l'échelle souhaitée les variables. Souvent \tilde{x}_k est imposé entre 0 et 1, alors (10) devient :

$$\begin{aligned}\tilde{x}_k &= \frac{x_k - lb_k}{ub_k - lb_k} & \tilde{x}_k &\in [0,1] \\ x_k &= \tilde{x} \cdot (ub_k - lb_k) + lb_k & x_k &\in [lb_k, ub_k]\end{aligned}\quad (11)$$

Dans la méthode des plans d'expériences avec la notation de Yate [Pillet1992], la variable \tilde{x}_k est comprise entre -1 pour le niveau bas et +1 pour le niveau haut, alors (10) devient :

$$\begin{aligned}\tilde{x}_k &= \frac{x_k - lb_k}{ub_k - lb_k} \cdot (2) - 1 = \frac{x_k - \frac{ub_k + lb_k}{2}}{\frac{ub_k - lb_k}{2}} = \frac{x_k - M}{pas} & \tilde{x}_k &\in [-1,1] \\ x_k &= \tilde{x} \cdot pas + M \text{ avec } M = \frac{ub_k + lb_k}{2} \text{ et } pas = \frac{ub_k - lb_k}{2} & x_k &\in [lb_k, ub_k]\end{aligned}\quad (12)$$

M représente le milieu du domaine et pas la distance entre le milieu et une extrémité.

- Variables centrées réduites

Dans la méthode des plans d'expériences, les variables centrées réduites sont fréquemment utilisées. La démarche repose sur une approche probabiliste, en supposant la variable x comme une variable aléatoire. La variable centrée réduite \tilde{x}_k prend une valeur minimum de -1, maximum de +1, et est centrée par rapport à la moyenne de ces valeurs. Par définition, une variable aléatoire x est centrée si la moyenne de ses valeurs est nulle ($\bar{x} = 0$), et est réduite si son écart type est égal à 1 ($\sigma(x) = 1$).

$$\tilde{x}_k = \frac{x_k - \bar{x}_k}{\sigma(x_k)} \quad (13)$$

Dans le cas des plans d'expériences où la matrice d'expériences est orthogonale et que les expériences sont parfaitement reproductibles car obtenues par un modèle numérique, (13) est équivalent à (12).

D.4.2. Intérêt sur un problème d'optimisation

En pratique, dans un problème d'optimisation, il est important de mettre les variables d'entrées et les contraintes à la même échelle. Certains logiciels le font automatiquement, mais ce n'est pas le cas par exemple de la méthode SQP de MATLAB®. Afin d'illustrer le problème de mise à l'échelle des variables, une parabole à deux dimensions est considérée :

$$\begin{aligned}\min_{x_1, x_2} f(x_1, x_2) &= \frac{1}{2} \left[(x_1 - 1)^2 + \left(\frac{x_2 - 10^6}{10^6} \right)^2 \right] \\ 0 &\leq x_1 \leq 2 \\ 0 &\leq x_2 \leq 2 \cdot 10^6\end{aligned}\quad (14)$$

Dans le but de reproduire une différence d'échelle que l'on retrouve dans certains problèmes électrotechniques, la deuxième variable est choisie en 10^6 . De plus, pour que les deux variables x_1 et x_2 aient la même influence sur la fonction f à minimiser, le deuxième terme est divisé par 10^6 .

La figure 18 présente la parabole de la fonction et l'évolution des variables à chaque itération. L'optimum est $x^* = [1, 1.10^6]$ avec $f(x^*) = 0$. La figure 18.a. montre cinq optimisations lancées à partir de points pris aléatoirement dans le domaine. La variable x_2 n'est pas modifiée mais la valeur optimale de x_1 est trouvée. L'algorithme ne converge pas, car il n'obtient aucune sensibilité sur la variable x_2 . Cela est dû au calcul de la dérivée par différence finie qui utilise un pas identique pour chaque variable. Ainsi dans l'exemple, x_2 n'engendre aucune influence significative sur la fonction f par rapport à x_1 . La figure 18.b représente le même problème, mais avec les variables mises à l'échelle. La convergence est très rapide et tous les points initiaux convergent.

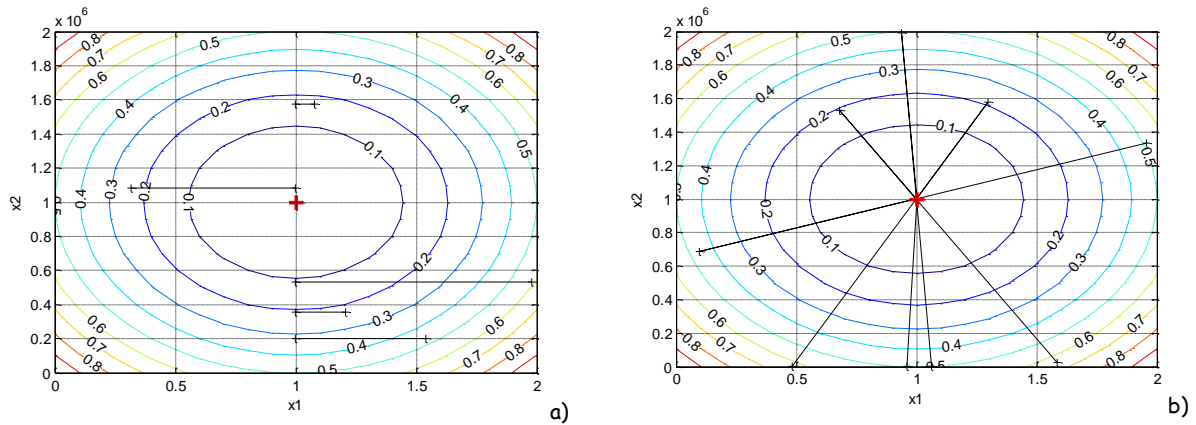


Figure 18. Comportement de la méthode SQP matlab® : a) Variables Non Normées, b) Variables Normées

Si les variables ne sont pas réduites à la même échelle, la variation de la variable la plus grande n'a aucun effet sur la réponse et donc celle-ci est ignorée par le processus d'optimisation. Ce problème est typique aux méthodes utilisant le gradient. Par exemple, l'algorithme génétique de Matlab® converge parfaitement sur un tel problème.

D.5. La variable temps

La variable temps est une grandeur particulière. Associée à l'espace (la taille d'un dispositif), le temps ajoute une nouvelle dimension au problème et complexifie bien souvent fortement le problème. La variable temps est une variable incrémentale qui débute et se termine. Elle fait intervenir la notion de régime permanent et de régime transitoire, et de ce fait introduit de nouvelles variables comme les constantes de temps, et oblige la construction de modèles adaptés. Cette grandeur est liée au contrôle-commande des machines électriques et à leurs asservissements. La notion de temps est également liée aux études fréquentielles et harmoniques des dispositifs électrotechniques [FGC.38].

Le pas et la finesse de l'étude deviennent un aspect important. Par exemple, lors de la simulation sur parcours d'un véhicule, le parcours peut durer quelques heures et des phénomènes rapides, mais dimensionnants peuvent apparaître. La figure 19 représente l'évolution de la température des composants d'un convertisseur de puissance d'un tramway, simulé sur cycle en mode dégradé [FGC.46]. Des phénomènes lents de montée progressive en température et d'autres beaucoup plus rapide sont observables. Dans ce genre de simulation, il est important de définir un pas de simulation suffisamment petit pour obtenir les phénomènes les plus rapides qui impacteront fortement la grandeur température maximale qui doit être contrainte. Si le parcours devait être beaucoup plus long, le temps de simulation deviendrait très important, ce qui rendrait le problème plus difficile à résoudre. On sent poindre une limite à cette approche où tout est simulé.

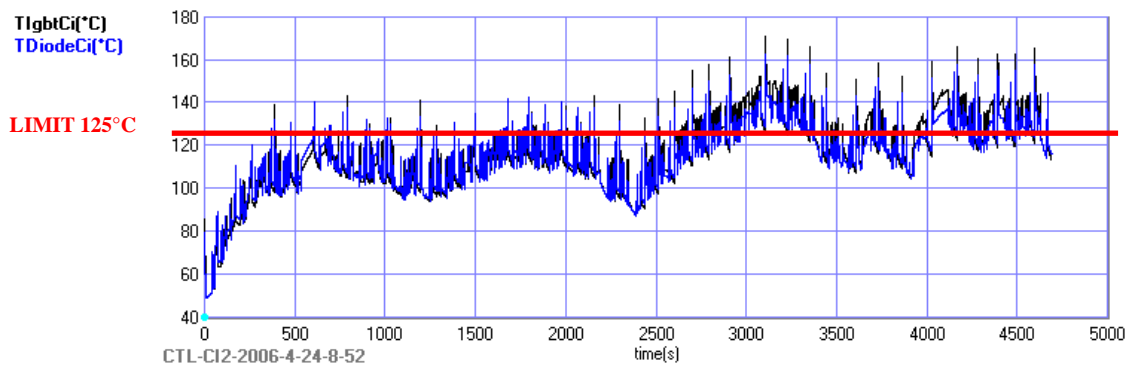


Figure 19. Evolution de la température des composants Diodes et IGBT durant un cycle de fonctionnement en mode dégradé. La température ne doit pas dépasser 125°C.

La grandeur énergie, pour l'étude de l'efficacité énergétique des systèmes, fait intervenir la notion de temps. Elle n'est accessible qu'à la fin d'un cycle et est une grandeur cumulative (intégrale de la puissance). Finalement la notion de temps fait aussi intervenir la notion de simulation temps réel et d'optimisation temps réel ou le système s'adapte en permanence (exemple : Mppt[Abdelli2007]).

Un modèle ou un problème d'optimisation, construit avec des variables mixtes, est le cas général en électrotechnique. Mais bien souvent, le problème est transformé pour s'adapter : aux solveurs, aux outils, aux connaissances disponibles et au temps alloué à l'étude. C'est-à-dire que le concepteur doit être conscient des moyens à sa disposition pour définir et l'ampleur de son problème et ceci dès le départ. Cette maîtrise est très importante pour les problèmes les plus complexes.

E. Les modèles

Le modèle du dispositif ou du composant est un élément essentiel du processus de conception. Il est au centre de l'analyse. Toutefois, un modèle n'est pas la réalité. Le modèle tente d'approcher une réalité. Le modèle est un système fictif, qui assemble des équations associées à certaines hypothèses afin de pouvoir tirer des conclusions utiles. Cet assemblage est créé dans un but précis, par un ou des modélisateurs. A chaque modèle est associé certaines hypothèses simplificatrices propres au contexte d'utilisation du modèle, aux connaissances mises en œuvre et aux outils utilisés.

La figure 20 schématise la transcription de la réalité perçue par un concepteur en un modèle. Le modèle retranscrit la perception exprimée du modélisateur.

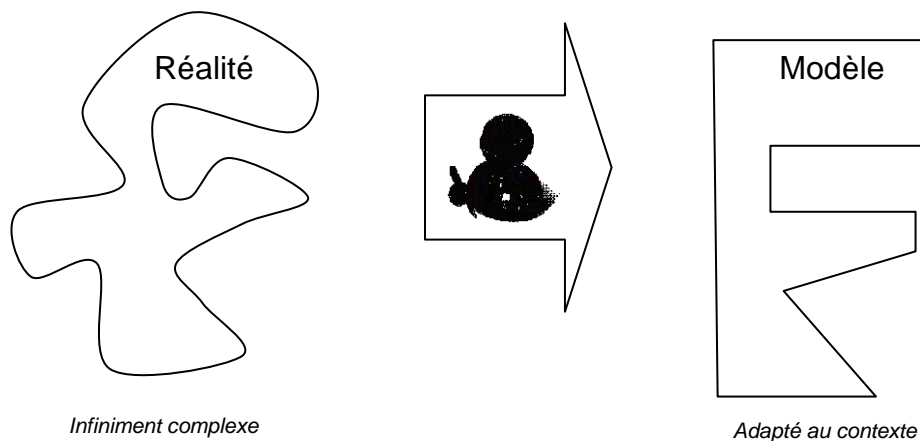


Figure 20. Le modèle n'est pas la réalité

Un modèle est toujours **lié à ce que l'on veut en faire**. Par exemple, un modèle peut être utilisé afin de reproduire le comportement d'un dispositif ou être utilisé afin de dimensionner certains éléments dans le but d'obtenir un résultat. Il est courant de construire des modèles différents à partir d'un même objet, par exemple pour un moteur électrique, construire un modèle thermique et magnétique. L'objectif de l'étude influe également sur le contenu du modèle, par exemple avec la prise en compte ou non d'harmoniques.

Le modèle **représente une partie** plus ou moins importante du **système** étudié. Il peut décrire le comportement d'un composant face à des sollicitations choisies ou intégrer l'environnement afin qu'il y soit plus représentatif. On peut citer par exemple, le dimensionnement à partir d'un point de fonctionnement en couple et en vitesse ou le dimensionnement sur cycle d'un moteur [FGC.49].

Un modèle a toujours un certain niveau de **précision** par rapport à la réalité. Il est toujours associé à des hypothèses et à des simplifications. Chaque modèle a donc un domaine de validité qu'il faut connaître. Il est rare que formellement le domaine de validité d'un modèle soit énoncé. C'est un savoir plus ou moins conscient du modélisateur. C'est certainement un frein important à la réutilisation des modèles.

Il existe toujours **plusieurs** codages et **formes** de modèles pour un même dispositif. Ils peuvent être sous une forme directement intelligible (ex : écriture analytique simple), être sous forme matricielle ou être complètement numérique (ex : outil de modélisation Eléments finis). Le modèle est aussi lié à son support de **codage**, par exemple le type de logiciel Eléments Finis (PcOpera / Flux) ou le langage informatique utilisé pour le décrire (C, Matlab®, Mathcad®).

Un modèle est **orienté**. A partir de variable d'entrées, il fournit un résultat. Si ce résultat est la grandeur recherchée, il est explicite. Dans le cas contraire, il est implicite, la réponse attendue n'est pas obtenue directement. Mathématiquement, une fonction est **explicite**² lorsqu'à partir de la variable x , on obtient directement la réponse y . Une fonction est **implicite**³ lorsque la valeur de la réponse ne s'obtient pas directement. Toutes les fonctions ne peuvent pas se mettre sous forme explicite⁴, car il n'est pas toujours possible d'isoler la réponse [Harris&Stocker]. Dans ce cas, il

² Explicite : $y = f(x) = 4x + 6$

³ Implicite : $f(x, y) = 0$, $y - 4x - 6 = 0$

⁴ $y^5 + y - x^3 = 0$

faut résoudre itérativement l'équation. La figure 21 présente un modèle explicite et implicite. La définition des variables d'entrée et des résultats de sortie est très importante pour la création et la résolution du modèle.

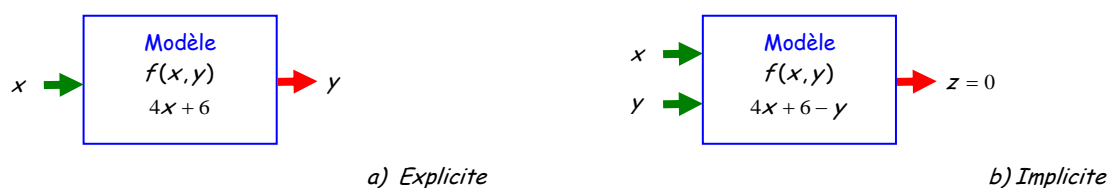


Figure 21. Fonction Explicite ou Implicite

Les modèles peuvent se répartir en trois catégories :

- **Les modèles boîtes blanches.** Le contenu de ces modèles est accessible et modifiable par l'utilisateur. Le contenu doit également être sous une forme intelligible.
- **Les modèles boîtes noires.** Le contenu du modèle est inaccessible ; le modèle est simplement défini par ses entrées et ses sorties. L'approche boîte noire est souvent utilisée pour caractériser un système inconnu en ne considérant que les entrées et les sorties. Par exemple, cette approche est utilisée pour l'étude fréquentielle des composants électroniques.
- **Les modèles hybrides.** C'est une association de boîtes blanches et noires qui forme le nouveau modèle.

La figure 22 montre les trois catégories de modèles énoncés. La figure 22.a présente un modèle explicite sous la forme d'une boîte blanche. Les équations sont accessibles et sont lisibles par le concepteur. Souvent, les boîtes blanches sont obtenues à partir de modèles analytiques. Ainsi, l'accès aux équations permet l'utilisation d'outils mathématiques puissants comme le calcul formel [Wurtz 96]. Par exemple, cet outil peut être très intéressant pour le calcul d'une dérivée exacte ou dans les cas simples, permettre d'interpréter les équations. La figure 22.b représente un modèle boîte noire. Le contenu n'est pas accessible ou est inintelligible par un concepteur. La difficulté avec de tels modèles est de bien comprendre leurs possibilités, leurs hypothèses, ceci afin de les utiliser à bon escient. Les modèles numériques tels que les modèles éléments finis, sont des boîtes noires. La figure 22.c représente un modèle hybride, intégrant plusieurs modèles de types différents. Sur cette figure, les modèles sont en séries, le modèle analytique reçoit une partie de ces données d'un modèle numérique. L'association permet de fournir l'ensemble des résultats.

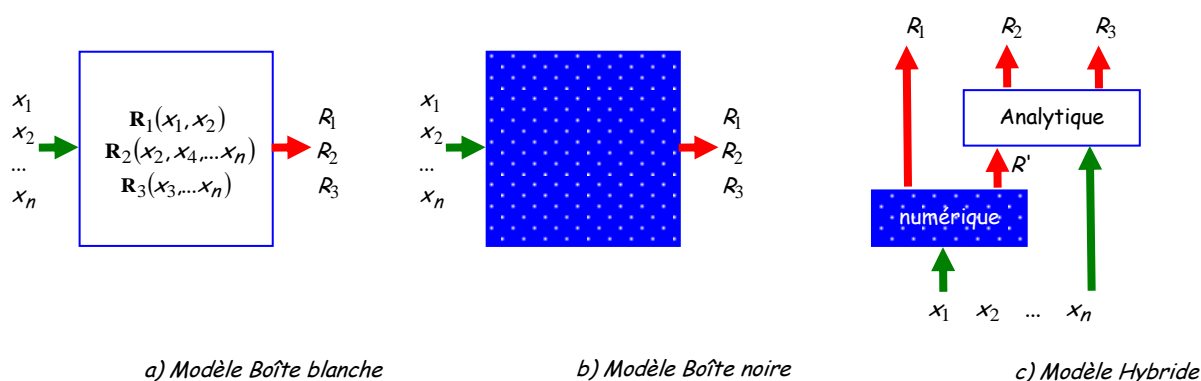


Figure 22. Différentes catégories de modèle

Cette représentation sous forme de boîte montre qu'un modèle est construit à partir d'une agrégation de modèles. Cet aspect prend tout son importance lorsqu'on veut étudier un système composé de nombreux éléments.

E.1. Modèles physiques hétérogènes

Le modèle physique est basé sur les lois de la physique. Ces lois sont transcrites en équation et forment le modèle du dispositif étudié. Le but de ce modèle peut être de reproduire le comportement d'un système ou de le concevoir. Les modèles sont généralement hétérogènes. Ils sont bâtis également à partir de différents domaines de la physique qui sont agrégés entre eux.

E.1.1. Modèles Boîtes blanches

La construction d'un modèle à partir de modèles analytiques permet la création de boîtes blanches. D'autres outils de modélisation, comme par exemple, certains outils graphiques tels que simulink® ou AMESim®, peuvent également être considérés comme des boîtes blanches [AMESim], [Simulink].

Ces modèles peuvent être plus ou moins compliqués. Ils peuvent représenter le comportement global d'un dispositif ou être plus détaillés pour calculer des phénomènes locaux. Ils sont souvent développés par les ingénieurs au fur et à mesure de leurs expériences et sont des outils très efficaces. Ces modèles sont adaptés et validés en fonction des besoins et des développements. Toutefois, ils ont beau être accessibles, au fil du temps, les modèles peuvent devenir complexes car, développés par différentes personnes, modifiés pour différents besoins et certains coefficients empiriques peuvent être ajoutés. Ainsi le domaine de validité de ces modèles n'est pas toujours bien connu. Ces modèles ont l'avantage d'être souples et rapides, ils emmagasinent une partie du savoir faire des concepteurs. Ces modèles sont souvent une suite d'équations écrite dans le but de dimensionner un dispositif ou de tester son comportement.

Par exemple, le modèle à réactance synchrone d'une machine synchrone permet de prédéterminer son comportement en couple (15) et en vitesse (16), à partir des grandeurs électriques d'entrées : courant, tension, déphasage (Fem-Courant) et des éléments caractéristiques de la machine [FGRP.1].

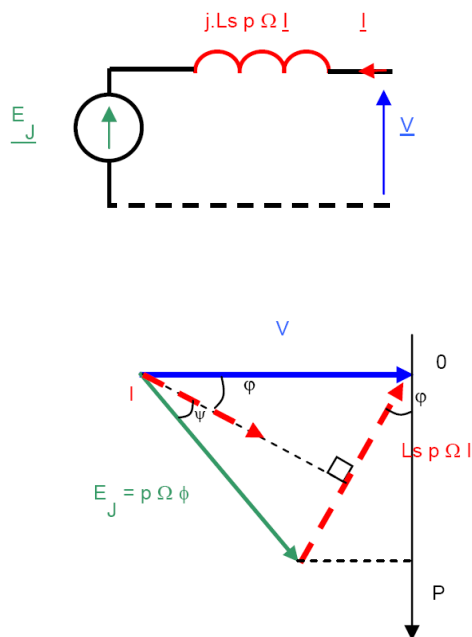
$$C = 3p\phi I \cos \psi \quad (15)$$

$$\omega = \frac{V_m}{\phi^2 \sqrt{1 + \left(\frac{L_s I_m}{\phi}\right)^2} - \frac{2L_s I_m \sin \psi}{\phi}} \quad (16)$$

La façon d'écrire les équations permet d'exprimer une vision du problème. Ces modèles sont généralement assez simples, mais permettent de bien mettre en évidence certains phénomènes physiques. Ils sont construits avec des hypothèses qu'il faut bien maîtriser pour bien comprendre l'interaction entre les grandeurs, les limites, les causes, et les conséquences. Dans l'exemple, le modèle ne prend pas en compte, la saturation, la saillance de la machine, ainsi que la résistance du bobinage. L'intérêt d'un tel modèle est de bien comprendre les phénomènes pour savoir utiliser au mieux la machine dans son contexte. Par exemple, sur la figure 22.b, on constate qu'il est possible d'avoir une très grande zone de

défluxage. Pour cela, il faut que le rapport $\frac{L_s I_m}{\phi}$ s'approche de 1 et ainsi (16) tend vers l'infini. Dans ces conditions, le

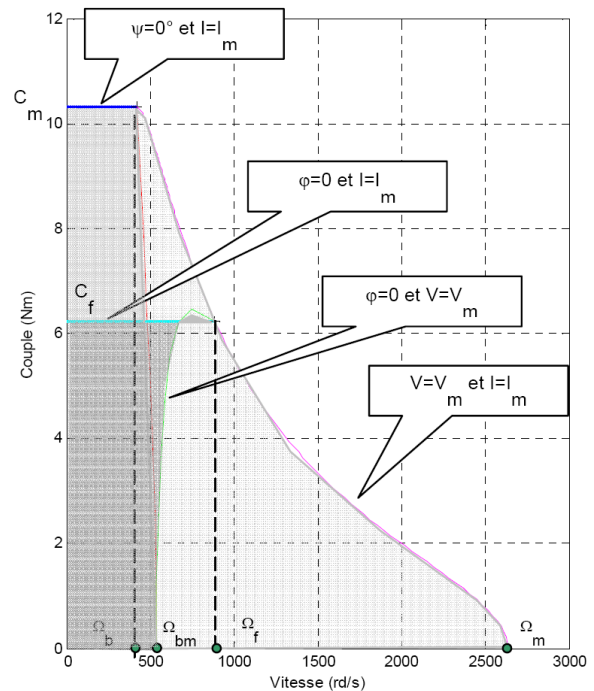
flux de réaction magnétique d'induit annule le flux inducteur. La résolution d'un tel modèle est simple car le modèle est explicite. L'ajout d'une résistance complique fortement la mise en équation et une résolution numérique est alors nécessaire. Le modèle devient implicite par rapport à la vitesse.



$$p = 4, \phi = 0.107 \text{ Wb}, L_s = 10.7 \text{ mH},$$

$$V_m = 230 \text{ V}, I_m = 8 \text{ A}$$

a) Modèle à réactance synchrone



b) caractéristique Couple/ Vitesse

Figure 23. Modèle d'une machine synchrone à aimant monté en surface et la caractéristique Couple/ Vitesse pour une utilisation en traction électrique [FGRP.1].

Lorsque le nombre d'équations devient important et que les équations sont imbriquées, la résolution manuelle n'est pas toujours aisée. Alors, le système d'équations peut être réordonné pour faciliter sa résolution. Une table de dépendance fonctionnelle peut être réalisée, liant à chaque colonne, une fonction et à chaque ligne, une variable. La table est ensuite remplie par un booléen montrant la dépendance ou non entre la variable et la fonction [Brisset 2007]. Des algorithmes existent, permettant de réordonner les lignes et les colonnes de la table de dépendance afin d'aboutir le plus possible à une matrice triangulaire inférieure pour rendre la résolution séquentielle.

E.1.2. Modèles Boîtes noires

Les modèles numériques sont considérés comme des boîtes noires. Les informations à l'intérieur ne sont pas accessibles. Par exemple, un modèle éléments finis permet de déterminer avec précision le comportement d'un dispositif. Les données géométriques sont introduites, le problème posé, les matériaux définis et finalement le modèle résolu numériquement. Le modèle est capable de fournir des informations locales très précises, comme par exemple l'induction en un point de la machine où des informations plus globales comme le couple, la force d'un dispositif. Les simulations peuvent être de plusieurs types : statiques, dynamiques et prendre en compte les régimes transitoires. Toutefois, ces modélisations restent assez longues en temps de simulation, car la description est fine. Cependant, grâce aux moyens de calculs actuels, les simulations statiques sont relativement rapides et peuvent facilement être combinées avec des modèles analytiques [FGR.15], [FGR.12], [FGR.9].

La figure 24 présente les 4 principales étapes pour l'utilisation d'un modèle éléments finis.

1. La première étape consiste à décrire précisément la **géométrie** et spécifier la nature des matériaux, figure 24.a.
2. La seconde étape consiste à imposer les **conditions aux limites** avec les conditions de symétrie, figure 24.b.
3. La troisième étape consiste à créer le **maillage** et les fichiers de données associées, figure 24.c.
4. La dernière étape, consiste à **résoudre le problème**.

Le modèle devient exploitable pour calculer des résultats, comme par exemple le couple ou l'induction.

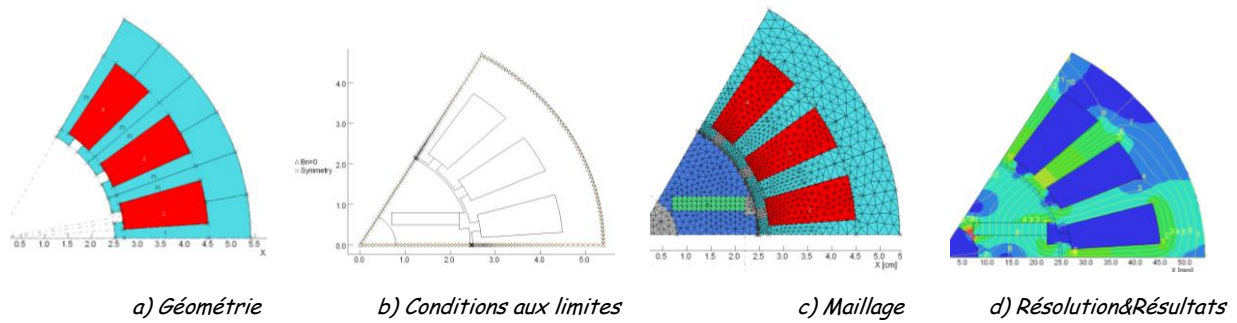


Figure 24. Modélisation Eléments finis : Géométrie, Condition aux limites, Maillage, Résolution & Résultats

Le modèle éléments finis permet de déterminer précisément les flux de fuites, ce qui est toujours délicat avec un modèle analytique. Il permet également de déterminer avec précision les courants induits. Le modèle éléments finis prend en compte la saturation des matériaux et surtout les saturations locales. Les modélisations éléments finis peuvent se faire en deux (2D) ou trois dimensions (3D). La modélisation 2D est devenue relativement courante et est utilisée par de nombreux industriels. La modélisation 3D reste plus complexe, mais prend en compte la totalité de la géométrie, comme par exemple les parties frontales. Toutefois, le temps de développement et de résolution d'un modèle 3D est beaucoup plus long qu'un modèle 2D, ainsi que sa résolution. L'analyse est également plus complexe et plus longue.

La figure 25 présente la modélisation d'une machine à flux axial à aimant [FGR.6], [FGR.7], [FGC.26]. La figure 25.a est construite à partir du rayon moyen de la machine. Les aimants se déplacent pour obtenir une variation de flux dans le bobinage situé autour de chaque grosse dent. Les simulations sont faites en quasi statique, c'est à dire qu'un modèle statique est résolu à chaque déplacement. Le même genre de simulations est fait en 3D, figure 25.b. Le modèle permet de prendre en compte certains effets 3D ; comme par exemple l'épanouissement du flux suivant le rayon. Cette modélisation est bien plus précise mais nécessite un temps de développement bien plus important. Le maillage de la géométrie est très simple en 2D, mais est plus délicate en 3D et prend un temps non négligeable. Toutefois, l'avenir va vers l'utilisation de modèles 3D, qu'il faudra rendre plus simple à utiliser tant au niveau de la construction que de la résolution. Ce domaine de recherche est toujours très actif. Un avantage indirect de l'utilisation d'un modèle éléments finis est qu'il permet d'acquérir de la connaissance. Certaines grandeurs sont parfaitement visibles, comme par exemple les lignes de champs. Les fuites deviennent une grandeur visible et certains phénomènes inattendus par le concepteur peuvent apparaître et lui permettre d'approfondir son expertise. C'est un aspect important, car il permet au concepteur qui l'utilise de mieux interpréter les choses et de mieux les visualiser. Certaines grandeurs ne sont accessibles qu'avec un modèle éléments finis comme par exemple, les lignes de flux ou les courants de Foucault.

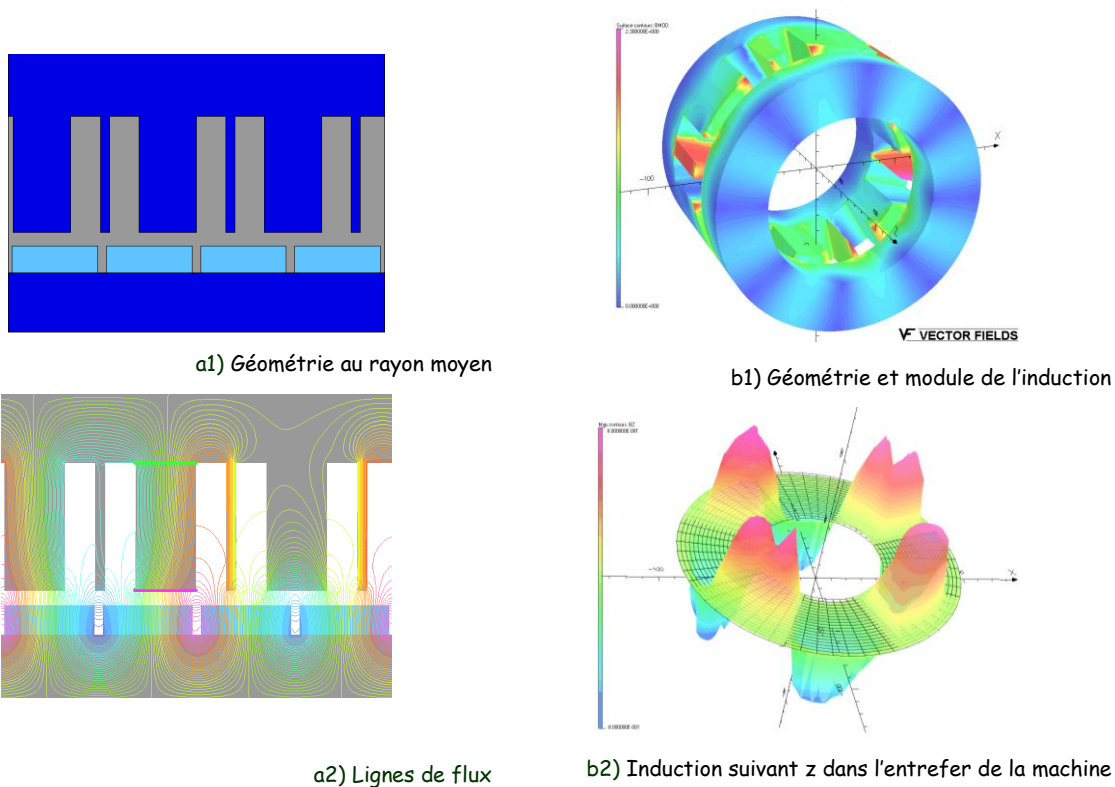
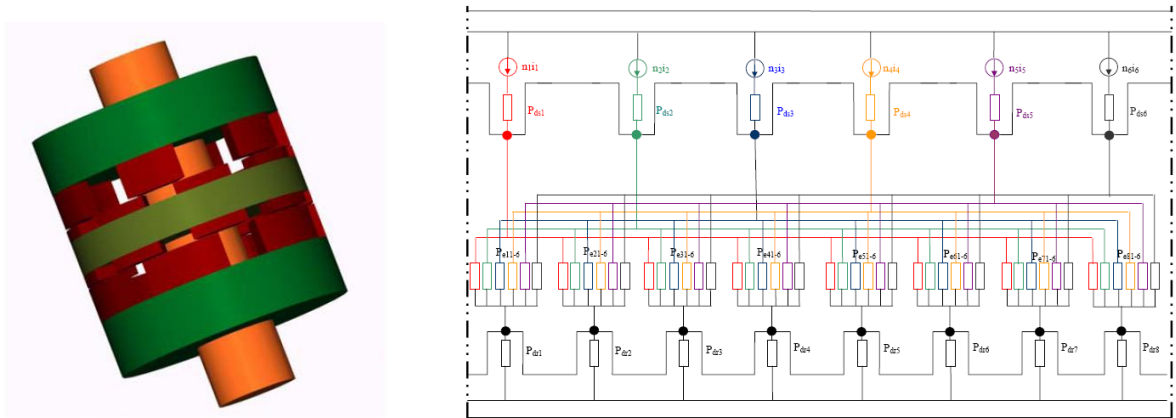


Figure 25. Moteur à flux axial modélisé en 2D puis en 3D

D'autres modèles boîte noire existent. Par exemple, les outils métier des industriels où tout simplement tout code de calcul fermé [FGC.47].

Les modèles à constantes localisées peuvent être perçus comme des boîtes noires. Par exemple, en Electrotechnique les modèles réseaux de perméance, dès qu'ils ont atteint un certain niveau de complexité, deviennent des modèles numériques car l'expression des équations nécessitent des outils et méthodes spécifiques qui rendent leur interprétation impossible par le concepteur [Petrichenko 2007], [Hecquet Hdr 2006]. Cette méthode de modélisation permet d'obtenir rapidement le comportement global de la machine en prenant en compte les phénomènes locaux comme des saturations, des fuites, et des effets 3D. La figure 26.b présente un réseau de perméance d'une machine à réluctance variable à flux axial [FGC.52]. La figure 26a montre sa structure en 3D. Le réseau permet d'obtenir l'évolution des inductions et des flux en fonction de la position du rotor et de la commande associée. L'entrefer est décomposé en un réseau de perméance liant chaque dent stator à chaque dent rotor. La résolution est faite matriciellement sous Matlab®.

Contrairement au modèle éléments finis, le modèle réseaux de perméance est bâti à partir de l'analyse du dispositif par le concepteur. C'est un modèle beaucoup plus spécifique, avec une granularité plus forte qu'un modèle éléments finis, ce qui lui permet au final d'être plus rapide. Les modèles réseaux de perméance sont très bien appropriés au couplage électrique, magnétique.



a) vu en 3 dimensions

b) Réseau de perméance

Figure 26. Réseau de perméance d'une machine à Réluctance variable à flux axial.

E.1.3. Modèles Hybrides

Les modèles hybrides sont un mélange de boîtes noires et blanches. Les modèles multi physiques sont fréquemment établis à partir de modèles de provenances différentes et de natures différentes. Pour la réalisation d'un nouveau dispositif, il n'est pas souhaitable de redévelopper toute ou partie d'un modèle déjà existant. Le temps de développement d'un modèle est souvent très long et les nouveaux modèles doivent être impérativement testés avant d'être utilisés. Les entreprises ont construit différents modèles de leurs produits qu'il faut savoir réutiliser.

On se heurte ici à la difficulté d'échange entre les disciplines et à la capitalisation des modèles, deux difficultés propres au système complexe. Par exemple, une chaîne de traction est un système complexe qui associe différents domaines : mécanique, électrique, thermique et commande. L'échange entre spécialistes n'est pas toujours simple, car les cultures et les références sont différentes. Quelques outils et méthodes existent, liés principalement à la commande des systèmes, comme par exemple, le bond graphe [Dauphin], le Graphe Informationnel Causal [Hautier], la représentation énergétique Macroscopique (REM) [Bouscayrol]. Tous ces outils ont pour but d'aider à comprendre d'une façon globale le problème et d'aider à les rendre commandable.

Un premier exemple ; dans le cadre de l'optimisation d'une chaîne de traction ferroviaire, un outil métier simulant la totalité de la chaîne de traction était disponible [FGR.16], [FGC.46]. Il n'était pas concevable de ne pas réutiliser cet outil comportant de nombreux modèles validés (convertisseurs, moteurs, commande, thermique). L'outil a été couplé à Matlab® afin de pouvoir être piloté par un algorithme d'optimisation. Le contenu des modèles n'était pas connu, seulement les entrées et les sorties des modèles, définies par le logiciel, étaient accessibles. La difficulté d'une telle approche est de bien connaître et de comprendre les informations à fournir au logiciel pour qu'il procure de bons résultats. Une autre difficulté provient des données à fournir qui ne sont pas forcément en adéquation directe avec le problème à traiter. Par exemple, le logiciel a été utilisé pour participer au dimensionnement sur cycle d'un moteur synchrone de traction. Une entrée du logiciel métier est la valeur de la réactance synchrone. Dans ce cas, il faut être capable de calculer cette valeur au niveau du modèle de dimension du moteur pour l'introduire au niveau du logiciel métier. Une telle approche aboutit inévitablement à la création d'un modèle hybride [FGC.48].

Un autre exemple d'association de modèles, est la conception d'un moteur de traction à partir d'un modèle éléments finis pour les calculs magnétiques, d'un modèle analytique pour la partie thermique, et d'un modèle mathématique de substitution (surrogate) pour le bruit. Ainsi cette agrégation de modèles a permis de faire un dimensionnement de machine en prenant en compte une contrainte sur le bruit [FGR.15], [FGC.34]. Lors de la construction d'un modèle hybride, il est important de faire attention à la cohérence des modèles entre eux.

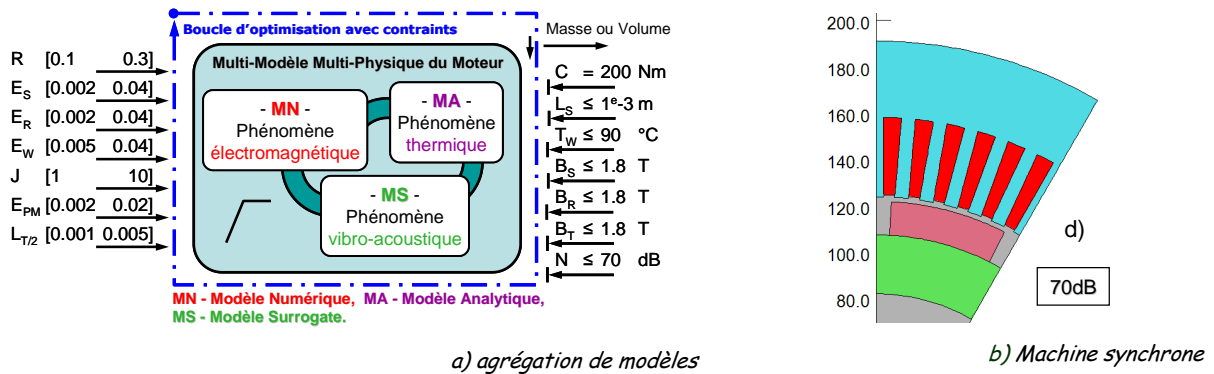


Figure 27. Modèle hybride de conception [FGTH.3]

Les modèles hybrides sont le cas général pour la conception d'un système. Le modèle d'un dispositif est souvent une agrégation de modèles de composants différents représentant le système.

E.1.4. Critères de qualité d'un modèle

Quelques critères sont énoncés pour juger de la pertinence d'un modèle. Aucun modèle n'est meilleur qu'un autre, il est plus ou moins bien adapté à une utilisation ou à un besoin. La figure 28 présente quelques critères comparatifs entre différents types de modèles. Quatre critères sont retenus.

- Le premier concerne la **granularité** du modèle, plus cette granularité est fine, plus le dispositif est détaillé en profondeur et permet d'accéder à des informations locales. On suppose que lorsqu'une information locale est disponible, l'information globale l'est également.
- Le second critère concerne la **précision** obtenue avec les modèles utilisés par rapport aux phénomènes retenus.
- Le troisième concerne le **temps estimé de simulation**. Un modèle trop complet par rapport à un besoin peut ne pas être utilisable.
- Finalement le dernier critère concerne l'**exhaustivité** de la description **du système**, c'est à dire l'ampleur des phénomènes mise en jeu autour du dispositif et dans lequel il se situe.

Les modèles éléments finis, analytiques et hybrides sont comparés par rapport à ces critères. La figure 28 permet de voir leur complémentarité. Le modèle éléments finis est le plus précis, mais décrit assez mal le système. Le modèle analytique est rapide et peut décrire assez bien le système, mais a des difficultés à décrire les phénomènes locaux. Le modèle hybride bénéficie conjointement de la description locale et globale.

Le prototype fait souvent juge de paix pour la conception d'un dispositif, c'est pourquoi nous avons choisi de l'ajouter. Son avantage incontestable, est qu'il permet de valider le travail de modélisation. De plus, il permet de faire apparaître des éléments non prévus par le concepteur au niveau système ou au niveau composant. Ces éléments non prévus, pouvant être dus au produit lui même, à son utilisation ou bien aux composants qui l'entourent, qui n'ont pas été intégrés dans le processus de conception. Son principal inconvénient est son temps de réalisation et d'exploitation ainsi que, bien entendu, son coût.

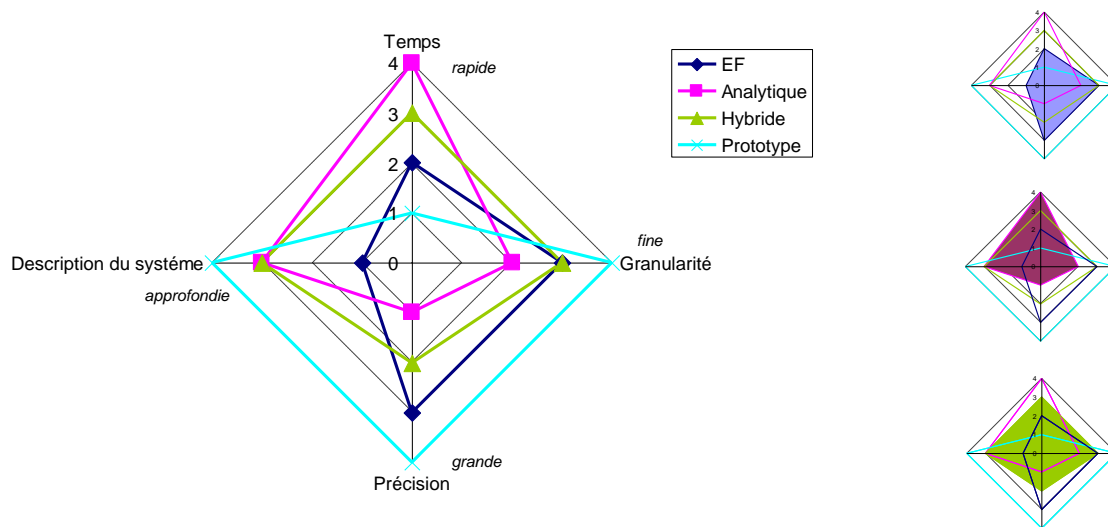


Figure 28. Critère de qualité d'un modèle

E.2. Orientation d'un modèle

Le modèle est associé à un but, il est créé pour répondre à un besoin, il est donc orienté vers ce but. En pratique la personne qui écrit son modèle, l'oriente en fonction de ses besoins. Un modèle répond essentiellement à deux grands besoins. Il permet de **simuler le comportement** d'un dispositif ou à l'inverse cherche à **le concevoir**. Les deux objectifs sont opposés car les données de l'un sont les résultats de l'autre, mais le contenu se base sur les mêmes équations physiques.

Le modèle peut donc prendre deux formes opposées que nous appellerons **modèle de comportement** et **modèle de conception**, chaque modèle sera associé à un type de problème. Ces deux problèmes sont également connus sous le nom de problème direct et inverse. Ils font référence au Principe de Causalité (Cause / Effet) [FGTH.3]. Ainsi, il semble naturel que la méthode utilisée pour résoudre un problème direct, c'est-à-dire de la cause vers l'effet, soit différente de celle utilisée pour résoudre un problème inverse, c'est à dire de l'effet vers la cause. Ainsi, le modèle de comportement se base sur une connaissance détaillée de la cause d'un phénomène et des lois physiques pour trouver l'effet, tandis que le modèle de conception part de la connaissance de l'effet souhaité et des lois physiques pour déterminer la cause.

La figure 29 représente un problème direct partant de la cause vers les effets, associé à un modèle de comportement et un problème inverse partant des effets vers la cause, associé à un modèle de conception.

La démarche inverse est typique de toute démarche de conception. Elle impose à tous concepteurs une démarche de créativité, car un effet peut avoir plusieurs causes. Pour résoudre ce problème, le concepteur peut imposer des grandeurs pour réduire le champ d'investigation. Ces contraintes permettent de résoudre le problème inverse mais impose une solution. Ces contraintes sont liées à un savoir faire, à un outil de production spécifique, ou simplement à une simplification du problème par le concepteur. L'existence d'une solution au problème de conception est parfois suffisante au concepteur. Le problème direct ne rencontre pas ces difficultés, car à partir d'une cause et d'une description du dispositif, l'effet est unique. Les modèles de comportement sont fréquemment utilisés et enseignés pour prédéterminer le comportement des dispositifs.

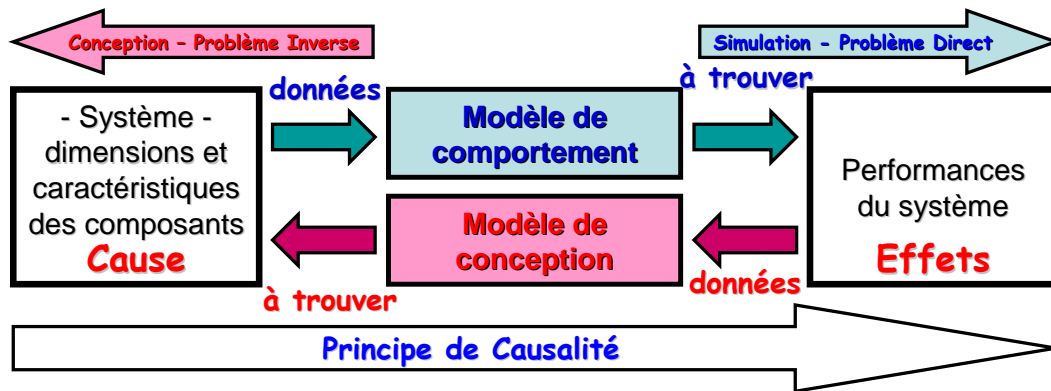


Figure 29. Modèle de comportement et modèle de conception ; 2 modèles différents pour 2 objectifs différents

E.2.1. Résolution d'un problème de conception

Le problème de conception ou problème inverse peut être résolu de différentes manières, suivant les outils disponibles, le savoir faire du concepteur et la formulation des modèles [Fitan2004].

E.2.1.1. Modèle de comportement avec itérations

Une méthode courante consiste à choisir les composants, à les assembler et ensuite d'étudier les performances du système. Si ces performances ne sont pas satisfaisantes, les composants sont modifiés jusqu'à l'obtention des performances désirées. Cette itération peut être manuelle ou réalisée par un algorithme d'optimisation. Dans ce cas, un objectif d'optimalité peut être ajouté aux contraintes de conception imposées par le cahier des charges. Les outils de simulation sont bien adaptés à cette démarche. Le modèle de comportement peut être plus ou moins sophistiqué suivant le besoin. Les outils de simulation numérique, tel que les modèles éléments finis, peuvent être pilotés dans cet objectif. Toutefois, il ne faut pas négliger la formulation même du problème de conception qui reste une tâche de spécialiste. Un avantage à cette démarche est que le modèle peut être validé en le comparant à un dispositif déjà réalisé. Les variables du modèle sont ensuite modifiées pour atteindre les performances désirées.

La figure 30.a présente le processus de conception basé sur un modèle de comportement ayant ses variables ajustées au besoin grâce à une boucle d'optimisation. Il est important de remarquer que le modèle de comportement combiné à un algorithme d'optimisation se comporte comme un véritable modèle de conception. Cette combinaison fournit le moyen de passer « de l'effet à la cause ». L'optimisation réalise l'inversion du modèle de comportement en trouvant la valeur des variables satisfaisant les contraintes imposées et en minimisant un objectif.

Cette approche est un traitement indirect du problème inverse. Son inconvénient majeur est que le processus itératif doit gérer un grand nombre de variables et de nombreuses contraintes sont imposées. Une autre approche consiste à tenter d'éliminer la boucle d'optimisation en construisant directement un véritable modèle inverse, c'est-à-dire un modèle orienté dès le départ, dans le sens de la conception.

E.2.1.2. Modèle idéal de conception

Le modèle de conception idéal permet de concevoir un objet à partir de ce qu'il devra fournir. Aucun processus d'optimisation n'intervient et une solution unique est fournie. Cette approche est la plus rationnelle pour résoudre un problème inverse. Cette approche est fréquemment utilisée lors de la conception de nouveaux dispositifs, comme par exemple le dimensionnement de machines électriques non-conventionnelles [Brisset 2005]. A partir d'un couple et d'une vitesse on obtient les dimensions de la machine. Bien entendu dans ce cas, de nombreux paramètres sont imposés par le concepteur, grâce à son expertise et aux limites de son modèle.

La figure 30.b montre le schéma du processus idéal de conception. Il est composé d'un modèle de conception qui décrit le problème de sorte que la solution soit trouvée directement, sans techniques d'optimisation. Cependant, il est « idéal » parce que la majorité des problèmes ne peut pas simplement s'exprimer dans le sens de la conception et devra nécessiter un processus itératif pour être résolu.

Le temps de calcul d'un modèle idéal de conception est très rapide par rapport à l'association modèle de comportement et algorithme d'optimisation. Le concepteur a fait l'effort d'orienter son modèle dans le sens désiré et donc le résultat est plus immédiat.

E.2.1.3. Modèle de conception et outils d'optimisations

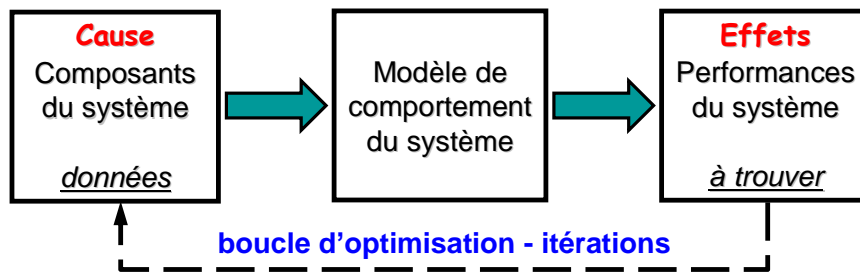
Dans la plupart des cas, le processus n'est pas totalement inversible. C'est pourquoi, en pratique, la solution consiste à écrire le modèle dans le sens de la conception et d'utiliser les outils d'optimisation pour résoudre les points bloquants, comme par exemple les non-linéarités, les expressions implicites et la recherche d'optimum.

En effet, cette approche utilise l'optimisation seulement pour les parties du modèle qui ne peuvent pas être manuellement inversés. Quand l'ensemble du modèle est inversible, la solution coïncide avec le modèle de conception idéal.

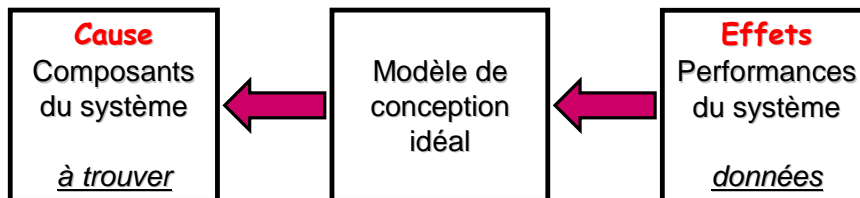
Cette approche exige du concepteur une vision inverse afin d'établir les modèles dans le sens de la conception. Cela signifie, qu'une partie du travail d'inversion est faite une fois pour toute, lors du développement du modèle, et non pas par l'algorithme d'optimisation. La conséquence est que le processus de conception est plus rapide et moins volumineux. En effet, le nombre des contraintes et de variables de conception est diminué par rapport à l'approche modèle de comportement associé à une méthode d'optimisation [FGR.18].

Cette démarche est générale et représente la meilleure approche pour tous problèmes de conception. Elle garantit une réduction de la taille du problème d'optimisation et simplifie ainsi au maximum la formulation du problème d'optimisation, ce qui lui garantit une résolution plus facile et donc plus rapide.

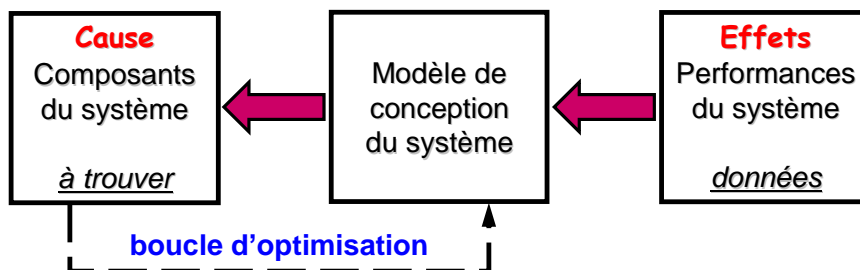
La figure 30.c présente le processus de conception bâti à partir d'un modèle inverse et d'un processus d'optimisation qui lui garantit sa cohérence. De plus, l'algorithme d'optimisation sous contrainte permet d'améliorer un critère et de fixer des contraintes.



a) Modèle de comportement pour résoudre un problème inverse à l'aide d'un algorithme d'optimisation



b) Modèle de conception idéal pour résoudre un problème inverse



c) Modèle de conception pour résoudre les problèmes inverses à l'aide d'un algorithme d'optimisation

Figure 30. Différentes approches pour résoudre un problème de conception

E.2.2. Un exemple simple

Afin d'illustrer les idées sur l'orientation des modèles, la conception d'une inductance est présentée. La figure 31 montre le dispositif et les 2 variables dimensionnelles choisies a et b . La bobine est composée de n spires ($n = 100$) parcourues par un courant I ($I = 1A$). La perméabilité magnétique du matériau μ est supposée constante ($\mu = 5000 \cdot \mu_0$) et les fuites sont négligées. L'exemple est utilisé pour illustrer l'écriture d'un modèle direct et d'un modèle inverse idéal. Ces modèles seront ensuite utilisés pour résoudre un problème de conception optimale.

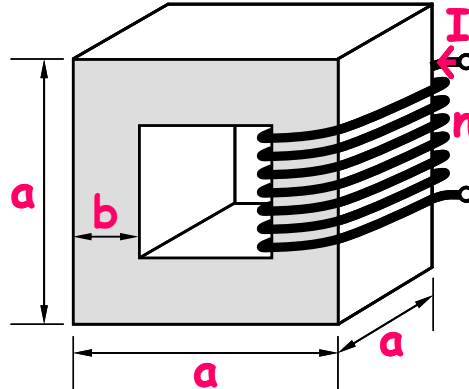


Figure 31. Inductance

E.2.2.1. Modèle de comportement

Un modèle de comportement ou modèle directe (MD) est développé à partir des équations physiques. Il fournit l'inductance L (H) et l'induction B (T) en fonction des dimensions a (m) et b (m). Les dimensions a et b représentent le dispositif (la cause) tandis que L et B représentent ses performances (les effets).

$$L(a,b) = \mu \cdot \frac{n^2}{4} \cdot \frac{a \cdot b}{(a-b)} \quad (17)$$

$$B(a,b) = \frac{\mu \cdot n \cdot I}{4 \cdot (a-b)} \quad (18)$$

Ainsi, pour une valeur donnée de a et b , le modèle fournit L et B . Par exemple, pour $a = 0,1m$ et $b = 0,02m$ on obtient $L = 0,39H$ et $B = 1,96T$.

E.2.2.2. Modèle Inverse Idéal

Un modèle de conception ou modèle inverse est développé à partir des mêmes équations physiques. Ici, vu la simplicité du dispositif, un modèle inverse idéal (MII) a pu être construit. Le modèle inverse idéal fournit les dimensions a et b à partir des performances souhaitées L et B .

Les relations (19),(20) sont déterminées en inversant les relations (17), (18) :

$$b(L,B) = -\frac{\mu \cdot n \cdot I}{8 \cdot B} + \frac{1}{8 \cdot n \cdot B} \cdot \sqrt{\mu^2 \cdot n^4 \cdot I^2 + 64 \cdot L \cdot I \cdot B \cdot n} \quad (19)$$

$$a(L,B) = \frac{\mu \cdot n \cdot I}{4 \cdot B} + b = \frac{\mu \cdot n \cdot I}{8 \cdot B} + \frac{1}{8 \cdot n \cdot B} \cdot \sqrt{\mu^2 \cdot n^4 \cdot I^2 + 64 \cdot L \cdot I \cdot B \cdot n} \quad (20)$$

On observe que la relation (18) permet d'exprimer a en fonction de b sous la forme de (20). Ce qui permet, en reportant (20) dans (17), d'obtenir b comme solution d'une équation du second degré. Une seule des deux solutions est gardée afin d'avoir b positif. Le modèle est donc complètement inversé, il permet d'obtenir les dimensions en fonction des performances souhaitées.

Ce modèle inverse est idéal du point de vue du processus de conception, mais il ne permet pas la recherche d'un optimum car une solution unique existe. Le modèle inverse idéal est 'pauvre', car la recherche d'un optimum nécessite un espace de solutions non-unitaire.

E.2.2.3. Conception Optimale

Le problème de conception optimale consiste à minimiser le volume du matériau magnétique ($V = a^3$) pour une valeur souhaitée de l'inductance L ($L = 0,39H$) et en imposant une contrainte sur l'induction, B devant être inférieur ou égal à $1,96T$.

Le problème de conception est illustré sur la figure 32. Le problème d'optimisation formulé avec le modèle direct est présenté sur la figure 32.a. Le problème a deux variables et nécessite trois contraintes dont une d'égalité. Une contrainte, sur l'épaisseur du circuit magnétique, est ajoutée afin d'assurer l'intégrité de la construction géométrique $b \leq \frac{a}{2}$. Le problème d'optimisation formulé avec le modèle inverse est présenté sur la figure 32.b. Le problème est plus simple. Il n'y a plus de contraintes. De plus, il est facile d'imposer la valeur de l'inductance L car c'est une entrée du modèle, ainsi il ne reste que la variable B pour optimiser le volume.

Dans le cas du problème d'optimisation formulé avec le modèle direct, l'optimisation réalise l'inversion du modèle et en même temps minimise le volume. Par contre, pour le problème d'optimisation formulé avec le modèle inverse, le modèle est correctement orienté et l'optimisation agit seulement pour minimiser le volume. Les deux problèmes d'optimisation convergent vers le même résultat : $V = 10^{-3} \text{m}^3$, $a = 0,1\text{m}$, $b = 0,019\text{m}$ et $B = 1,96\text{T}$. On constate que B est en butée sur les deux optimisations. La convergence est plus longue avec le modèle direct et nécessite 19 évaluations de la fonction objectif contre 6 évaluations avec le modèle inverse.

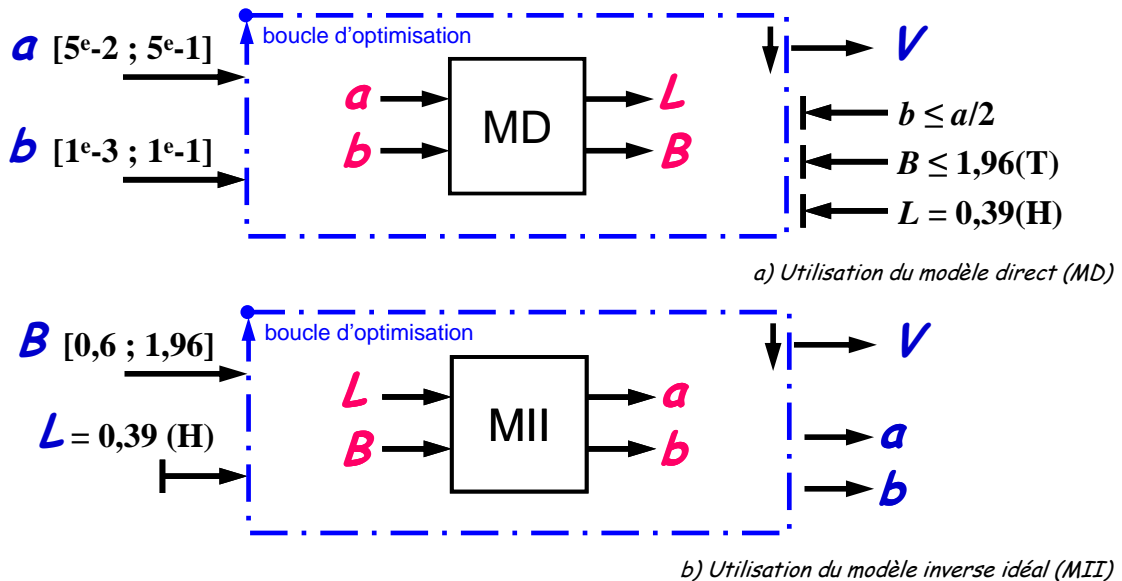


Figure 32. Minimisation du volume du circuit magnétique

Le fait, d'avoir une grandeur en butée est une information importante pour le concepteur. Dans notre cas, pour avoir un volume minimum, il faut toujours avoir B maximum. On peut facilement vérifier cette règle, en traçant à partir de (20) l'évolution de a en fonction de B . Ainsi le volume minimum est toujours obtenu pour l'induction maximum admissible. De là, une règle experte peut être déduite. Toutefois, cette règle est associée aux hypothèses du modèle utilisé et n'est valable que si ces hypothèses sont valides.

E.3. Granularité d'un modèle

Un modèle ne représente qu'une partie du dispositif réel étudié. Le dispositif, comme le modèle, peut être plus ou moins complexe. Différents **phénomènes physiques** peuvent agir au sein d'un dispositif et être retranscrits par un modèle. De même un dispositif peut être constitué de différents **composants**. Ces deux modes de décomposition peuvent se retrouver dans la construction d'un modèle, plus le nombre de disciplines physiques et de composants augmentent plus le modèle devient complexe ; mais l'interaction entre ces différents éléments forme l'essence même du système. L'omission d'un élément peut entraîner de graves erreurs d'interprétation. Toutefois le modélisateur n'est pas spécialiste de toutes les disciplines et de ce fait, la granularité de chaque partie est variable. Une description trop fine de tous les phénomènes peut rendre le modèle inutilisable, car ayant des temps de calcul trop importants et nécessite de renseigner trop de champs. Un modèle avec une granularité importante n'est pas forcément imprécis, il ne permet pas d'accéder à des informations détaillées.

Par exemple, la relation entre la masse et le couple nominal d'une machine électrique n'est pas une relation triviale. Pour obtenir cette relation, il est nécessaire de développer un outil de dimensionnement complexe, faisant intervenir les phénomènes : électriques, magnétiques, mécaniques, thermiques,... Si une gamme de machine existe, il est alors possible d'obtenir cette relation par simple approximation. La figure 33 présente la masse totale d'un moteur asynchrone en fonction de son couple utile [FGR.12]. La tendance peut être approximée par une relation linéaire.

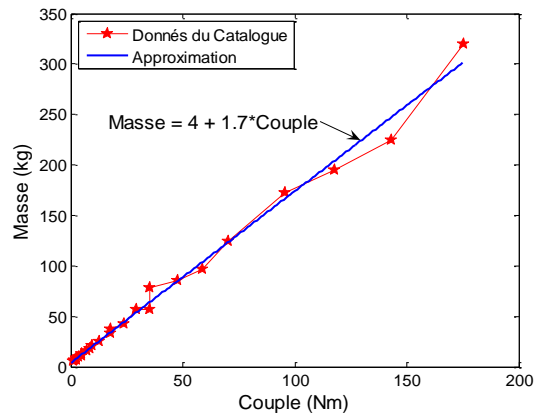


Figure 33. Régression linéaire de la masse d'un moteur en fonction du couple [FGR.12]

Le modèle a une granularité importante. Il est très rapide et dans le cas de la conception d'un système de traction léger où le poids du moteur a une forte importance, cette relation est primordiale.

Par contre, un modèle éléments finis serait un modèle de faible granularité, car il permet d'avoir des informations très détaillées en intégrant de nombreuses variables.

Lors de la construction d'un modèle complexe comme une chaîne de traction, il faut être conscient des niveaux de granularité de ses modèles. Il est important que les différents composants aient une description minimum pour que les interactions les plus influentes soient décrites. La figure 34 présente quelques modèles systèmes en fonction de la granularité des modèles de ses composants [FGTH.3]:

- a) **Modèle en O**, « complexe et globale ». C'est le modèle le plus complexe qui tente de modéliser finement chaque composant et chaque phénomène. Il est long et difficile à construire. Il est souvent nécessaire de le simplifier a posteriori pour étudier un comportement particulier du système.
- b) **Modèle en I**, « sans le contexte ». Ce modèle prend seulement en compte un composant et ignore tous les autres. Dans ce cas, il cesse d'être systémique et devient le modèle d'un composant.
- c) **Modèle en -** (Trait d'union), « Modèle simplifié de l'ensemble des composants ». C'est un modèle systémique.
- d) **Modèle en A**, « Modèle détaillé autour d'un composant ». Un composant est détaillé avec les éléments qui l'entourent. Plus cet élément est éloigné du composant principal, plus sa description est succincte. C'est une démarche naturelle par rapport aux compétences d'un concepteur.
- e) **Modèle en T**, « Conception d'un composant avec son contexte ». Ce modèle se concentre sur un composant sans perdre de vue le système global. Ainsi, les autres composants sont représentés par des modèles simplifiés qui prennent en compte les tendances globales des composants. Sa complexité augmente par rapport au modèle en « I » par la prise en compte du système.
- f) **Modèle en π** , « Interaction entre deux composants avec le système ». C'est le modèle en « T » avec un second composant plus détaillé dû à des interactions fortes.

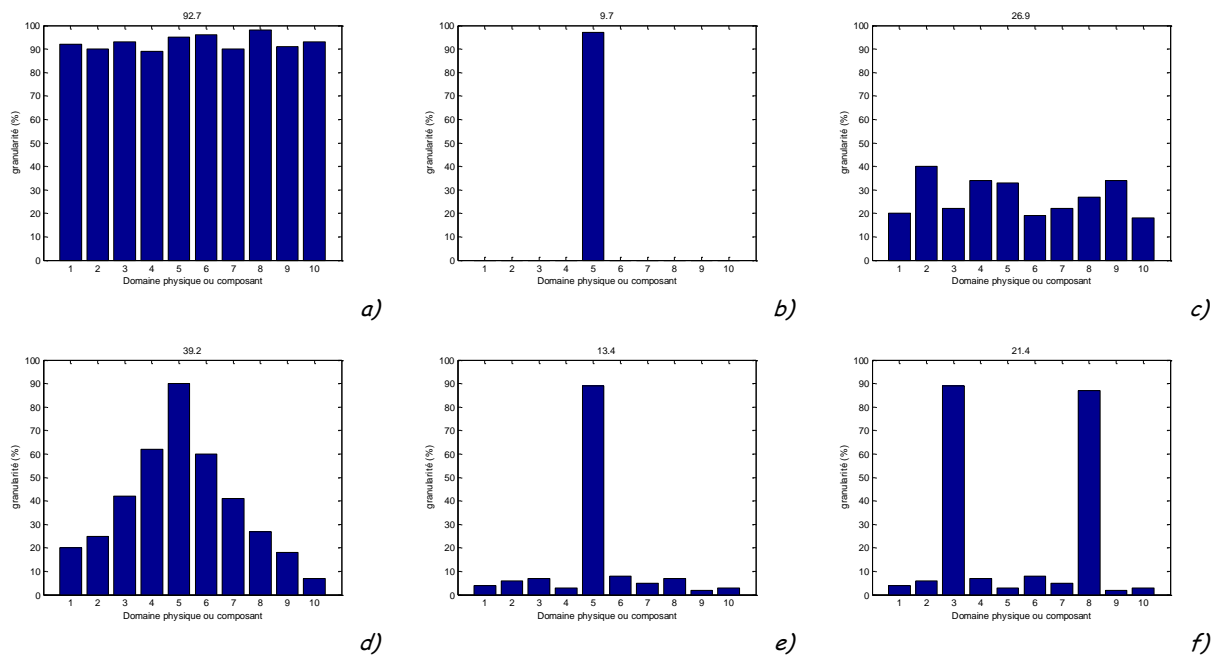


Figure 34. Différents modèles systèmes suivant la granularité des composants ou des domaines physiques

Plus la granularité est faible plus le pourcentage est élevé.

La technique d'optimisation de 'space mapping' utilise deux modèles d'un même composant, un fin et un grossier [Echeverría 2006]. Le modèle grossier est rapide à l'exécution, le modèle fin est long. Le modèle grossier est utilisé dans le processus d'optimisation, mais est corrigé régulièrement par le modèle fin. Ainsi le modèle fin est très peu sollicité, ce qui permet d'accélérer le processus. Les deux modèles du même composant sont utilisés simultanément. On utilise dans ce cas, deux modèles d'un même composant avec une granularité ou une précision différente.

La granularité d'un modèle dépend du besoin ; le modèle est créé pour une utilisation.

E.4. Modèle Mathématique :

Le modèle mathématique se bâtit à partir de données numériques pouvant provenir de sources diverses comme par exemple de modèles de simulations physiques (analytiques ou numériques) ou simplement à partir d'essais réalisés sur un prototype.

L'intérêt d'un tel modèle est de **fournir une valeur de la réponse pour toutes valeurs des entrées**. Les points support sont les données fournies pour construire le modèle mathématique. Le modèle *d'interpolation* passe par les points support, tandis que le modèle *d'approximation* construit un modèle qui passe au plus près de ces points. Le choix de passer ou non par les points support dépend du problème et du modèle recherché. Le modèle d'approximation permet de filtrer un bruit dans les données. Dans le cas de données provenant de simulations numériques, il est préférable d'utiliser des modèles d'interpolations si la précision du modèle est suffisante.

Un second intérêt au modèle mathématique est qu'il permet de **fournir une réponse en un temps très bref**. Il est souvent utilisé pour cette propriété, en se substituant à un modèle plus complexe. On l'appelle dans ce cas modèle 'surrogate'. C'est un méta-modèle, c'est-à-dire un modèle de modèle. Le modèle 'surrogate' permet une agrégation plus aisée de modèles pouvant provenir de plateformes hétérogènes. Ces modèles peuvent servir de moyens d'échange entre concepteurs d'un même système mais de spécialités différentes. De plus, ils peuvent également servir de données d'échange entre intégrateurs et fournisseurs.

Quel que soit le type de modèles mathématiques, ils s'utilisent en trois étapes. La première consiste à récupérer les points supports, la seconde à identifier les coefficients du modèle, et la dernière à l'utiliser.

E.4.1. Points supports

Pour la construction d'un modèle mathématique, il est nécessaire au préalable de créer des points supports au modèle. C'est à partir de ces points, que le modèle sera construit. Leur choix a une forte importance sur la détermination des coefficients du modèle et finalement sur le modèle lui-même. Trois techniques peuvent être utilisées.

- **La méthode des plans d'expériences** permet de construire des plans c'est-à-dire un ensemble de points répartis dans l'espace de recherche offrant certaines propriétés. La matrice d'expériences qui définit la position des points, est orthogonale, ce qui permet à chaque facteur d'avoir un effet non biaisé sur la réponse. Plusieurs plans existent : les plans complets, fractionnaires, centraux composites, Plackett-Burman, les plans de Taguchi [FGTH.0], [VivierTH 2002], [FGR.5], [Goupy2005], [Goupy2006], [Pillet92]. Les plans fractionnaires sont très pratiques, car ils permettent d'avoir un nombre relativement raisonnable de points supports par rapport à la dimension du problème. Toutefois, pour avoir les propriétés du plan d'expériences, il est nécessaire d'avoir la totalité des points placés exactement aux endroits définis. Dans le cas de simulations numériques, atteindre une position précise ne semble pas poser de problèmes. Mais, suivant la taille du domaine d'étude considéré et les contraintes associées au modèle (ex : géométrique), ceci peut être un handicap difficile à surmonter.
- **Le tirage aléatoire ou de Monté Carlo** des points peut être une solution, mais le nombre de points doit être important pour avoir un modèle correct. La répartition est par définition aléatoire et le domaine d'étude n'est pas forcément bien couvert. Certaines techniques de subdivision du domaine peuvent être utilisées pour améliorer la répartition [FGTH.4].
- **Le carré Latin** est une solution fréquemment utilisée pour la construction des modèles 'surrogate' [Kent 2007]. La méthode a l'avantage de permettre de choisir le nombre exact d'expériences souhaitées N et de répartir les points dans le domaine. Chaque dimension est subdivisée en N et un point unique est placé par ligne et colonne. Un grand nombre de carrés latins existe pour un même N . Il est possible de rechercher certaines propriétés pour avoir une meilleure répartition des points, par exemple en cherchant à maximiser la distance minimum entre les points.

E.4.2. Polynomiale

Le modèle polynomiale est fréquemment utilisé comme modèle d'interpolation multidimensionnel. La méthode des plans d'expériences utilise ce modèle, car il est facile à identifier et l'interprétation est aisée [Goupy99]. Une relation linéaire entre les entrées et la réponse peut être réalisée. Un modèle polynomial d'ordre plus élevé peut être construit. Toutefois, il n'est pas souhaitable d'augmenter fortement l'ordre du polynôme. Un polynôme d'ordre 2 est raisonnable. Si l'ordre est trop élevé, il y a risque d'oscillations entre les points supports. De plus, les modèles polynômiaux d'ordre 2 ont certaines propriétés utiles. Par exemple, la position du point stationnaire peut être facilement trouvée [Vivier TH 2002ch1]. La modélisation polynomiale doit être utilisée sur un domaine d'étude relativement petit.

Un modèle polynomiale multidimensionnel peut prendre la forme :

$$\hat{y} = X \cdot P \quad (21)$$

$$y = \hat{y} + \varepsilon \quad (22)$$

y représente la valeur exacte de la réponse, celle qui a servi à l'identification du vecteur P des coefficients, \hat{y} est la réponse interpolée par le modèle polynômial et ε l'erreur entre la fonction primaire et le modèle. Une erreur d'ajustement du modèle peut exister si le modèle ne passe pas par les points supports, on le nomme également résidu. Cette erreur est nulle si le nombre d'expériences N utilisé pour l'identification est égal au nombre de coefficients contenu dans le vecteur P . Il faut toujours que N soit supérieur au nombre de coefficients du modèle pour pouvoir déterminer P .

A chaque élément du polynôme (23) est associé un coefficient (24) pour former le polynôme (21).

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_2 & \dots & x_n & x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_n^2 & x_1 \cdot x_2 & \dots & x_1 \cdot x_n & \dots & x_2 \cdot x_n \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$P = \begin{bmatrix} p_0 & p_1 & p_2 & \dots & p_n & p_{11} & p_{22} & \dots & p_{nn} & p_{12} & \dots & p_{1n} & \dots & p_{2n} \end{bmatrix} \quad (24)$$

La détermination des coefficients se fait par la méthode des moindres carrés grâce à l'utilisation d'une pseudo-inverse. N points sont utilisés et pour chaque point le vecteur X est connu ainsi que la réponse y . X_N est constitué de N lignes de X (23) et y_N est un vecteur colonne constitué des N valeurs de y .

$$P = \left(X_N' \cdot X_N \right)^{-1} \cdot X_N' \cdot y_N \quad (25)$$

Cette formulation est très simple et facile à utiliser avec un ordinateur. La taille de la matrice à inverser correspond au nombre de coefficients retenus pour le modèle. Une fois les coefficients obtenus, (21) est simplement utilisé pour estimer la réponse.

E.4.2.1. Exemples

Un exemple monodimensionnel est présenté, la fonction est tirée de [Venkatraman 2002 p204] et sera reprise dans la partie optimisation de ce document.

$$y = (x-1)^2 \cdot (x-2) \cdot (x-3) \text{ avec } 0 \leq x \leq 4 \quad (26)$$

La fonction s'annule 3 fois. La figure 35 représente la fonction (26), les 4 points support pour la construction du modèle polynomial et les modèles polynomiaux en traits pointillés. En dessous de chaque figure, l'erreur⁵ ε provenant de (22) est représentée. Les points support sont régulièrement répartis. La forme de la fonction évolue fortement en fonction de l'ordre du polynôme utilisé, le minimum se déplace et les tendances aux extrémités du modèle changent.

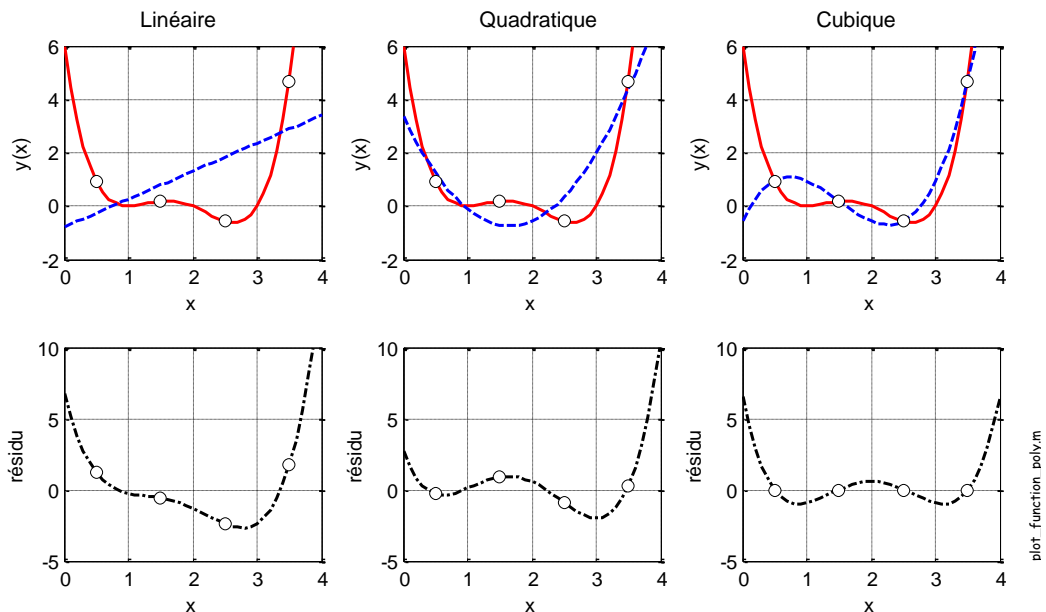


Figure 35. Le modèle polynomial linéaire, quadratique, cubique et le résidu entre la fonction y et l'estimation \hat{y} .

Les coefficients des 3 modèles sont :

Linéaire $\sigma=1$ $P = [-0.7875 \quad 1.0500]'$

Quadratique $\sigma=2$ $P = [3.3375 \quad -4.9500 \quad 1.5000]'$

Cubique $\sigma=3$ $P = [-0.5625 \quad 5.0000 \quad -4.5000 \quad 1.0000]'$

Tous les coefficients, ont une valeur importante. L'erreur sur le domaine d'étude est élevée. Dans le cas cubique, le modèle passe exactement par les 4 points, il n'y a donc aucune erreur d'ajustement, le modèle est saturé (4 points, 4 coefficients).

Ces modèles sont très pratiques à utiliser sur des applications concrètes, toutefois il est quelquefois intéressant de les utiliser à travers une transformation permettant de mieux approcher le phénomène étudié. Par exemple, dans le cas de la construction d'un modèle où un coefficient de concentration de champ α compris entre 1 et une valeur est souhaité, il est préférable que la fonction d'interpolation ait la même tendance que la fonction initiale pour améliorer l'interpolation à l'intérieur du domaine. Et dans la cas d'un extrapolation hors du domaine, ne pas avoir de résultats non physiques [FGTHO ch3].

⁵ Erreur de modélisation également appelée résidu

$$\alpha = \gamma = 1 + \frac{1}{P(x)} \quad (27)$$

Lorsque la variable x tend vers l'infini, la fonction tend bien vers 1. La méthode d'identification des coefficients présentés (25) peut toujours être utilisée. Le vecteur y_N sera rempli avec : $\frac{1}{y_i - 1}$ permettant de trouver les coefficients du polynôme $P(X)$.

Un autre exemple est présenté dans la partie résultat au paragraphe F.3.3.1 pour l'identification du rendement d'une machine en fonction de 2 variables [FGR.13], [FGC.25].

E.4.3. RBF (Radial Basis Function)

Une autre méthode très pratique pour construire un modèle d'interpolation est l'utilisation des fonctions radiales de base ou en anglais Radial Basis Function [Vivier TH 2002 ch1], [FGTH.4]. Elles permettent une interpolation sur la totalité du domaine sans recourir à l'utilisation d'un maillage pour des problèmes à minima multiples. Un modèle RBF est une somme pondérée de fonction radiale. Les fonctions sont construites à partir de la distance euclidienne par rapport au point support $x^{(i)}$ et la valeur courante x : $\|x - x^{(i)}\|$. La distance euclidienne est un réel positif ou nul (soit 2 points a et b

dans un espace à n dimensions, $\|a - b\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n |a_i - b_i|^2}$).

La fonction s'écrit sous la forme :

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^N w^{(i)} \cdot \varphi(x, x^{(i)}) \quad (28)$$

$\varphi(x, x^{(i)})$ est la fonction radiale centrée sur chaque point support, $w^{(i)}$ sont les coefficients de pondération qu'il faudra déterminer pour ajuster le modèle à la fonction. Différentes fonctions radiales peuvent être utilisées :

$$\text{Polyharmonic} \quad \varphi(x, x^{(i)}) = \|x - x^{(i)}\|^k \quad \text{avec } k=1,3,5,\dots \quad (29)$$

$$\text{Thin plate} \quad \varphi(x, x^{(i)}) = \|x - x^{(i)}\|^2 \cdot \ln(\|x - x^{(i)}\|) \quad (30)$$

$$\text{Multiquadric} \quad \varphi(x, x^{(i)}) = \sqrt{\|x - x^{(i)}\|^2 + \gamma^2} \quad (31)$$

$$\text{Gaussian} \quad \varphi(x, x^{(i)}) = \exp\left(-\frac{1}{\gamma^2} \cdot \|x - x^{(i)}\|\right) \quad (32)$$

Le coefficient γ permet d'ajuster la répartition de la fonction radiale au problème.

Comme dans le cas de l'interpolation polynomiale, les coefficients $w^{(i)}$ se déterminent par inversion matricielle.

$$\begin{bmatrix} w^{(1)} \\ w^{(2)} \\ \vdots \\ w^{(N)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi(x^{(1)}, x^{(1)}) & \varphi(x^{(1)}, x^{(2)}) & \dots & \varphi(x^{(1)}, x^{(N)}) \\ \varphi(x^{(2)}, x^{(1)}) & \varphi(x^{(2)}, x^{(2)}) & \dots & \varphi(x^{(2)}, x^{(N)}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi(x^{(N)}, x^{(1)}) & \varphi(x^{(N)}, x^{(2)}) & \dots & \varphi(x^{(N)}, x^{(N)}) \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \vdots \\ y^{(N)} \end{bmatrix} \quad (33)$$

La matrice à inverser est d'ordre N . Il y a autant de points supports que de coefficients, donc le modèle passe par les points. Sur un ordinateur récent, la résolution d'un système linéaire avec une matrice d'ordre 5000 prend environ 1 minute.

La fonction (26) est prise comme exemple de fonction à interpoler. Le nombre de points supports N est égal à 4. La figure 36.a présente les 4 points supports et leur fonction radiale associée. La fonction radiale (30) a été retenue pour cet exemple, la fonction s'annule pour x égale $x^{(i)}$. La somme pondérée de ces fonctions permet de trouver la fonction d'interpolation représentée sur la figure 36.b en pointillé. Le trait plein correspond à la fonction initiale. La fonction d'interpolation s'approche de la fonction réelle.

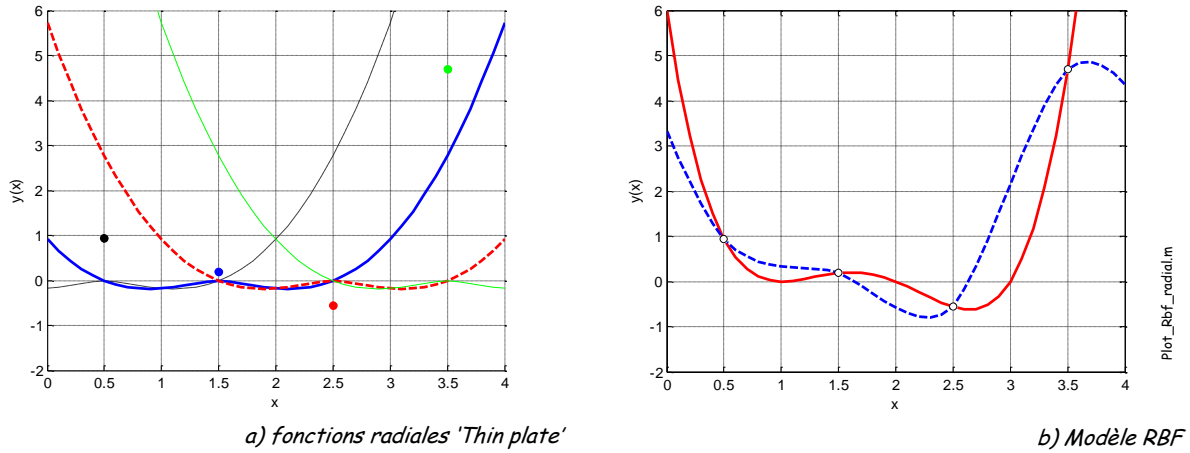


Figure 36. Interpolation RBF en une dimension

La position des points support a beaucoup d'influence sur la fonction d'interpolation. La sélection des points par rapport à la méthode est donc un élément essentiel. Pour les modèles polynomiaux, on utilise habituellement la méthode des plans d'expériences, pour les méthodes RBF et de kriging l'initialisation est faite fréquemment avec un carré latin [FGTH.4]. La figure 37 montre différents résultats d'interpolation en fonction de la position des points supports.

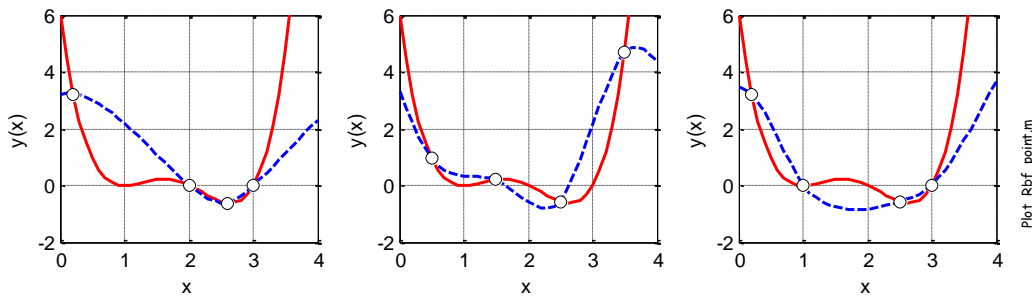


Figure 37. Modèle RBF avec une modification de la position des points support

E.4.4. Kriging

La méthode de Kriging a été développée par D. Krige, ingénieur des mines. Elle est utilisée avec succès dans le domaine géostatistique [Chiles 99], puis introduit dans le domaine de la simulation numérique [Sacks 89]. Dans le domaine de l'électrotechnique, la méthode de Kriging a été utilisée plus récemment [Lebensztajn 2004], [FGTH.4].

Une fonction inconnue quelconque peut être exprimée sous la forme :

$$y(x) = B(x) + Z(x) \quad (34)$$

Le premier terme $B(x)$ est un modèle de régression, par exemple polynomial, il représente la tendance globale de la fonction. Le second terme $Z(x)$ prend en charge les déviations locales laissées par l'approximation ($B(x)$). $Z(x)$ est un modèle stochastique ayant, une moyenne nulle, une variance σ^2 , et une covariance définie par :

$$\text{Cov}[Z(x^{(i)}), Z(x^{(j)})] = \sigma^2 R(x^{(i)}, x^{(j)}) \quad (35)$$

avec R la matrice de corrélation, R , la fonction de corrélation entre deux points. Différentes fonctions de corrélations peuvent être utilisées mais la forme Gaussienne est la plus commune.

$$R(x^{(i)}, x^{(j)}) = \exp \left[- \sum_{k=1}^n \theta_k |x_k^{(i)} - x_k^{(j)}|^2 \right] \quad (36)$$

où n est le nombre de variables de conception et θ_k , les paramètres à trouver strictement positifs.

L'équation (34) définit la vraie réponse y , le modèle de Kriging donne une réponse estimée \hat{y} . L'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error : MSE) est l'espérance de la différence entre la vraie réponse et la réponse estimée. Vu que le Kriging est un processus d'interpolation, MSE est nulle aux points supports, le modèle passe donc par les points. Pour

les autres valeurs, MSE est supposée être minimisée afin d'obtenir la meilleure estimation. Lorsque MSE est minimisée, le modèle de Kriging peut s'écrire sous la forme :

$$\hat{y} = \hat{\beta} + r^T \mathbf{R}^{-1} (y - f \hat{\beta}) \quad (37)$$

et MSE s'écrit :

$$MSE = \sigma^2 \left[1 - r^T \mathbf{R}^{-1} r + \frac{(1 - f^T \mathbf{R}^{-1} r)^2}{f^T \mathbf{R}^{-1} f} \right] \quad (38)$$

avec $\hat{\beta}$ inconnu à trouver grâce à (43), $r(x)$ un vecteur de corrélation entre le nouveau point x à estimer et les points supports (39), f un vecteur unité de taille N . N est le nombre de points supports.

$$r(x) = [R(x, x^{(1)}), R(x, x^{(2)}), \dots, R(x, x^{(N)})] \quad (39)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} R(x^{(1)}, x^{(1)}) & R(x^{(1)}, x^{(2)}) & \dots & R(x^{(1)}, x^{(N)}) \\ R(x^{(2)}, x^{(1)}) & R(x^{(2)}, x^{(2)}) & \dots & R(x^{(2)}, x^{(N)}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(x^{(N)}, x^{(1)}) & R(x^{(N)}, x^{(2)}) & \dots & R(x^{(N)}, x^{(N)}) \end{bmatrix} \quad (40)$$

On peut remarquer que \mathbf{R} est une matrice symétrie vu que $R(x^{(i)}, x^{(j)}) = R(x^{(j)}, x^{(i)})$ avec une composante diagonale $R(x^{(i)}, x^{(i)}) = 1$.

\mathbf{R} et r dépendent de θ_k , qui peut être trouvée en utilisant la méthode Maximum Likelihood Estimation (MLE).

La fonction « Likelihood » est définie comme :

$$\frac{1}{\sqrt{(2\pi\hat{\sigma}^2)^N |\mathbf{R}|}} \cdot \exp \left(\frac{-\left(y - f \hat{\beta} \right)^T \mathbf{R}^{-1} \left(y - f \hat{\beta} \right)}{2\hat{\sigma}^2} \right) \quad (41)$$

On utilise, en général, le logarithme de la fonction « Likelihood ». Ceci permet de simplifier l'équation.

$$\frac{-\left(y - f \hat{\beta} \right)^T \mathbf{R}^{-1} \left(y - f \hat{\beta} \right)}{2\hat{\sigma}^2} - \frac{N \ln(2\pi\hat{\sigma}^2) + \ln(|\mathbf{R}|)}{2} \quad (42)$$

$\hat{\beta}$ et $\hat{\sigma}^2$ peuvent être estimés par :

$$\hat{\beta} = X \cdot \hat{\beta} \text{ avec } \hat{\beta} = (f^T \mathbf{R}^{-1} f)^{-1} f^T \mathbf{R}^{-1} y \quad (43)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \left(\left(y - f \hat{\beta} \right)^T \mathbf{R}^{-1} \left(y - f \hat{\beta} \right) \right) \quad (44)$$

En remplaçant $\hat{\beta}$ et $\hat{\sigma}^2$, l'équation (42) devient :

$$-\frac{N \ln(\hat{\sigma}^2) + \ln(|\mathbf{R}|)}{2} \quad (45)$$

Les paramètres θ_k peuvent être déterminés par la solution du problème d'optimisation :

$$\begin{aligned} \min_{\theta_k} & \quad \frac{N \ln(\hat{\sigma}^2) + \ln(|\mathbf{R}|)}{2} \\ \text{subject to} & \quad 0 < \theta_k < \infty \end{aligned} \quad (46)$$

La réponse en un point quelconque est estimée par l'équation (37).

Une propriété intéressante du modèle de kriging est l'estimateur d'erreur fourni par MSE (38) qui permet de savoir où le modèle est le moins précis, ce qui permet d'ajouter des points dans un processus itératif d'amélioration. La figure 38 présente l'interpolation de la fonction (26) par la méthode de kriging. En haut est représenté la fonction initiale et le modèle de kriging en traits pointillés, au milieu l'erreur entre la fonction initiale et l'interpolation et en bas la fonction MSE . On constate que MSE et l'erreur sont nuls en chaque point support. Le MSE maximum est représenté par un carré

sur la figure 38.a. Sur la figure 38.b et la figure 38.c le point donnant le MSE maximum a été ajouté pour améliorer la précision du modèle. On constate que les points extrémités sont importants pour la précision du modèle dans le domaine [Hawe 2007].

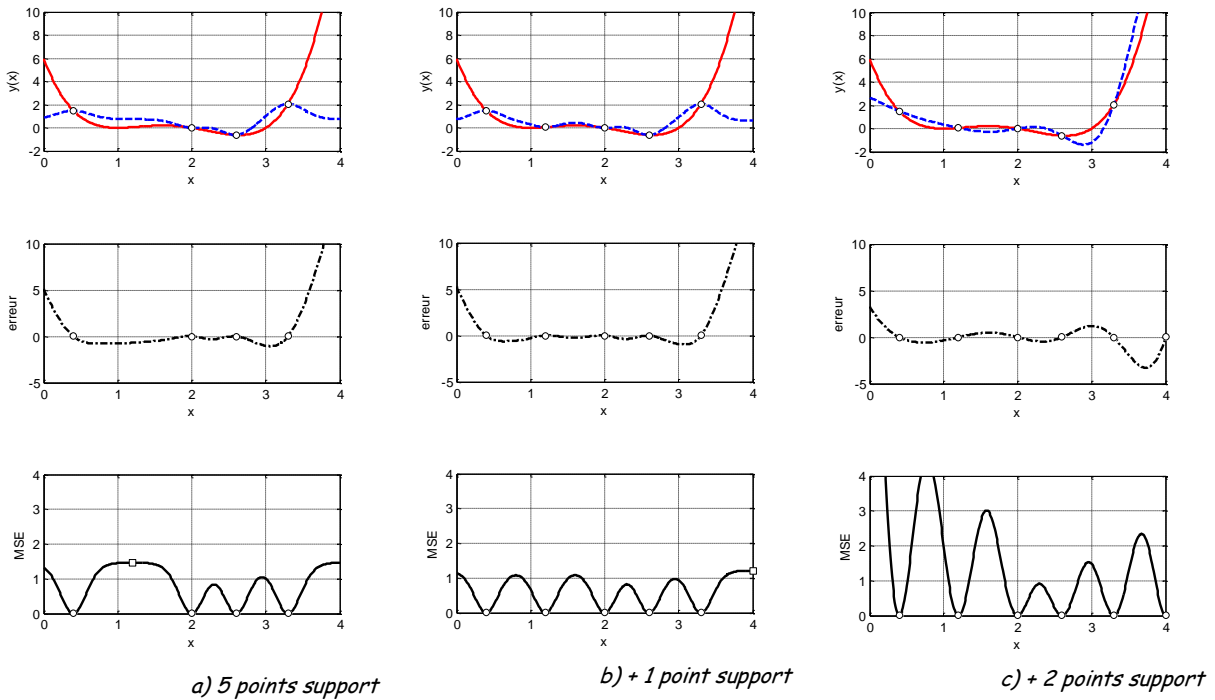


Figure 38. Interpolation RBF en une dimension

Plot_kriging.m

Le modèle de kriging est l'un des modèles d'interpolation les plus performants [Jin2001]. La figure 39 présente trois interpolations de la fonction (26) avec les trois modèles présentés et avec les mêmes points supports. Les trois modèles sont saturés et passent par les points. Aux extrémités du domaine, l'erreur augmente rapidement quel que soit la modélisation.

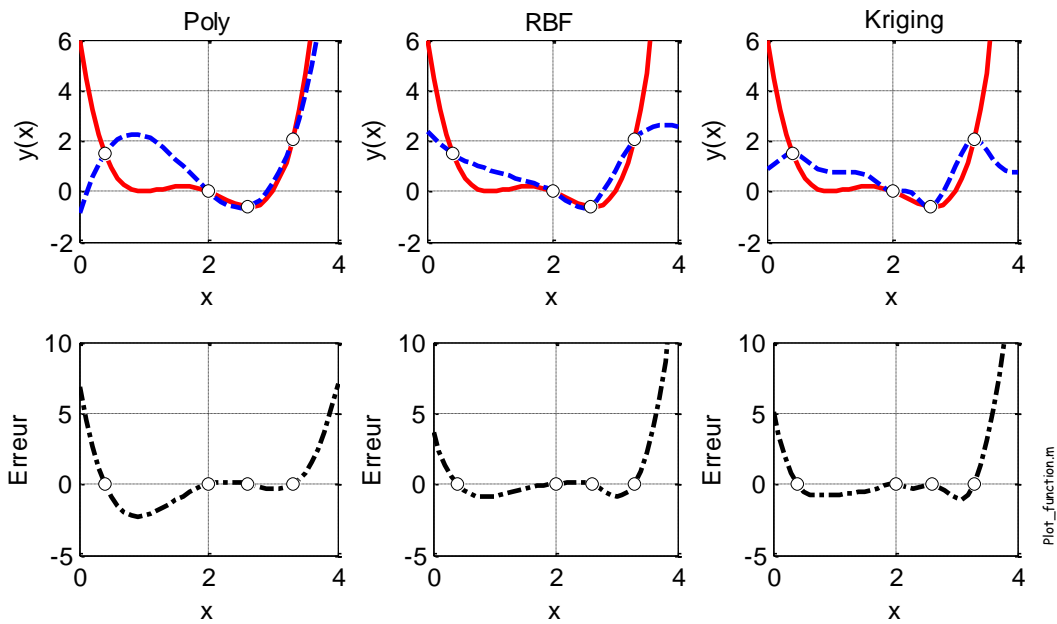


Figure 39. Trois interpolations différentes avec la même fonction et les mêmes points supports

La forme de la fonction interpolée varie d'une façon importante en fonction du modèle d'interpolation retenu.

Le modèle de kriging semble donner de très bons résultats pour l'interpolation de modèles [FGTH.4], [Hawe 2007]. L'identification du modèle est plus longue qu'avec les modèles polynomiaux ou RBF, ceci à cause du calcul des θ_k . La méthode pour obtenir les points supports influe sur la précision. L'interpolation avec un modèle de kriging dans le domaine de l'électrotechnique paraît très prometteuse [FGC.46].

F. Les résultats

Les résultats que fournit un modèle ou une optimisation sont les éléments qui vont permettre au concepteur de prendre une décision, et si possible de la déduire de son travail d'analyse préalable. Les résultats d'un modèle sont les valeurs des sorties en fonction des entrées. Pour une optimisation, les résultats sont les valeurs des fonctions objectives et contraintes, mais aussi et surtout les valeurs des variables, une fois que l'algorithme a convergé. Les informations que peuvent fournir le modèle et l'algorithme sont également importantes pour l'interprétation. Certaines méthodes peuvent fournir une information sur la dérivée (SQP), un modèle approché (EGO). La figure 40 représente un problème d'optimisation avec différentes sources de résultats.

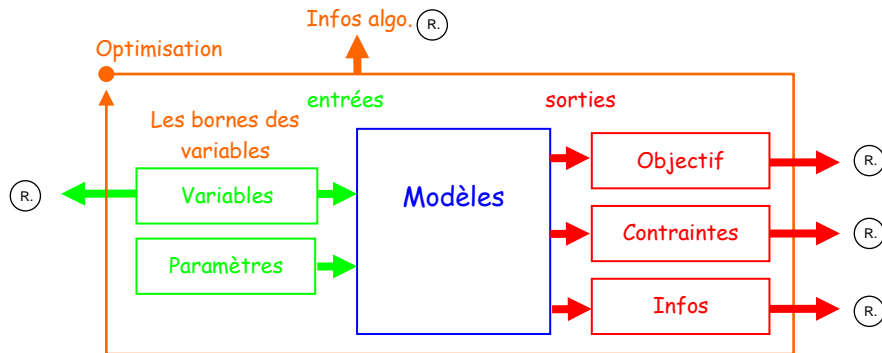


Figure 40. Où sont les résultats

Ces résultats peuvent et doivent être représentés sous différentes formes : tableaux, graphes, surfaces de réponses. ; dans un but unique, aider à l'analyse.

F.1. Tableaux

Fournir les résultats sous la forme d'un tableau est la voie la plus classique. La figure 41 présente un exemple de tableau regroupant les résultats de différentes optimisations, variables, contraintes et objectifs [FGC.44]. Le nom, le symbole et l'unité des résultats sont des éléments essentiels à l'interprétation. **L'étendue du domaine d'étude** est une information importante par rapport à la méthode d'optimisation employée et à la reproductibilité des résultats. La connaissance du domaine d'étude est primordiale lorsqu'une **variable est en butée**, cette information influe fortement sur la solution trouvée. La même remarque peut être faite concernant les contraintes, une **contrainte active** est une information à faire ressortir, car elle guide l'optimisation. Dans l'exemple, les contraintes actives et les butées sont soulignées.

OPTIMIZATION RESULTS								
	Quantity	Unit	Motor A min Mass	Motor B min Cost	Motor C min Consumption	Rem.	limit	
1	Y Yoke height	mm	30.74	36.89	40.19	D.V. c.	[10 50]	
2	l_m PM height	mm	18.93	10.39	9.05	D.V. c.	[1 20]	
3	g Airgap	mm	3.62	3.86	5.07	D.V. c.	[1 10]	
4	d_s Slot height	mm	33.71	35.73	36.77	D.V. c.	[20 40]	
5	r_a Armature radius	mm	150.6	246.4	237.3	D.V. c.	[100 250]	
6	l_{stk} Stack length	mm	265.9	117.4	202.1	D.V. c.	[100 300]	
7	r_{wt} Tooth width ratio	-	0.663	0.536	0.487	D.V. c.	[0.3 0.7]	
8	k_p PM span coeff.	-	0.676	0.538	<u>0.500</u>	D.V. c.	[0.5 1]	
9	p Pole pair	-	7	7	7	D.V. d.	[2 8]	
10	N_{slot} Slot/pole/phase	-	<u>1</u>	<u>1</u>	<u>1</u>	D.V. d.	[1 3]	
11	N_c Conductor/slot	-	8	28	10	D.V. d.	[1 50]	
12	a Parallel path	-	2	4	2	D.V. d.	[1 4]	
1	T_w Winding temp.	°C	191.4	<u>200</u>	117.7	Con.	≤ 200	
2	T_{PM} PM temp.	°C	<u>150</u>	144.8	103	Con.	≤ 150	
3	B_y Yoke flux density	T	1.17	1.19	0.84	Con.	≤ 1.6	
4	B_T Teeth flux density	T	<u>1.60</u>	1.48	1.30	Con.	≤ 1.6	
5	I_{rms} rms current	A	266.5	286.7	286.7	Con.	≤ 300	
6	$P_{t_{dem}}$ PM demag. point	-	0	0	0	Con.	= 0	
1	M Mass	kg	329	346	537	Obj.	min.	
2	C Cost	€	2 114	1 698	2 642	Obj.	min.	
3	E Consumption	kWh	7.44	7.41	7.32	Obj.	min.	

D.V. = Design variable; c. = continuous variable; d. = discrete variable; Obj. = Objective function; Con. = Constraint

Figure 41. Tableau des résultats d'optimisation [FGC.44]

La représentation sous forme de tableau est intéressante car n'est pas limitée en nombre d'informations à afficher simultanément. Toutefois un tableau trop détaillé devient rapidement inexploitable par le concepteur. Le tableau doit rester un condensé des informations importantes.

F.2. Graphes

Le graphe permet une représentation dans un plan d'une réponse en fonction d'une variable ($y=f(x)$).

F.2.1. Evolution des grandeurs

Par exemple, la représentation sous la forme d'un graphe est utile pour suivre l'évolution d'une variable en fonction du temps, ou du nombre d'itérations d'un algorithme d'optimisation pour surveiller sa convergence. La figure 42.a montre l'évolution de la température sur deux moteurs optimisés à partir de critères différents [FGR.8]. La constante de temps thermique est accessible, ainsi que la variation de la température en régime permanent. La figure montre aussi la contrainte de température qui est active pour l'un des cas. La figure 42.b montre l'évolution des variables en fonction des itérations. Ces graphes permettent de suivre le déroulement d'une optimisation et indique lorsqu'une variable est en butée. Le même genre de graphique est utilisable pour suivre l'objectif et les contraintes durant la convergence.

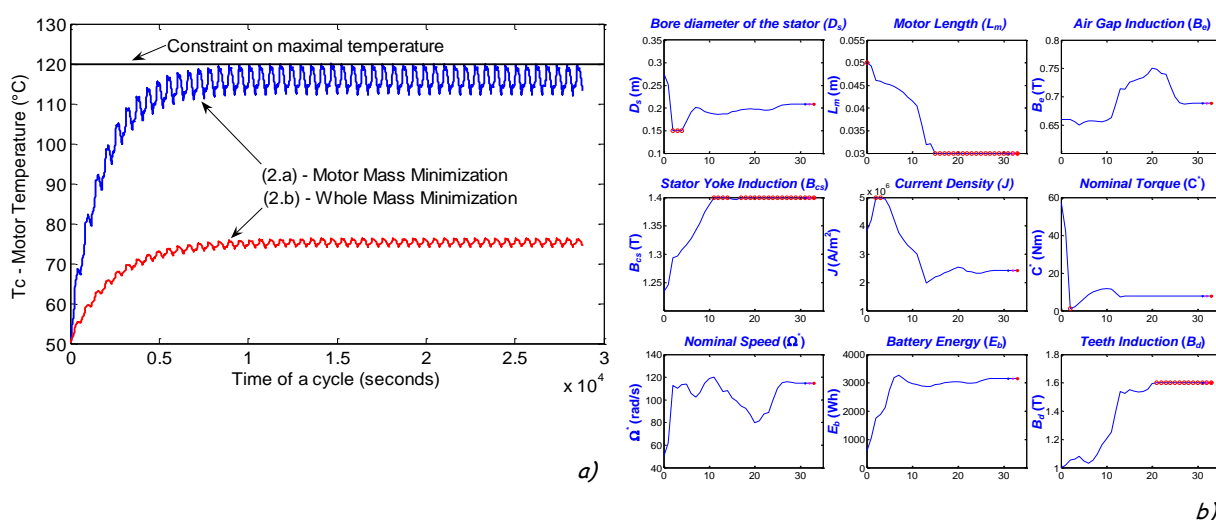


Figure 42. Résultats sous forme de graphe : a) évolution temporelle, b) évolution des variables en fonction du nombre d'itérations d'une optimisation [FGR.8]

L'évolution temporelle des grandeurs est un aspect important à prendre en compte, mais complexifie la partie modélisation car la discrétisation temporelle implique des hypothèses au niveau des constantes de temps des modèles, et donc du pas de résolution.

F.2.2. Analyse de sensibilité

La méthode des plans d'expériences permet l'analyse de la sensibilité des facteurs, c'est ce qu'on appelle un « screening ». Cette analyse permet de calculer l'effet de chaque facteur par rapport à une réponse. Souvent les résultats sont reportés sur un bargraphe pour détecter plus simplement les facteurs les plus influents. Un Logiciel de supervision de plans d'expériences, Sophemis[®], a été développé par Stéphane Vivier lors de sa thèse[Vivier TH 2002]. Il permet la création automatique de plans d'expériences et l'affichage des résultats.

Le bargraphe est proche du tableau, mais est beaucoup plus visuel. Il permet l'analyse d'un grand nombre de facteurs. La figure 43 présente les résultats d'un plan de screening [FGR.12]. Le facteur e a un effet positif sur la réponse tandis que les facteurs f et h ont un effet négatif. Ces trois facteurs sont les plus influents. Ce sont eux qu'il faut modifier en priorité pour faire évoluer la réponse. Les lignes horizontales indiquent le niveau en deçà duquel les effets ne sont pas significatifs car un modèle mathématique est associé à cette représentation. Cette partie sera développée dans la section G de ce mémoire.

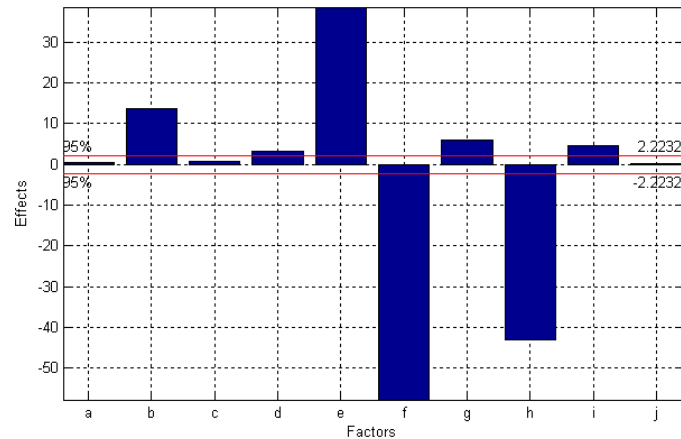


Figure 43. Graphe des effets [FGR.12]

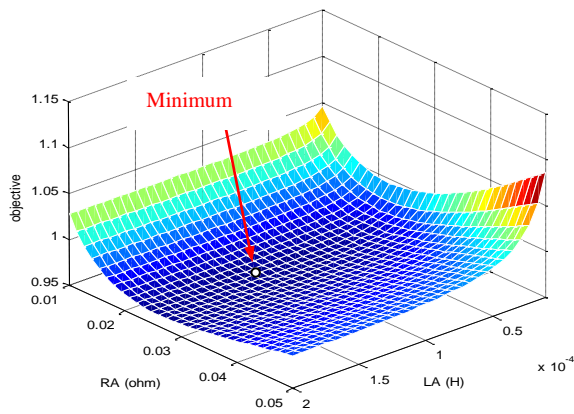
Les résultats d'une optimisation peuvent être représentés sous la forme d'un graphe à condition de normer les grandeurs afin de pouvoir les comparer entre elles.

F.3. Surface de réponses

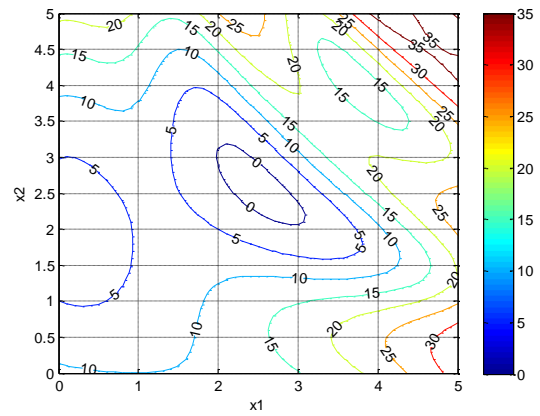
La représentation sous forme de surface permet de visualiser une réponse en fonction de deux variables ou plus. Au delà de l'aspect graphique, qui aide à la compréhension du problème, un modèle mathématique peut être associé afin de réutiliser ces informations ; le résultat devient modèle pour une autre étude.

F.3.1. Etude du comportement

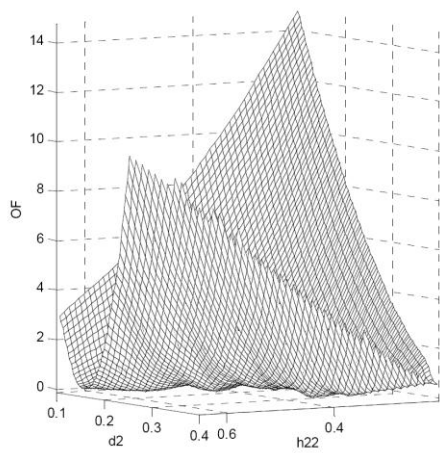
La représentation d'un objectif suivant 2 paramètres aide à l'analyse du problème. Par exemple, la figure 44.a, montre la position d'un minimum en fonction de deux variables [FGR.16]. On constate visuellement que la zone d'intérêt est peu sensible aux variations des paramètres. La figure 44.c montre l'évolution d'un objectif en fonction de deux variables [FGR.9]. Cette surface de réponses aide à doser les difficultés que rencontre l'algorithme d'optimisation à converger vers un optimum global et permet de mieux adapter la stratégie d'optimisation. La figure 44.b représente, sous forme d'isovaleur, une réponse en fonction de 2 variables. La figure 44.d représente, sous forme d'isovaleur, une réponse en fonction de 3 variables.



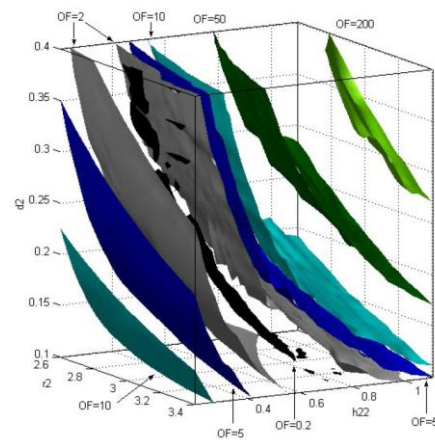
a)



b)



c)



d)

Figure 44. Surface de réponse, [FGR.16] a) et [FGR.9] c),d)

F.3.2. Abaques

Un abaque aide à la détermination d'une solution sans calcul mais surtout permet une analyse. La figure 45 présente un exemple d'abaque permettant de trouver la position du mobile d'un moteur pas à pas tubulaire, pour une combinaison de courant [FGC.42]. L'abaque a été construit à partir de deux surfaces de réponses. Il a l'avantage de montrer graphiquement les résultats. Par exemple, l'abaque montre que pour deux courants identiques la position d'alignement est de $\frac{2}{8}$ du pas et non $\frac{1}{2}$ et que l'évolution des micro-pas n'est pas linéaire.

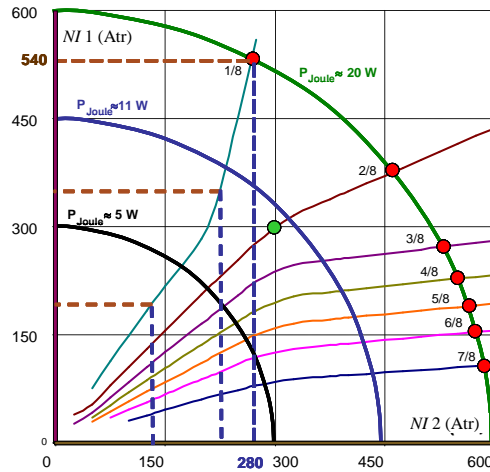


Figure 45. Solution graphique sous forme d'abaque [FGC.42]

Dans cet exemple l'abaque permet de mieux appréhender le problème fortement non linéaire et montre un résultat non intuitif.

F.3.3. Exploitation des résultats pour construire un nouveau modèle

Les résultats, qui permettent de construire une surface de réponses pour être visualisé, peuvent servir à la construction d'un nouveau modèle. Deux exemples de construction de modèle sont traités.

Le modèle peut être obtenu à partir d'une expression imposée par le concepteur. Alors, les coefficients du modèle sont identifiés afin d'estimer le mieux possible les résultats. Une seconde approche, consiste à construire le modèle par morceau. Cette approche nécessite une répartition régulière des points.

De nombreuses possibilités de modélisation existent, seulement 2 approches différentes sont présentées ici.

F.3.3.1. Modèle par identification

Le premier exemple consiste à construire un modèle de surface de réponse à partir d'essais réalisés sur une machine électrique [FGTH.3]. Le domaine de variation est limité par les performances du dispositif. L'efficacité énergétique de l'ensemble moteur-convertisseur en fonction du couple utile et de la vitesse du moteur est recherchée $\eta(C, \Omega)$. Les mesures sont présentées sur la figure 46.a, pour une machine asynchrone à 4 pôles de 3kW. Le rendement maximal mesuré (0,897) apparaît pour une vitesse de 157,5 rad/s et un couple de 18,3 Nm. La répartition des points n'est pas régulière, due à l'utilisation du matériel. Une surface de réponse à trois dimensions est recherchée afin d'interpoler les valeurs mais aussi de les extrapoler autour du domaine de mesure.

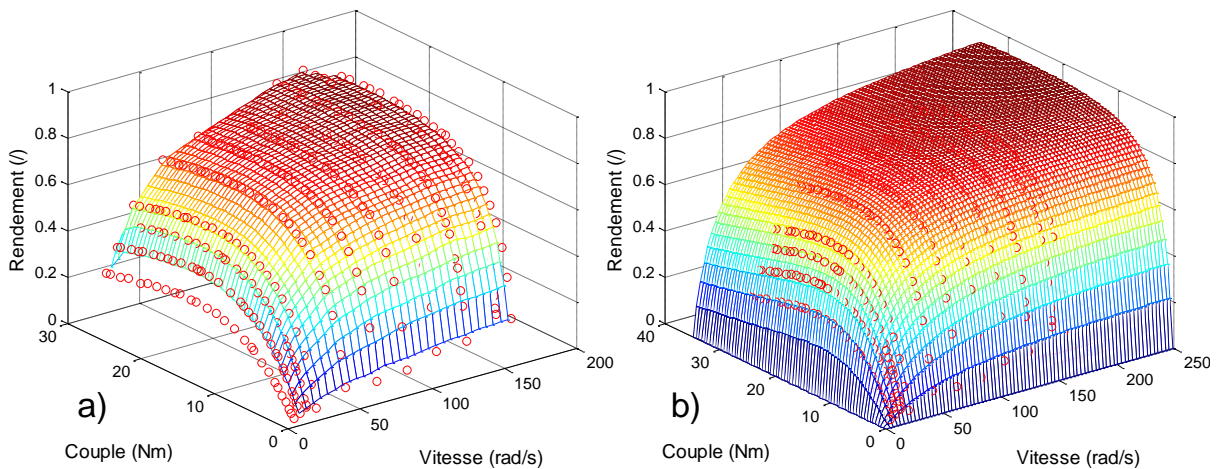


Figure 46. a) Surface issue des points de mesure, b) Surface issue de l'interpolation [FGTH.3]

Lorsque le domaine d'étude n'est pas totalement couvert ou dans le cas d'une extrapolation, l'ajustement d'une relation analytique ayant une interprétation physique est toujours préférable⁶. La relation proposée entre le rendement, le couple et la vitesse peut s'écrire sous la forme classique des pertes séparées :

$$\eta(C, \Omega) = \frac{C \cdot \Omega}{C \cdot \Omega + L(C, \Omega)} \quad (47)$$

Les pertes totales L sont estimées sous la forme d'un polynôme du 2nd degré:

$$L(C, \Omega) = k_a \cdot \Omega + k_b \cdot C + k_c \cdot C \cdot \Omega + k_d \cdot C^2 + k_e \cdot \Omega^2 + k_f \cdot C^2 \cdot \Omega + k_g \cdot C \cdot \Omega^2 + k_h \cdot C^2 \cdot \Omega^2 \quad (48)$$

Cette équation est très générale et peut s'étendre facilement à un nombre quelconque de dimension. Une telle relation est pratique, si le but est de modéliser le rendement d'un moteur à partir du couple et de la vitesse mesurée. Il suffit de disposer d'une surface de rendement sous forme de mesure et d'ajuster la relation à ces points en cherchant les valeurs des coefficients k_a, k_b, \dots, k_h . Le nombre de points est bien supérieur au nombre de coefficients. La fonction « *Isqnonlin* » disponible dans la boîte à outils d'optimisation de MATLAB[®] est utilisé pour trouver les coefficients à valeur imposée positive. La surface obtenue est présentée sur la figure 46.b avec les points issus des mesures. L'erreur d'ajustement est inférieure à 2% ce qui montre l'adéquation du modèle au dispositif.

F.3.3.2. Modèle par morceau

La seconde approche consiste à utiliser les données comme support à l'interpolation et à interpoler entre ces points. Le domaine est maillé, et à l'intérieur de chaque maille, un modèle d'interpolation est construit. La répartition des points est imposée dans chaque dimension. Le raccordement entre chaque modèle d'interpolation est à surveiller.

L'exemple, permet de construire une surface de réponse provenant de résultats de simulation Eléments finis. La force de poussée est déterminée en fonction de la position et de deux courants [FGC42]. Six valeurs sont prises pour les Ampère tours nI_1, nI_2 et 33 valeurs pour la position z , soit une base de données de 1118 points ($6 \times 6 \times 33$). Chaque sous domaine \mathcal{D}_{kji} défini par un triplé, position Ampère tours (z, nI_1, nI_2) , permet de retrouver les 8 points extrémités comme présentés sur la figure 47.a. Un plan factoriel complet à deux niveaux est utilisé comme modèle d'interpolation dans chaque sous domaine. Le modèle comporte $2^3=8$ coefficients et est saturé [Goupy 1999].

$$F(z, nI_1, nI_2) = \mu + \alpha \cdot nI_1 + \beta \cdot nI_2 + \chi \cdot z + \delta \cdot nI_1 \cdot nI_2 + \varepsilon \cdot z \cdot nI_1 + \phi \cdot z \cdot nI_2 + \varphi \cdot nI_1 \cdot nI_2 \cdot z \quad (49)$$

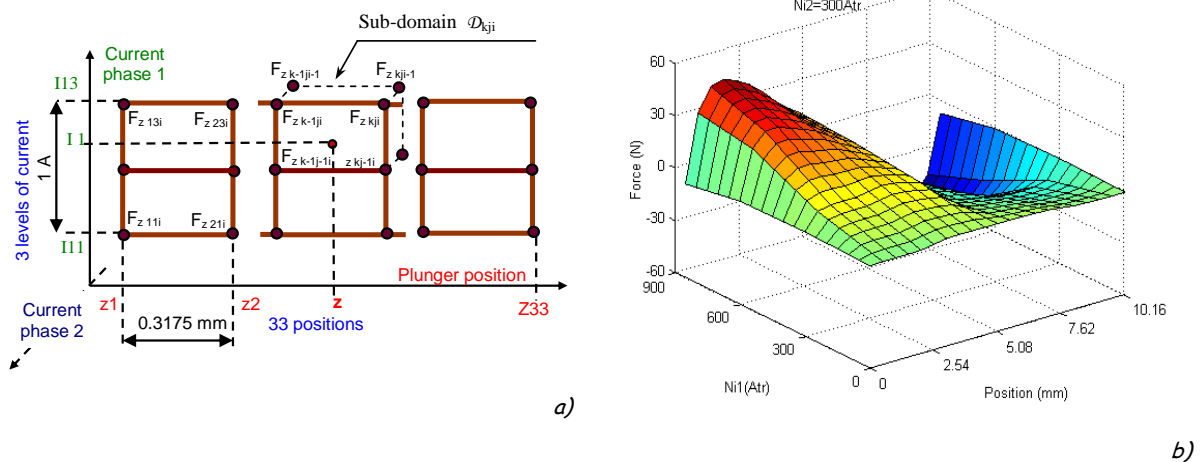


Figure 47. a) Disposition des points de simulation dans l'espace des variables, b) Surface de réponse avec une variable fixée ($nI_2=300$) [FGC.42]

⁶ E.4.2

Le calcul numérique permet facilement de faire une grille complète de calcul, mais le nombre de simulations devient très vite important. L'utilisation d'un modèle saturé garantit une bonne liaison entre les domaines. Ce nouveau modèle est ensuite utilisé pour prédire le comportement dynamique de l'actionneur [FGC.37].

F.4. Front de Pareto

Si le concepteur souhaite prendre en compte simultanément plusieurs objectifs, le problème d'optimisation devient multi-objectifs. Si les objectifs sont antagonistes alors un ensemble de solutions apparaît et non plus une solution unique. Le concepteur utilisera cet ensemble de solutions pour faire ses choix.

Le front de Pareto ou ensemble de solutions optimales au sens de Pareto est avant toute chose une façon d'exprimer des résultats d'optimisation. Il fournit un ensemble de solutions optimales qui devra être analysé par le concepteur afin d'acquiescer de nouvelles connaissances qui lui permettront de prendre une décision rationnelle.

C'est une démarche a posteriori, c'est-à-dire que tous les choix ne sont pas faits avant l'optimisation. Par exemple, si l'on souhaite développer un système performant et consommant peu ; il est difficile de faire un choix, car les objectifs sont opposés et de natures différentes. Dans le cas d'une optimisation a priori, un compromis est fait avant de lancer les calculs, par exemple en pondérant les objectifs, en décidant par exemple que la consommation est 10 fois plus importante que les performances. Ce choix est délicat et pourra facilement être remis en cause par le concepteur à la fin de l'optimisation.

Une solution est dite Pareto-Optimale si et seulement si, elle minimise tous les critères séparément. x_1 domine x_2 si et seulement si :

$$f_o(x_1) \leq f_o(x_2) \quad \forall o \in \{1, \dots, p\} \quad (50)$$

Pour construire un ensemble de solutions optimales au sens de Pareto, les méthodes d'optimisation ont dû évoluer ; une méthode fréquemment utilisée pour ce genre de problème est l'algorithme NSGA-II (Non-dominated Sort Genetic Algorithm II) [Deb 2002]. Tous les algorithmes d'optimisation ne permettent pas de trouver directement un ensemble de Pareto et de nouvelles familles de méthodes sont apparues. Les méthodes mono-objectif classiques peuvent être utilisées pour résoudre les cas les plus simple moyennant la transformation du problème multi-objectif en plusieurs problèmes mono-objectif. Dans ce cas, différentes techniques peuvent être utilisées [Collette], [Regnier 2003, ch.2].

Par exemple, la méthode de pondération des fonctions objectifs, revient à lancer successivement une méthode d'optimisation mono-objectif en faisant varier simultanément des coefficients de pondération c_o entre les objectifs pour créer le front. Fréquemment, la somme des coefficients de pondération est égale à 1.

$$\min_x f_f(x) = \min_x \sum_{o=1}^p c_o \cdot f_o(x) \quad o = 1, \dots, p \quad (51)$$

Dans le cas d'une optimisation avec 2 objectifs ($p = 2$), on peut prendre $c_1 = \alpha$, $c_2 = (1-\alpha)$ et faire varier α de 0 à 1. Une telle méthode ne garantit pas une répartition uniforme des points solutions, ni la construction globale du front. La figure 48.a présente la méthode par variation des pondérations pour deux objectifs à minimiser. Dans cet exemple, les fonctions objectifs peuvent se mettre sous la forme d'une droite :

$$f_2(x) = -\frac{c_1}{c_2} \cdot f_1(x) + M \quad (52)$$

M représente le minimum de f_2 . Cette droite vient tangenter, l'espace des solutions admissibles pour former le front de Pareto. Si l'espace des solutions n'est pas convexe, l'ensemble du front de Pareto n'est pas déterminé.

Une autre solution consiste à passer des objectifs en contrainte et à ne garder qu'un objectif. La figure 48.b présente cette approche où f_2 est passée en contrainte.

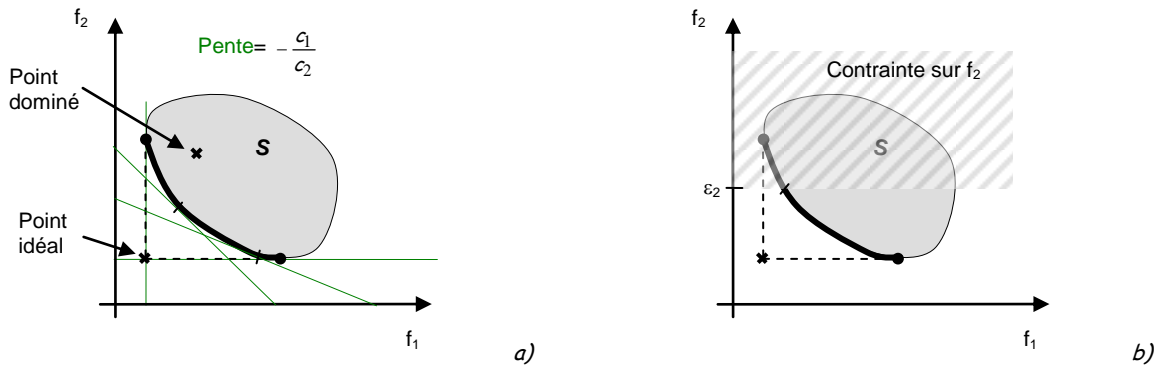


Figure 48. Méthode Multi-objectif par transformation en problème mono-objectif

Les méthodes et techniques permettant la construction des fronts de Pareto ont toutes pour objectif de tracer l'ensemble du front avec une répartition des points la plus uniforme possible [Alotto2008 - cas test22].

F.4.1. Exemples simples

F.4.1.1. 1 dimension

Le problème de Schafner est un exemple simple et visuel :

$$\begin{aligned}
 \min_x f_1(x) &= x^2 \\
 \min_x f_2(x) &= (x-2)^2 \\
 -1 \leq x &\leq 3
 \end{aligned}
 \tag{53}$$

Le problème comporte 2 objectifs et 1 variable, ainsi pour tracer f_1 en fonction de f_2 , il suffit de faire varier x . L'ensemble des solutions au sens de Pareto est une portion de courbe, ($0 \leq f_1 \leq 4$, $0 \leq f_2 \leq 4$, $0 \leq x \leq 2$). La figure 49.a représente l'évolution des fonctions f_1 , f_2 en fonction de x . On voit apparaître 3 zones. Dans la première, les deux fonctions décroissent, il n'y a aucun intérêt à choisir une solution dans cette zone. La suivante est la zone de compromis, une fonction croît lorsque l'autre décroît, c'est la zone où le front de Pareto apparaîtra. Les deux fonctions sont antagonistes. Dans la dernière zone, les deux fonctions sont croissantes. La figure 49.b représente l'évolution de la fonction f_2 en fonction de f_1 . La zone en gras représente le front de Pareto. L'exemple permet de mettre en avant la notion de dominance. Les points hors de la zone de compromis sont dominés. Les points extrémités représentent la solution optimum pour f_1 et f_2 indépendamment.

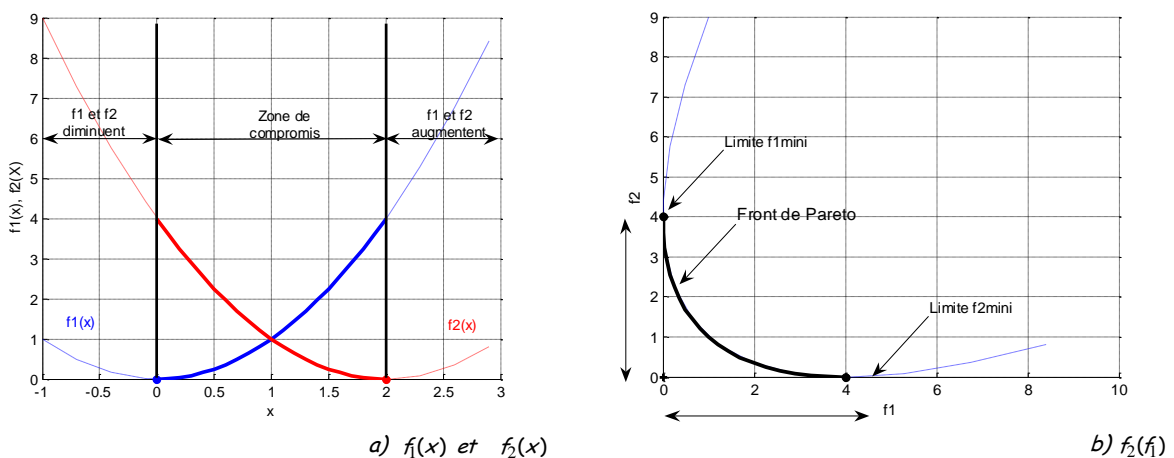


Figure 49. Exemple de front de Pareto

F.4.1.2. 2 dimensions

Dans le problème de *Binh* les solutions sont mieux réparties dans l'espace des solutions :

$$\begin{aligned} \min_{x_1, x_2} f_1(x) &= x_1^2 + x_2^2 \\ \min_{x_1, x_2} f_2(x) &= (x_1 - 5)^2 + (x_2 - 5)^2 \end{aligned} \quad (54)$$

$$-5 \leq x_1 \leq 10, \quad -5 \leq x_2 \leq 10$$

Le problème comporte 2 objectifs $f_1(x)$, $f_2(x)$ et 2 variables x_1, x_2 . La figure 50.a représente le domaine d'études, une grille avec un pas de 0.5 est pris. Les ronds autour des points représentent les coordonnées des éléments appartenant au front de Pareto. La figure 50.b représente l'ensemble des solutions. Les solutions optimales au sens de Pareto sont identifiées par un rond et forment un front. Tous les points situés au dessus du front sont dominés (50).

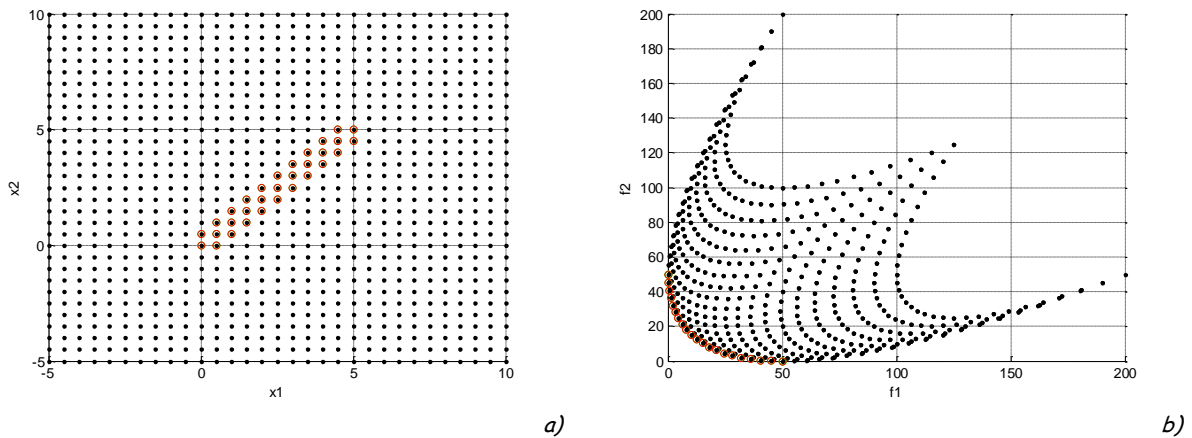


Figure 50. Exemple de front de Pareto

Le domaine d'étude et l'ensemble des solutions ne sont pas bijectifs.

F.4.2. Utilisation en Electrotechnique

La notion de front de Pareto est utile dans le domaine de l'électrotechnique et notamment quand le système étudié devient compliqué, comme dans le cas des chaînes de traction [Regnier 2003].

La figure 51 monte la construction d'un front de Pareto avec 3 méthodes : SQP avec pondération, NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm) et SPEA2 Strength Pareto Evolutionary Algorithm) [Moussouni 2007]. Le front permet d'analyser l'effet de l'amélioration du rendement par rapport à la réduction de la masse, les 2 objectifs sont opposés. L'étude est faite pour la conception d'un moteur roue qui est un problème multimodal et contraint [Brisset 2005]. Les différentes méthodes construisent le front avec plus ou moins de précision. La répartition des points sur le front n'est pas uniforme. Le front permet au concepteur de relier l'amélioration du rendement à l'augmentation de la masse. Par exemple, pour un moteur avec 95.5% de rendement, la masse est d'environ 17kg, s'il veut améliorer le rendement à 95.8%, la masse atteindra 25kg. Dans ce problème, si la masse avait été placée en contrainte, elle serait active et participerait fortement à la définition du moteur optimal.

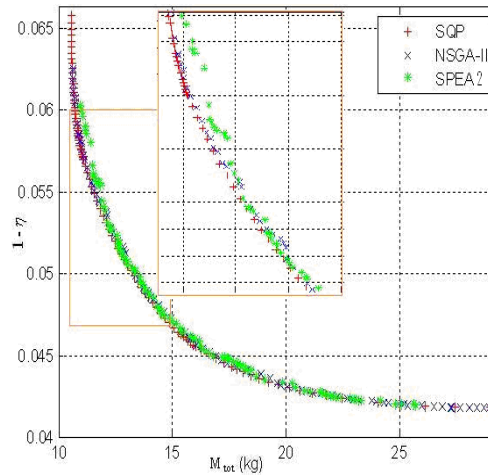


Figure 51. Ensemble de solutions au sens de Pareto, deux dimensions [Moussouni 2007]

La figure 52 présente un front de Pareto en 3 dimensions et ses projections [FGC.44]. Il a été obtenu avec l'algorithme d'optimisation NSGA-II sur un modèle analytique multi-physiques. La construction du front a pris 8 heures ; l'ensemble des points sont optimaux. L'interprétation est plus difficile. Trois points particuliers peuvent être distingués : le carré représente la solution avec la plus petite masse, le triangle celui avec le plus petit coût, et le rond la consommation la plus faible. Le choix est délicat et doit se faire dans le contexte d'une application. Toutefois, dans l'exemple figure 52.c, on observe très clairement que la réduction de la consommation énergétique se fera fortement au détriment de la masse. Dans le modèle, la masse des matériaux est reliée proportionnellement au coût, ce que l'on retrouve sur figure 52.b. Toutefois, cette représentation ne fournit pas toutes les informations nécessaires, comme par exemple si des variables sont en butée ou si certaines contraintes sont actives. Ceci pourrait être amélioré en modifiant la couleur des points ou leur forme.

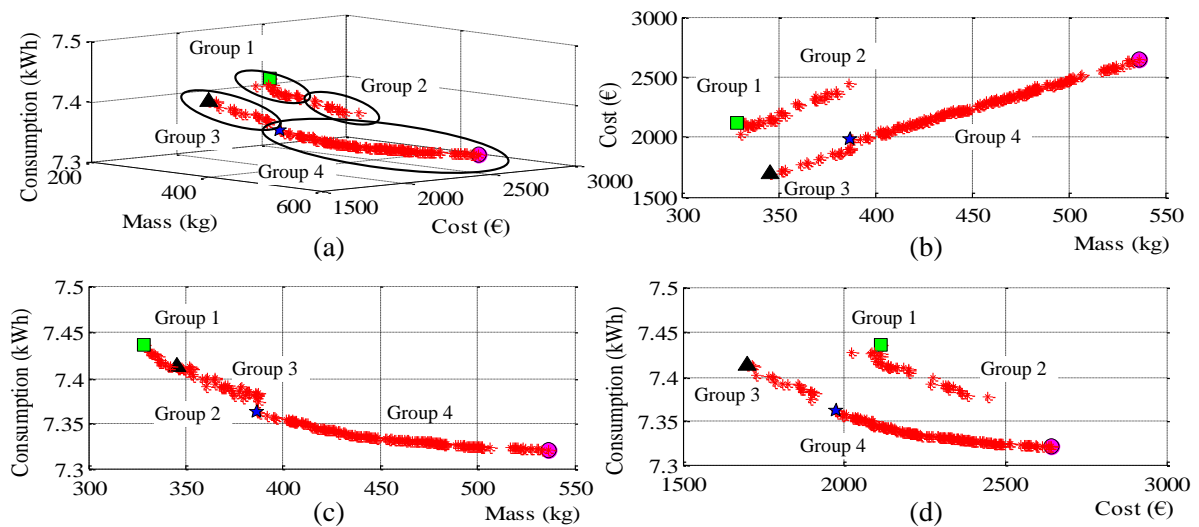


Figure 52. Ensemble de solutions au sens de Pareto, trois dimensions [FGC.44]

La présentation des résultats, sous la forme d'un ensemble de solutions optimales, offre un nouvel outil d'analyse aux concepteurs de systèmes électriques.

G. Les méthodes d'optimisation

Les méthodes d'optimisation sont devenues des outils essentiels pour la conception des dispositifs. Ce sont des techniques itératives qui permettent de résoudre des problèmes compliqués formulés sous forme mathématique. De ce fait, les éléments de ce processus itératif doivent être exprimés sous forme de modèle. Ces méthodes permettent de fournir un point solution optimale ou un ensemble de points optimaux dans le cas d'une optimisation multi-objectif. Les méthodes d'optimisation permettent de lier les différentes parties d'un processus de conception pour sa formulation et sa résolution.

Ainsi, les méthodes d'optimisation deviennent de fait, une brique élémentaire du processus de conception et peuvent donc être combinées. Par exemple, plusieurs optimisations peuvent être exécutées pour aboutir à la conception d'un système. Certaines techniques d'optimisation requièrent différentes méthodes d'optimisation pour atteindre leur objectif, comme par exemple, les méthodes hybrides. Certaines stratégies d'optimisation, incorporent une méthode d'optimisation au sein de leur algorithme comme par exemple la méthode *EGO*⁷.

Différentes méthodes d'optimisation existent chaque méthode a des avantages et des inconvénients, qu'il faut être capable d'intégrer lors de la construction d'un processus de conception [Papalambros2003].

G.1. Forme générale d'un problème d'optimisation

La description générale d'un problème d'optimisation que l'on nommera \mathcal{O} , peut se mettre sous la forme [Venka 2002], [Brisset2007] :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} f_o(\mathbf{x}) & \quad o = 1, \dots, n_f \\ h_i(\mathbf{x}) = 0 & \quad i = 1, \dots, n_h \\ g_j(\mathbf{x}) \leq 0 & \quad j = 1, \dots, n_g \\ lb_k \leq x_k \leq ub_k & \quad k = 1, \dots, n_V \end{aligned} \quad \equiv \mathcal{O} \quad (55)$$

Les variables sont contenues dans le vecteur $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Des butées basses lb et hautes ub sur chaque variable x_k définissent le domaine d'étude V . L'optimisation permet de trouver la valeur de chaque variable dans le domaine V en minimisant les fonctions objectifs $f_o(\mathbf{x})$ et en respectant les contraintes d'égalité $h_i(\mathbf{x})$ et d'inégalité $g_j(\mathbf{x})$. Le domaine des solutions de \mathbf{x} que l'on appellera \mathcal{S}^* est restreint à une solution unique pour un problème d'optimisation mono objectif ($o = 1$), et dans ce cas la solution optimale est \mathbf{x}^* . \mathcal{S}^* est inclus dans V pour exister ($\mathcal{S}^* \subset V$). L'ensemble \mathcal{S} représente l'ensemble des variables faisables, c'est-à-dire respectant les contraintes ($h_i(\mathbf{x}) = 0, g_j(\mathbf{x}) \leq 0$). L'optimisation sélectionne dans \mathcal{S} la ou les solutions optimales pour former \mathcal{S}^* . La figure 53 représente le passage de l'espace de recherche des variables V à l'ensemble des solutions \mathcal{S}^* de \mathbf{x} . La partie droite représente le passage de l'espace des solutions \mathcal{S}^* des variables à l'ensemble des solutions des objectifs \mathcal{FS}^* ($f_o(\mathbf{x}^*)$; $o = 1, \dots, n_f$), comme dans le cas d'un ensemble de Pareto.

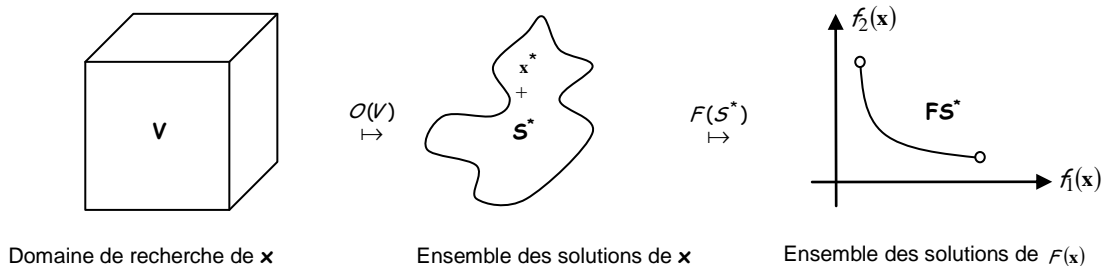


Figure 53. Ensembles de recherche, des solutions de \mathbf{x} et de $F(\mathbf{x})$

La figure 54 représente l'espace de recherche des variables V défini par les bornes affectées à chaque variable x_k , l'ensemble des solutions admissibles \mathcal{S} (respectant les contraintes) contenu dans V et l'ensemble des solutions optimales de \mathbf{x} : \mathcal{S}^* .

⁷ G.3.5

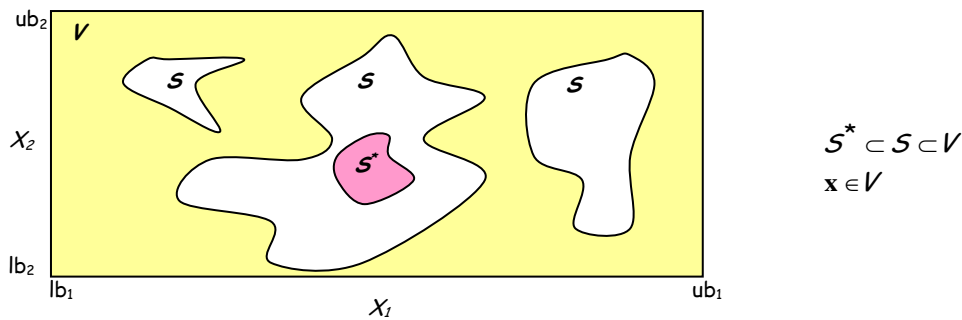


Figure 54. Les différents ensembles, des variables de conception x

En général, le problème d'optimisation doit être formulé en termes de minimisation (55). Si le problème ne s'exprime pas directement par une fonction à minimiser, mais plutôt par une fonction à maximiser, il suffit de prendre l'opposé ($-f(x)$) pour pouvoir appliquer (55). De même, il est possible de transformer un problème d'optimisation avec contraintes d'égalité $h_j(x)=0$ en un problème avec seulement des contraintes d'inégalité, ainsi, $h_j(x)=0$ est équivalente à deux contraintes d'inégalité $g_j(x) \leq 0$ et $-g_j(x) \leq 0$.

G.1.1. Difficultés de résolution

La difficulté de résolution d'un problème d'optimisation dépend pour une grande part de la nature du problème et de ses dimensions (n_f, n_h, n_g, n_v). Plus le problème a un nombre de variables importants (n_v) et de contraintes (n_g, n_h), plus il est long à résoudre. Ce qui peut entraîner des temps de calcul rédhibitoire.

L'optimisation multi-objectif provoque également une forte augmentation des temps de calcul, car elle offre un ensemble de solutions au lieu d'une solution unique.

La nature de la fonction objectif et des contraintes, a également un rôle très important. Si une fonction nécessite un temps de calcul important, l'optimisation ne peut la solliciter qu'un nombre réduit de fois, ce qui implique une réduction des dimensions du problème ou l'utilisation de nouvelles stratégies spécifiques utilisant par exemple des méthodes de Space Mapping [Tran 2008].

La forme des fonctions influe sur la rapidité de convergence.

Dans le cas de l'utilisation de modèles numériques, le bruit de modélisation peut perturber la convergence de l'algorithme [FGR.17], [FGC.43].

Le problème peut être difficile à résoudre si le domaine de faisabilité S est très petit par rapport au domaine de recherche V . Dans ce cas, quel que soit l'algorithme, algorithme génétique (global) ou méthode à base de gradient (local), la convergence est délicate, car l'amélioration d'un point est difficile si les contraintes ne sont pas satisfaites.

Les méthodes locales comme la méthode SQP fonctionnent mieux avec un point initial faisable. Le concepteur, de par sa connaissance du problème, doit proposer un point initial faisable ce qui est quelques fois délicat si le problème est complexe.

Un cas fréquent, apparaît lorsque des contraintes géométriques sont ajoutées au problème d'optimisation. Si ces contraintes sont franchies, les fonctions objectifs et contraintes ne peuvent être calculées car sans sens physique ; par exemple une dimension prendrait une valeur négative. Le concepteur doit intégrer le mieux possible ces contraintes au moment de la définition de son problème d'optimisation et de ces variables.

Une autre difficulté, pour un algorithme d'optimisation est d'avoir l'espace de faisabilité S discontinu. L'algorithme devra franchir des contraintes pour accéder à une nouvelle zone dans lequel l'optimum se trouve. Toutes ces difficultés entraînent l'apparition de nouvelles classes d'algorithme permettant de résoudre ces problèmes.

A titre d'exemple, le problème (56) est présenté. Il a été utilisé afin de tester une méthode d'optimisation globale *EGO*. Le problème d'optimisation est inspiré de [Sasena2000] et a été modifié afin d'ajouter un bruit ($0.1(\sin(100x_1) + \sin(100x_2))$) sur la fonction contrainte, afin de simuler un bruit numérique provenant d'une modélisation éléments finis. Le problème d'optimisation s'exprime :

$$\begin{aligned}
 \min_{x_1, x_2} \quad & f = 2 + 0.01(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2 + \\
 & 2(2 - x_2)^2 + 7 \sin(0.5x_1) \sin(0.7x_1x_2) \\
 \text{subject to } g \quad & = -\sin(x_1 - x_2 - \pi/8) + \\
 & 0.1(\sin(100x_1) + \sin(100x_2)) \leq 0
 \end{aligned} \tag{56}$$

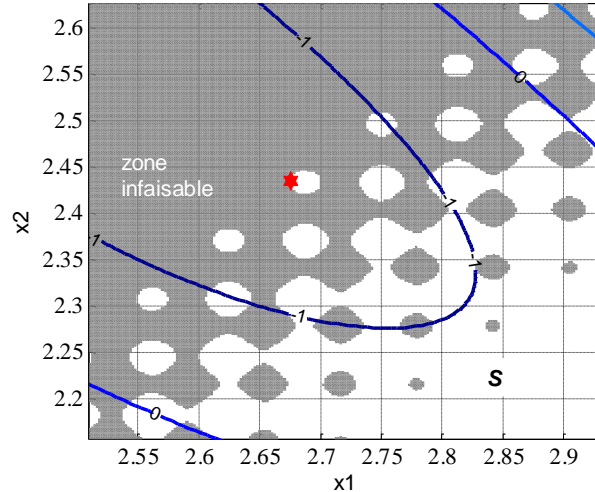


Figure 55. L'espace de faisabilité S est discontinu

La figure 55 présente la zone faisable S en clair et la zone infaisable en foncé. Les courbes d'isoréponses montrent l'endroit où se trouve le minimum. La position du minimum est donnée par l'étoile. On voit très clairement sur cet exemple que l'espace S est discontinu. Sur cet exemple, la méthode *EGO* a trouvé l'optimum global avec une erreur de 10% sur la distance euclidienne. Il a fallu lancer une centaine de fois la méthode *SQP* à partir de points initiaux choisis aléatoirement ($0 < x_k < 5$) pour trouver l'optimum global [FGC.43].

G.1.2. Optimum global ou local

Différents types de minimum peuvent apparaître lors de la résolution d'un problème d'optimisation local ou global. La solution exacte du problème d'optimisation est l'obtention d'un optimum global, mais toutes les méthodes ne le permettent pas systématiquement. Certaines méthodes telles que les méthodes à base de gradient ont une recherche locale et n'explorent pas l'ensemble du domaine. En contrepartie, leur convergence est rapide. La recherche d'un optimum global a un coût en nombre d'évaluations des fonctions objectifs et contraintes.

Dans le cas de l'optimisation sans contrainte, une condition nécessaire d'optimalité est la stationnarité au point optimal x^* :

$$\frac{\partial f}{\partial x_k} = 0 \quad , k = 1, \dots, n_v \tag{57}$$

Dans le cas de l'optimisation avec contraintes, ce sont les conditions nécessaires de Kuhn-Tucker (KT) qui doivent être vérifiées, [Venkatraman2002] :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial f}{\partial x_k} + \sum_{i=1}^l \lambda_i \cdot \frac{\partial h_i}{\partial x_k} + \sum_{j=1}^m \beta_j \cdot \frac{\partial g_j}{\partial x_k} &= 0 \quad k = 1, \dots, n_v \\
 h_i &= 0 \quad i = 1, \dots, n_h \\
 \beta_j \cdot g_j &= 0 \quad j = 1, \dots, n_g
 \end{aligned} \tag{58} \quad \text{(KT)}$$

Le système d'équation de Kuhn-Tucker impose l'annulation du gradient de la fonction objectif et des contraintes actives au point solution x^* . Les multiplicateurs de Lagrange sont nécessaires afin d'équilibrer l'influence des contraintes g_j et h_i entre elles et avec la fonction objectif f . Ces deux conditions sont suffisantes pour les fonctions convexes. Mais pour les problèmes applicatifs qui nous concernent, il n'est pas concevable d'étudier leur convexité car, fréquemment les modèles sont : compliqués, imbriqués, implicites, itératifs ou simplement sous forme de boîte noire.

x^* est un minimum global de la fonction f si :

$$f(x^*) \leq f(x) \text{ quel que soit } x \in S. \tag{59}$$

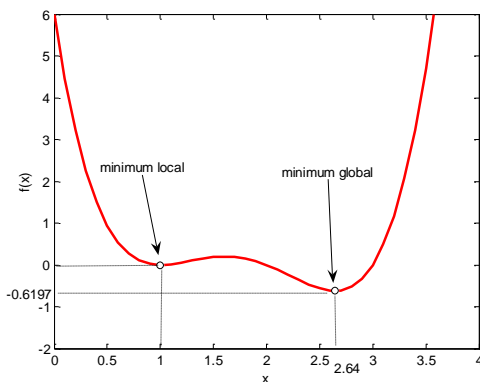
Un exemple est présenté afin d'illustrer cette partie, il est tiré de [Venkatraman 2002], la fonction objectif a été modélisé au paragraphe E :

$$\begin{aligned} \min_x f(x) &= (x-1)^2 \cdot (x-2) \cdot (x-3) \\ 0 &\leq x \leq 4 \end{aligned} \tag{60}$$

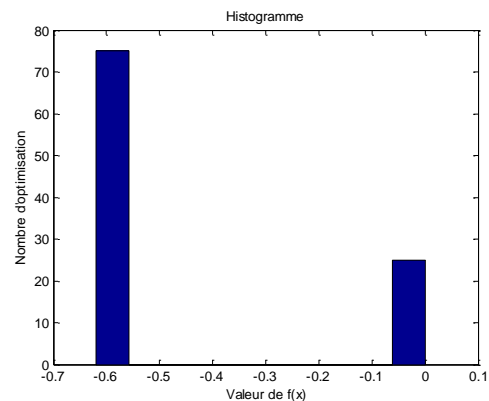
(60) est un problème d'optimisation unidimensionnel sans contrainte. Les solutions analytiques sont simples à trouver en dérivant et en annulant la fonction objectif. On trouve: $x_a = 1$ et $x_b = \frac{17 + \sqrt{17}}{8} \approx 2,6404$ avec $f(x_a) = 0$ et $f(x_b) = -0.6197$. x_a est un minimum local, x_b est l'optimum global du problème. La figure 56.a représente la fonction objectif où le minimum local et global sont visible.

La méthode SQP est utilisée sur ce problème. 100 points initiaux sont pris aléatoirement dans le domaine d'étude. La figure 56.b montre qu'il y a environ 25% des solutions qui ont convergé vers l'optimum local. C'est la difficulté des méthodes d'optimisation locale, le point initial a beaucoup d'importance. Ici, le problème est très simple et le taux de convergence vers l'optimum global est très bon, mais lorsque le problème se complique, c'est à dire que le nombre de dimensions augmente et que de nombreuses contraintes apparaissent, alors le pourcentage d'optimum global trouvé diminue à quelques pourcents [FGR15], [FGR43]. Si on souhaite améliorer une solution déjà bien connue, la méthode SQP est très efficace. Pour un problème avec un domaine d'étude plus large son utilisation est plus délicate et il faut systématiquement lancer de nombreuses fois la méthode pour tenter de trouver l'optimum global.

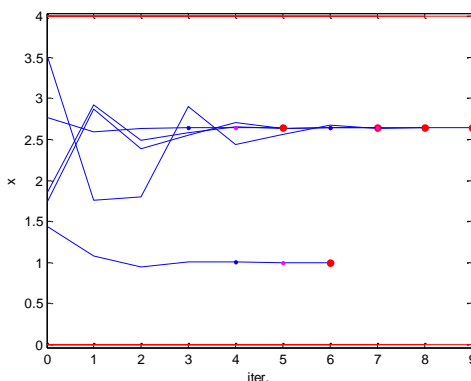
La figure 56.c montre l'évolution de la variable x en fonction du nombre d'itérations. On voit apparaître les 2 optimums. Le nombre d'itérations évolue en fonction du point initial. Il faut une vingtaine d'évaluations de la fonction objectif pour converger. La figure 56.d représente l'évolution de la variable et de l'objectif pour différents points initiaux.



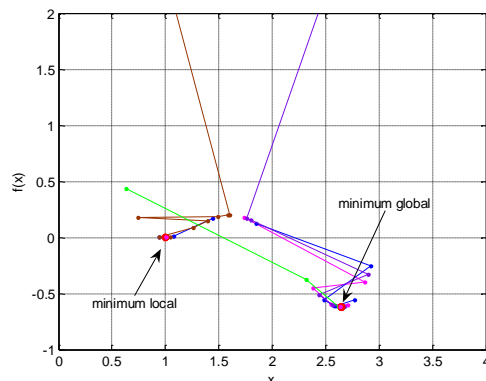
a) Représentation de la fonction (60)



b) Convergence sur 100 optimisations



c) Nombre d'itération pour quelques points



d) déplacement dans V

Figure 56. Optimum global et local

Une contrainte d'égalité est ajoutée au problème précédent.

$$\begin{aligned} \min_x f(x) &= (x-1)^2 \cdot (x-2) \cdot (x-3) \\ g(x) &: 0,75 \cdot x^2 - 1,5 \cdot x - 1 \leq 0 \\ 0 &\leq x \leq 4 \end{aligned} \quad (61)$$

Dans le domaine V , $g(x)$ s'annule pour $x = 1 + \sqrt{\frac{7}{3}} \approx 2,5275$. L'ensemble des solutions de x (S) est compris entre 0 et $1 + \sqrt{\frac{7}{3}}$.

La solution du problème d'optimisation se trouve sur la contrainte ; la contrainte est active, c'est elle qui impose la valeur du minimum ($x^* = 1 + \sqrt{\frac{7}{3}}$). Dans un problème de conception, savoir si une contrainte est active ou non a une très grande importance. La figure 57 représente la fonction objectif et contrainte puis définit le domaine de faisabilité. Le taux de convergence de la méthode SQP est sensiblement le même que dans l'exemple précédent. Ces résultats ont été obtenus avec l'interface « MonVeoptim » développée par Victor Mester [FGTH.3].

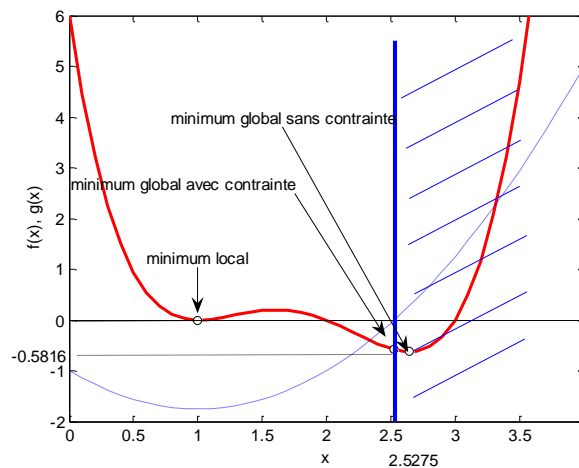


Figure 57. Optimum obtenu avec contrainte

La difficulté de trouver à coup sûr l'optimum global a entraîné le développement de méthodes d'optimisation globale. Ces méthodes sont plus coûteuses en temps de calcul car elles doivent incorporer une phase d'exploration du domaine lors de leur convergence. La méthode la plus connue est la méthode des algorithmes génétiques [Zbigniew 1992], [MatToolBoxAG]. Différentes méthodes d'optimisation sont présentées au paragraphe G.3.

G.1.3. Une représentation graphique

Afin d'aider à l'analyse du problème d'optimisation posé et permettre plus facilement sa duplication par un tiers, une représentation graphique du problème est un apport intéressant. Ce support facilite l'échange et l'appropriation du problème d'optimisation. Un exemple est proposé sur la figure 58 [FGTH.3], [FGC46]. Une telle représentation permet une identification facile du problème de conception, car une difficulté non négligeable est la traduction du besoin en un problème d'optimisation formulé sous forme mathématique. Pour que ce problème ait un sens physique, il faut savoir définir correctement les variables, les objectifs et les contraintes.

Sur l'exemple, les variables sont situées à gauche avec leur domaine de variation. Comme cette représentation graphique a été utilisée avec une méthode locale (SQP), la position du point initial est précisée. Les fonctions objectifs et contraintes sont placées à droite.

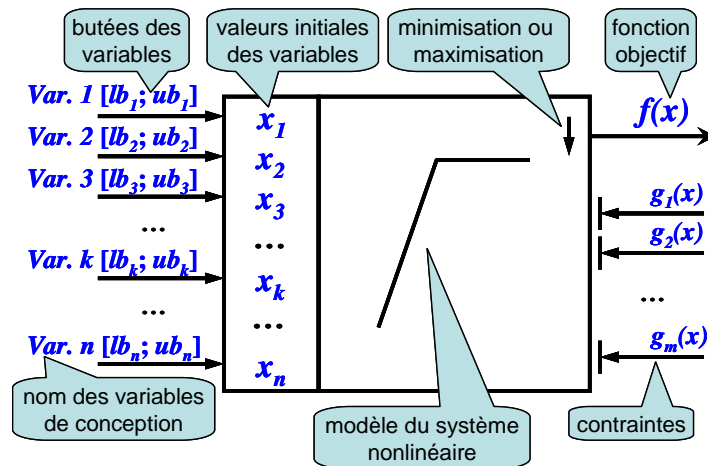


Figure 58. Symbolique d'un problème d'optimisation [FGTH.3]

G.2. Une synthèse des méthodes d'optimisation

Les méthodes d'optimisation peuvent se classer par rapport à la **nature des grandeurs traitées**, c'est-à-dire la nature des variables (continues ou discrètes), ou la nature des fonctions (linéaires ou non-linéaires). La présence de contraintes ou non a beaucoup d'influence sur la méthode d'optimisation à utiliser et sur la complexité du problème. Si le problème est multi-objectifs la résolution est plus complexe car le résultat n'est plus une valeur mais un ensemble de valeurs.

Les méthodes d'optimisation peuvent également se classer par rapport à leur **domaine d'utilisation**, comme par exemple, l'optimisation topologique [Nakazaki2008] ou l'optimisation des systèmes complexes [Kim2003]. Ces classements sont redondants mais mettent en valeur certains caractères typiques d'identification.

G.2.1. Classification des méthodes d'optimisation

D'une manière générale, il est possible de classer les **méthodes d'optimisation** suivant la répartition proposée par la figure 59, [Collette]. On distingue les problèmes d'optimisation combinatoire, des problèmes continus. La résolution d'un problème combinatoire peut être simple, s'il est possible d'énumérer toutes les combinaisons. Cette solution est généralement impossible en un temps acceptable, c'est pourquoi des *méthodes heuristiques* (spécialisés) et *méta-heuristique* (génériques) ont été développées permettant de proposer une solution approchée en un temps raisonnable. Par exemple, les Algorithmes génétiques font partis de la famille des méta-heuristiques. La Méthode Branch et Bound est une *méthode exacte*, l'espace de recherche est subdivisé successivement en intervalles, des bornes sont calculées, et toutes les branches sont explorées, ce qui permet d'obtenir avec certitude l'optimum global [Messine2006]. La méthode est très coûteuse en temps de calcul et donc ne peut résoudre que des problèmes de tailles réduites. Pour l'optimisation continue, on distingue le cas linéaire du cas non-linéaire. *L'optimisation linéaire* permet de résoudre des problèmes ayant la fonction objectif et les fonctions contraintes linéaires. Des algorithmes spécifiques et très performants ont été créés spécialement pour résoudre ce type de problème. L'optimisation non linéaire, permet de résoudre des problèmes ayant des équations non linéaires. Deux catégories de méthodes existent, *les méthodes locales*, qui recherchent un optimum au voisinage d'un point initial et *les méthodes globales* qui explorent le domaine avant de converger vers la solution. Les méthodes locales utilisent ou non le gradient pour converger, toutefois, l'utilisation du gradient accélère la convergence mais pose quelques difficultés lorsqu'il doit être calculé par différence finie. La méthode « Sequential Quadratic Programming - SQP » est une méthode locale à base de gradient, utilisée pour sa rapidité de convergence et sa bonne gestion des contraintes. Les méta-heuristiques font parties des méthodes globales, ainsi, elles permettent d'aborder des problèmes à variables mixtes. Les méthodes à base de modèles de substitution comme la méthode « Efficient Global Optimisation -EGO » est une méthode globale qui permet de traiter des problèmes à variables continues en construisant progressivement un modèle de kriging. Finalement, on constate que les méta-heuristiques et les méthodes locales sont complémentaires et peuvent être combinées pour former des méthodes hybrides. La méta-heuristique est chargée de l'exploration du domaine et la méthode locale est chargée d'accélérer la convergence.

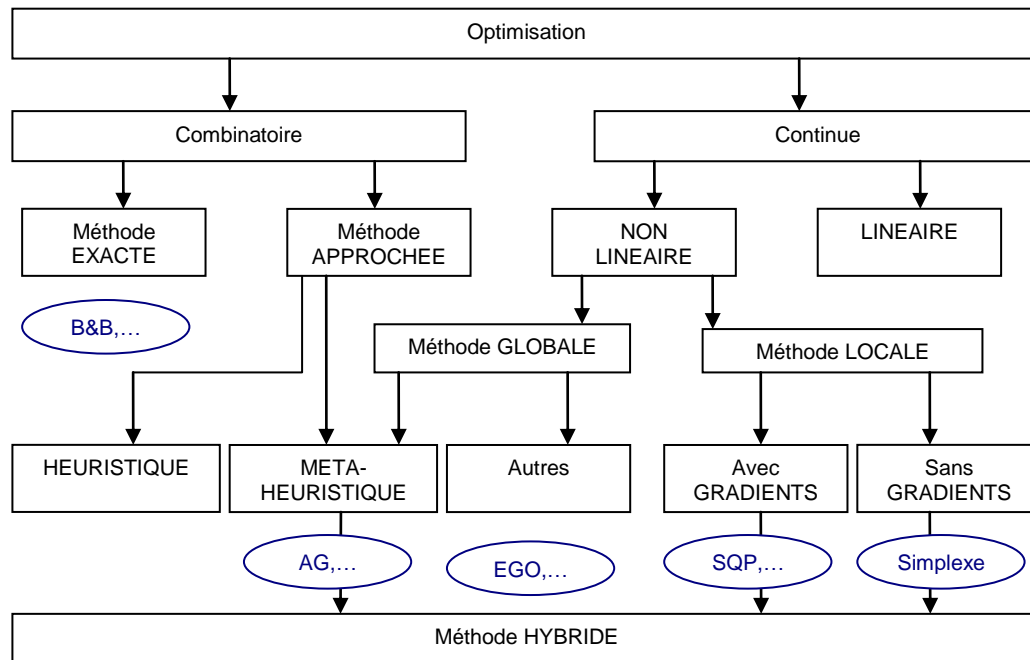


Figure 59. Classification des méthodes d'optimisation mono objectif

G.2.2. Caractéristiques des problèmes d'optimisation

Il est possible de classer les **problèmes d'optimisation** en fonction de leurs caractéristiques et de leurs domaines d'utilisation [Papalambros2000]. La nature du problème et sa formulation, a énormément d'importance sur la complexité du problème à résoudre.

Par exemple, l'optimisation de la forme d'une machine avec l'intégration des contraintes dans la définition du modèle [FGR.2], ou la résolution d'un problème de dimensionnement d'un moteur avec contrainte d'égalité sur le couple et d'inégalité sur l'échauffement [FGR.18], représentent deux niveaux de difficultés fortement différents alors que le dispositif est identique.

L'énoncé du problème doit guider l'utilisateur simultanément vers une formulation et une méthode d'optimisation la plus appropriée. On peut classer les problèmes d'optimisation en fonction de certains critères :

- *Le nombre de variables du problème.* Un problème mono variable est relativement simple à résoudre avec une méthode itérative (dichotomie). Avec deux variables le problème peut encore être résolu simplement sous forme graphique. Une dizaine de variables, reste un problème accessible à la plupart des algorithmes classiques. Toutefois, lorsque le problème atteint une cinquantaine de variables, le problème devient plus difficile à résoudre car le temps de calcul (le nombre d'évaluations) augmente rapidement.
- *La nature des variables.* Si le problème possède des variables continues, discrètes ou de catégories, la méthode d'optimisation à employer est différente. Quelquefois, les variables discrètes sont considérées continues pour résoudre le problème. Puis, autour de la solution trouvée, les différentes combinaisons sont testées.
- *Le type des fonctions.* Si le modèle mathématique est connu ou si le modèle est sous forme de boîte noire, la méthode ou même la démarche d'optimisation peut être différente. Par exemple, si le modèle mathématique existe, il est possible de calculer de manière formelle la dérivée. Si le modèle est sous forme de boîte noire, il peut être couplé informatiquement ou non à l'algorithme d'optimisation. La nature de la fonction à étudier a aussi beaucoup d'importance. Si la fonction est linéaire, la résolution doit être faite par un algorithme pour problème linéaire. Si les fonctions sont non linéaires, le problème peut être convexe ou multimodal et dans ce cas un algorithme adapté doit être retenu (local/global).
- *La présence, le nombre et la nature des contraintes.* La présence ou non de contraintes modifie fortement le choix de la méthode. Les techniques de prise en compte des contraintes peuvent varier d'une méthode à l'autre. Un nombre important de contraintes actives au niveau de la solution trouvée peut représenter un problème difficile. L'existence ou non d'une solution faisable est un critère pour la formulation du problème. Un problème très contraint peut également être une difficulté si aucune solution initiale n'est faisable, l'algorithme peut

avoir des difficultés à converger, n'étant pas capable d'améliorer la solution courante. Des contraintes géométriques strictes, rendant le calcul des solutions impossibles, peuvent être aussi une difficulté.

- *Le nombre d'objectifs.* La résolution d'un problème multi objectif modifie la nature de l'algorithme et la complexité du problème.

Dans le domaine de la conception des composants et systèmes électrotechniques les problèmes sont généralement non linéaires et fortement contraints. Les problèmes sont fréquemment multimodaux. Les variables peuvent être continues (dimensions), discrètes (nombre de conducteurs) ou de catégorie (nuance d'un matériau). L'optimisation multi objectif peut être intéressante pour apporter une aide à la décision, par exemple entre la réduction de la masse et l'amélioration de l'efficacité énergétique d'un dispositif.

L'utilisation des méthodes d'optimisation tend à se généraliser dans l'industrie pour résoudre certains problèmes sophistiqués. L'optimisation est l'outil par excellence des ingénieurs de conception.

G.3. Présentation des méthodes d'optimisation employées

Différentes techniques et méthodes d'optimisation ont été employées pour concevoir de façon optimale des équipements électriques. Chaque technique a des avantages et des inconvénients, par rapport à un problème donné et doit donc être choisi en fonction des besoins et des contraintes du problème à traiter. Fréquemment, nous avons été confrontés à des modèles sous forme de boîte noire, ce qui nous a incité à utiliser la méthode des plans d'expériences ou la méthode EGO. Les problèmes de conception fortement contraints nous ont guidé vers la méthode SQP. La méthode est rapide, prend bien en compte les contraintes, mais est très sensible au bruit numérique et fournit un optimum local. Les algorithmes génétiques permettent de trouver l'optimum global, mais sont coûteux en nombre de simulations. Au sein d'un processus de conception, c'est donc l'association et la combinaison des méthodes qu'il faut privilégier. La méthode d'optimisation est un outil.

G.3.1. Plans d'expériences

La méthode des plans d'expériences aide à gérer les expériences coûteuses financièrement ou dans le cas de la modélisation, les simulations coûteuses en temps et ceci pour des problèmes de grandes tailles. La méthode s'appuie sur des bases statistiques pour définir les expériences les mieux appropriées et offre des outils pour l'analyse des résultats. La méthode des plans d'expériences permet de :

- construire un plan d'expériences de taille réduite et d'en extraire un maximum d'informations
- gérer un grand nombre de facteurs discrets et continus
- construire des modèles polynomiaux où les coefficients ont une signification (variables centrées réduites).
- tester l'influence des facteurs entre eux (effets, interactions) en offrant grâce à l'analyse de la variance une estimation de leur signification.

Classiquement, la méthode des plans d'expériences s'utilise en deux étapes successives. La première étape consiste à rechercher les facteurs influents parmi un grand nombre de facteurs. Une technique de **screening** est alors utilisée en association avec la construction de plans factoriels fractionnaires. Le principe est d'utiliser un petit nombre d'expériences, pour tester l'influence d'un grand nombre de facteurs. La signification de chaque facteur est jugée grâce à une analyse de la variance, entre la variance résiduelle de modélisation et la variance des effets du modèle. La méthode permet de passer d'un problème à quelques dizaines de facteurs à un problème à seulement quelques facteurs. Le problème est ainsi réduit et peut être étudié plus finement ou optimisé avec les seuls facteurs définis comme les plus influents. La deuxième étape consiste à utiliser les facteurs les plus influents pour construire des **surfaces de réponses** (pour chaque réponse étudiée). La construction d'une surface de réponse nécessite plus d'expériences que dans l'étape de screening et des plans spécifiques doivent être construits. Ici, le but est de construire un modèle multidimensionnel bien ajusté aux phénomènes physiques ; fréquemment, les termes carrés sont ajoutés au modèle. Pour améliorer le modèle des transformations sur les variables ou les réponses peuvent être faites. L'erreur de modélisation peut être calculée en tous points du modèle.

Les outils fournis par les plans d'expériences peuvent être utilisés au sein du processus d'optimisation manuellement ou automatisés. Deux grandes familles existent. La première est basée sur une **stratégie de glissement** itératif, permettant de déplacer le modèle vers l'optimum du problème. La deuxième est basée sur une **stratégie de zoom** successif, permettant de resserrer le modèle autour de l'optimum. Aucune des deux stratégies intrinsèquement ne permet de rechercher l'optimum global.

La méthode fournit toujours un modèle. Il est possible de modéliser l'ensemble du domaine d'étude d'une manière **exhaustive** pour un niveau de précision donnée. Le domaine est initialement découpé et chaque sous domaine décomposé itérativement tant que l'erreur du sous-modèle postulé est trop élevée. La méthode est coûteuse en nombre

d'expériences, mais l'utilisation de plan fractionnaire permet de limiter le nombre d'expériences pour les problèmes de grande dimension (n , grand).

Pour découvrir et approfondir la méthode des plans d'expériences voici recensée une liste d'ouvrages de références : [Box&Hunter78], [Benoist94], [Box&Draper87], [Droesbeke97], [Goupy96]⁸, [Goupy99], [Goupy2006]⁸, [Pillet94]⁸, [Schimmerling98], [Vigier88].

G.3.1.1. Screening

Les plans de screening sont faits généralement autour d'un point d'étude pour tester l'influence des facteurs sur une réponse. Dans ce cas, le plan comporte habituellement 2 niveaux. Différents plans factorielles peuvent être utilisés, comme par exemple, les plans de Taguchi (L12) ou les plans factoriels fractionnaires (2^{n_r-r}).

La méthode de screening est fréquemment utilisée pour rechercher les facteurs influant d'un problème afin de réduire les dimensions du problème d'optimisation à traiter. Cet outil peut également guider, le concepteur pour le réglage de son dispositif qui peut être une boîte noire totalement inconnue ou plus fréquemment un dispositif industriel complexe. Le signe et la valeur des effets permettent de régler les modalités des variables pour maximiser ou minimiser la réponse. La méthode permet de gérer des facteurs continus, discrets et de catégories.

Un modèle mathématique polynomial est associé au plan de screening, il permet de calculer : la moyenne, les effets et les interactions entre facteurs si nécessaire (si une interaction est très influente, elle doit être intégrée à l'analyse [Vivier2000]). Le calcul des coefficients est très simple pour une matrice d'expérience orthogonal ($X' = X^{-1}$) constituée de facteurs à 2 niveaux et formée de +1 et de -1. L'équation (62) présente la formulation classique pour le calcul des effets. L'avantage de cette écriture est la simplicité du calcul, qui peut se faire avec un simple tableur.

$$E = \frac{1}{N} X' \cdot y \quad \text{avec} \quad y = X \cdot E \quad (62)$$

Si la matrice X n'est pas orthogonale ou que les facteurs ne sont pas exactement positionnés au niveau +1 ou -1, il est nécessaire d'utiliser une régression. C'est pourquoi, (63) est utilisée pour le calcul des coefficients du modèle, fournissant une estimation par la méthode des moindres carrés (pseudo-inverse de Moore-Penrose). Les deux expressions sont identiques si X est une matrice d'Hadamard. L'équation (63) est à utiliser de préférence pour calculer les coefficients car plus générale [Goupy99].

$$E = (X' \cdot X)^{-1} \cdot X' \cdot y \quad \text{avec} \quad \hat{y} = X \cdot E \quad (63)$$

La matrice $X' \cdot X = N \cdot I$ est la matrice d'information. Le calcul est identique à la détermination des coefficients d'un polynôme présenté au paragraphe modèle (25), mais comme ici les variables sont centrées réduites, chaque coefficient par rapport aux autres a une signification. Ainsi, l'interprétation des problèmes avec de nombreuses dimensions est facilitée. C'est d'ailleurs un des grands avantages de la méthode.

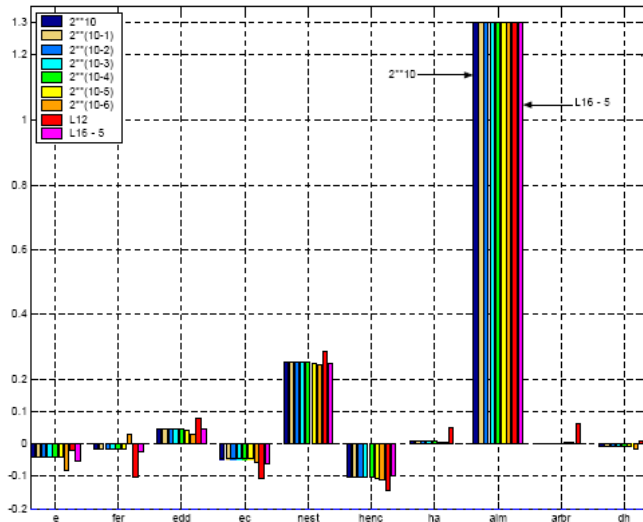
Le choix du plan de screening dépend du nombre d'expériences que l'on s'autorise. Toutefois, le nombre d'expériences doit toujours être supérieur au nombre de degrés de liberté (ddl) consommés par le modèle. Pour les plans à 2 niveaux, la moyenne, les effets, les interactions consomment un degré de liberté. Si le nombre d'expérience est égale au nombre de degrés de liberté consommés par le modèle, le modèle passera par tous les points. Il n'y aura donc aucun résidu (erreur) entre le modèle et les essais. L'absence de résidu empêchera toute analyse de la variance, ce qui n'est pas souhaitable pour un plan de screening. Il est également important de choisir un plan d'expérience avec une résolution élevé afin que l'interprétation des effets ne soit pas biaisée [Box&Hunter1978]. Un plan de résolution III a ces effets principaux confondus avec des interactions de rang égal ou supérieur à 2. Un plan de résolution IV est préférable. Dans ce cas, les effets principaux sont seulement confondus avec des interactions de rang 3. La résolution est un critère de qualité pour un plan de screening.

La figure 60 représente une analyse de screening réalisé sur un moteur à aimants permanents [Vivier TH 2002], [FGR.1], [FGR.3]. Parmi les 10 facteurs 2 sont des facteurs de catégorie, chaque facteur procède 2 modalités [FGC.7]. Le modèle associé est constitué de la moyenne et de l'effet de chaque facteur, il nécessite donc onze degrés de libertés. Le plus petit plan réalisable comporte donc 12 expériences. Dans l'exemple, 9 plans d'expériences différents sont testés afin de comparer leurs réponses : un plan complet, six plans fractionnaires et deux plans de Taguchi. La figure 60.a présente les effets de chaque facteur pour les différents plans. Pour l'interprétation du graphe des effets, il est souhaitable de l'associer à une analyse de la variance, qui sera faite à partir du résidu du modèle et des effets. La figure 60.b présente un tableau donnant le nombre d'expériences, le nombre de degrés de liberté des résidus et des calculs pour l'analyse de la

⁸ Référence à utiliser pour débiter

variance. La dernière colonne donne l'effet limite en dessous duquel, l'effet d'un facteur à une probabilité de 95% de ne pas être significatif. Pour le plan L16 seul *aim* et *nest* sont jugé influents. L'augmentation du nombre d'expériences permet de réduire le niveau de l'effet limite et améliore donc l'interprétation.

La méthode propose une étude locale pouvant gérer un grand nombre de facteurs en consommant un nombre très réduit d'expériences. La méthode nécessite le choix ou la construction de plans fractionnaires. Les plans de Taguchi sont disponibles dans la littérature et des méthodes existent pour construire des plans fractionnaires de résolution élevée en fonction du modèle retenu.



a) bar graphe des effets pour chaque facteur

PE	N	$d\hat{d}_r$	SCE_r	F_r	E_{lim}
2^{10}	1024	1013	22.4128	3.8507	± 0.0091
2^{10-1}	512	501	11.2064	3.8601	± 0.0130
2^{10-2}	256	245	5.6023	3.8797	± 0.0186
2^{10-3}	128	117	2.7929	3.9222	± 0.0270
2^{10-4}	64	53	1.4134	4.0230	± 0.0409
2^{10-5}	32	21	0.6247	4.3248	± 0.0634
2^{10-6}	16	5	0.2553	6.6079	± 0.1452
L12	12	1	0.0121	161.4476	± 0.4027
L16 - 5	16	5	0.3040	6.6079	± 0.1585

b)ANOVA test de Fisher

Figure 60. Analyse de screening [VivierTH2002p186]

G.3.1.2. RSM

Dans la méthode des plans d'expériences, les modèles de surface de réponses (RSM) sont classiquement des modèles polynomiaux du premier ordre ou du second ordre. Les modèles polynomiaux d'ordre plus élevés sont plus rares. L'objectif est de construire un modèle capable de prédire le plus finement possible les réponses.

Les coefficients du modèle se déterminent toujours avec (25). Pour faire apparaître un effet quadratique, il faut qu'il y ait plus de deux niveaux par facteur. Par exemple avec trois niveaux. La matrice X est constituée de -1, 0 et de +1 ; sa construction est directement liée au modèle postulé. L'équation (64) présente un exemple de modèle d'ordre 2 avec des termes carrés pour les facteurs.

$$\hat{y} = a_0 + a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_2 + a_{11} \cdot x_1^2 + a_{22} \cdot x_2^2 + a_{12} \cdot x_1 \cdot x_2 \tag{64}$$

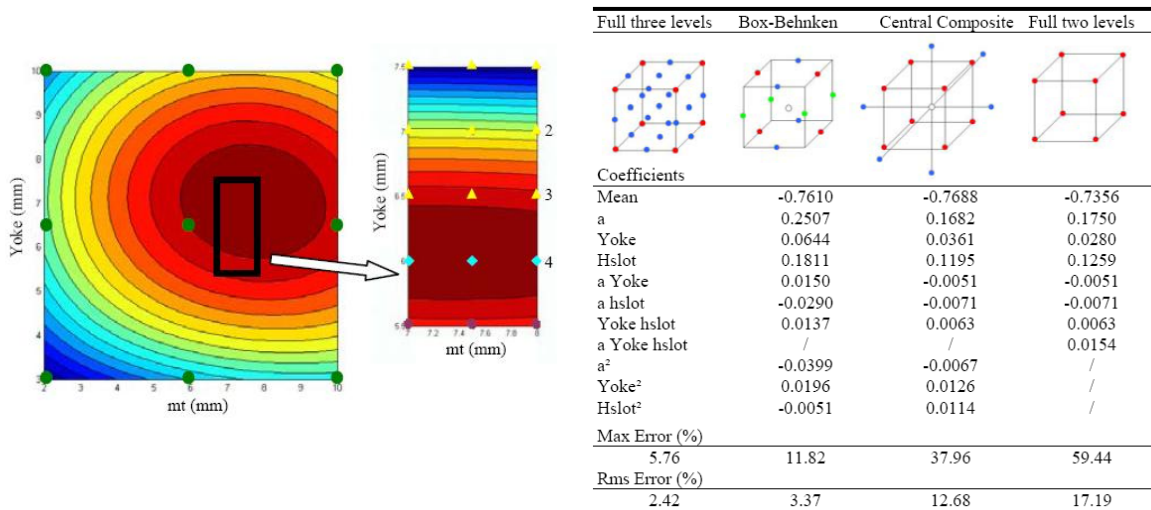
Trouver la forme du modèle la plus appropriée aux phénomènes étudiés est une tâche nécessaire pour la construction d'un modèle de surfaces de réponses. Par exemple, sur la figure 61.a, un premier modèle linéaire a été postulé en utilisant seulement les 4 points se trouvant aux 4 coins ; un point au centre du domaine a montré la nécessité d'améliorer le modèle. Ainsi, Un modèle quadratique de la forme de (64) a été retenu offrant une meilleure précision. Sur la figure 61.a, on voit apparaître des ellipses concentriques ; l'optimum se trouve donc à l'intérieur du domaine. Ensuite, des plans quadratiques de taille réduite ont été réalisés pour trouver précisément la position et la valeur du maximum.

La figure 61.b présente différents plans d'expériences pour la construction d'une surface de réponses. Trois facteurs sont ici retenus. La figure présente les coefficients calculés pour chaque plan ainsi que l'erreur calculée à partir des points du plan complet à 3 niveaux. Le nombre d'expériences ou de simulations nécessaire pour la construction d'un plan particulier est un facteur de choix important. Dans de nombreux cas, le temps impose un nombre limite d'expériences. Dans l'exemple à trois facteurs, il faut 27 simulations pour le plan complet à trois niveaux, 13 simulations pour le plan de Box et Behnken, 15 pour le plan composite et seulement 8 pour le plan complet à deux niveaux. Les interactions d'ordre supérieur ou égal à trois n'ont pas été prises en compte pour le modèle construit à partir du plan complet à 3 niveaux. Il est toujours préférable de ne pas saturer son modèle pour pouvoir estimer sa précision. Différents coefficients de

qualité des modèles existent : $Erreur_{RMS}$, R^2 , R_A^2 , F et doivent être utilisés pour juger de l'ajustement du modèle [Goupy99]. Par exemple, (65) permet de calculer l'erreur RMS et (66) le coefficient de détermination à partir d'un vecteur de réponses.

$$Erreur_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right)^2} \quad (65)$$

$$R^2 = \frac{\bar{y} \cdot \bar{y} - \bar{y} \cdot \bar{y}}{y \cdot y - \bar{y} \cdot \bar{y}} \quad (66)$$



a) Surface de réponses obtenue avec un plan complet à 3 niveaux [FGR.5]

b) Différents modèles pour surface de réponses et leur modèle [FGR.3]

Figure 61. Modèle pour surface de réponses

Les modèles pour surface de réponses sont utilisés afin d'échanger et de communiquer sous forme simplifiée de l'information et pour rechercher des optimums. L'avantage d'un modèle polynomial d'ordre 2, est qu'il possède un seul point stationnaire unique et connu. Le maximum ou le minimum peut donc être trouvé rapidement. Toutefois, le point stationnaire, n'est pas toujours dans le domaine d'étude. Dans ce cas, il se trouve sur une borne du domaine. Pour un modèle linéaire, le maximum ou le minimum se trouve forcément sur un point extrémité.

Les modèles par surface de réponses permettent de fournir simplement un modèle multidimensionnel d'un dispositif complexe.

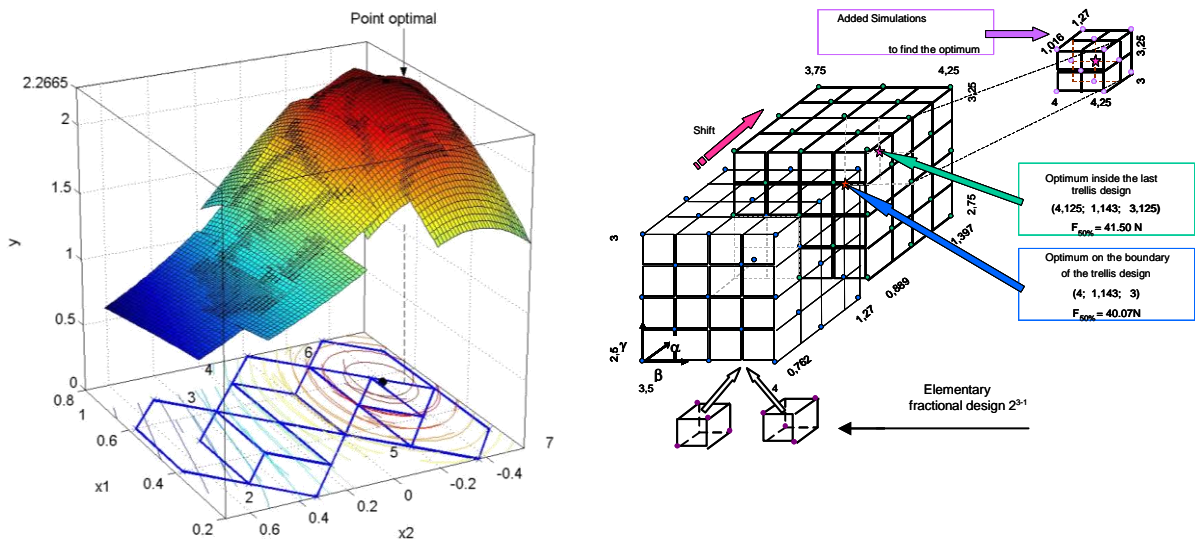
G.3.1.3. Méthodes par glissement

A partir des techniques de screening et de surfaces de réponses, il est possible de proposer des stratégies d'optimisations qui peuvent être automatisées au sein d'un algorithme ou simplement itérées manuellement. Une première technique consiste à construire successivement des plans d'expériences se décalant vers l'optimum recherché [VivierTH2002p108]. La taille du plan est plus petite que le domaine d'étude global et se centre sur l'optimum.

La figure 62.a présente un exemple de plans de Doehlert qui glisse progressivement vers l'optimum. La méthode permet de récupérer un certain nombre de points à chaque itération. Un modèle est accessible à chaque itération et notamment autour de l'optimum. Sur ce principe, plusieurs stratégies peuvent être bâties. Par exemple, le modèle d'une itération peut être utilisé pour définir la position d'un nouveau plan. Dans ce cas, la méthode s'apparenterait à la méthode de la plus grande pente.

La figure 62.b présente une méthode par glissement réalisée manuellement. Un premier plan est construit. Un grand nombre de niveaux par facteur est souhaité, cinq pour les 3 facteurs. Si un plan complet devait être réalisé, il aurait fallu 125 simulations (5x5x5=125). Les plans complets sont très coûteux en nombre d'expérience et difficilement utilisables avec de nombreux facteurs. La figure 63.a présente un plan d'expériences complet avec différents niveaux par facteur et la figure 63.b présente une matrice d'expériences construite à partir d'un assemblage judicieux de plans fractionnaires, que nous appelons plan treillis [VivierTh2002]. Ces plans ont un espace de variations hypercubique. Dans l'exemple de la figure 62.b, un plan treillis est utilisé afin de réduire le nombre de simulations à réaliser. Les plans treillis deviennent

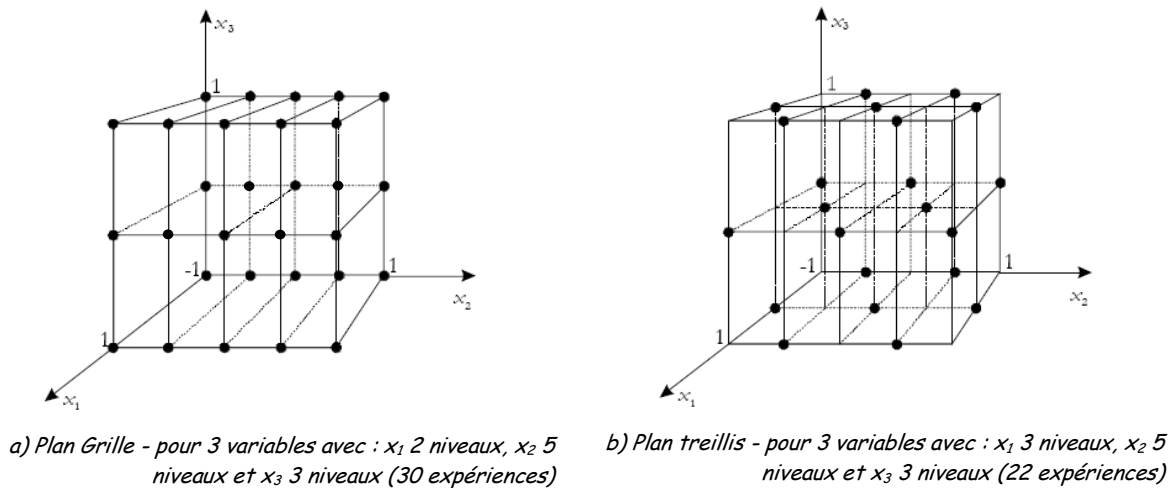
très intéressants lorsque le problème comporte de nombreuses dimensions et que l'on souhaite quadriller le domaine d'étude. Différents décalages sont réalisés jusque au moment où l'optimum courant se trouve à l'intérieur du domaine. Ensuite, un plan plus petit est associé avec un modèle quadratique, afin de trouver précisément l'optimum.



a) Décalage avec des plans de Doehlert [VivierTH2002p108]

b) Décalage avec des plans Treillis [FGR.11]

Figure 62. Méthode par glissement



a) Plan Grille - pour 3 variables avec : x_1 2 niveaux, x_2 5 niveaux et x_3 3 niveaux (30 expériences)

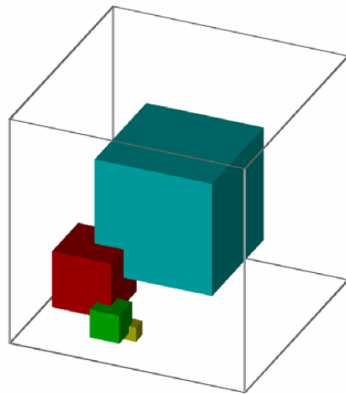
b) Plan treillis - pour 3 variables avec : x_1 3 niveaux, x_2 5 niveaux et x_3 3 niveaux (22 expériences)

Figure 63. Plans d'expériences [VivierTH2002]

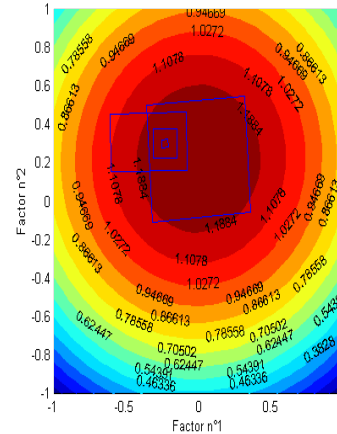
La stratégie est générale et peut s'appliquer à n'importe quel plan d'expériences.

G.3.1.4. Méthodes par zooms

Une seconde technique consiste à réduire progressivement le domaine autour de la meilleure solution trouvée. Tout type de plans d'expériences peut être utilisé. La méthode peut utiliser ou non le modèle pour zoomer [FGR.1]. Par exemple, la figure 64.a présente une méthode rudimentaire où le domaine est réduit par deux à chaque itération. Le plan est centré sur le meilleur point obtenu à chaque itération. La méthode permet d'améliorer simplement une solution initiale. La figure 64.b utilise les informations de l'analyse canonique du modèle du second ordre utilisé pour : zoomer, translater et faire une rotation du domaine. La technique permet d'avoir une modélisation de l'ensemble du domaine et surtout un modèle assez précis autour de l'optimum trouvé.



a) Réduction du domaine d'étude autour du meilleur point [FGH.O]



b) Réduction et Rotation du domaine autour du meilleur point prédit par le modèle [Vivier TH2002 p118]

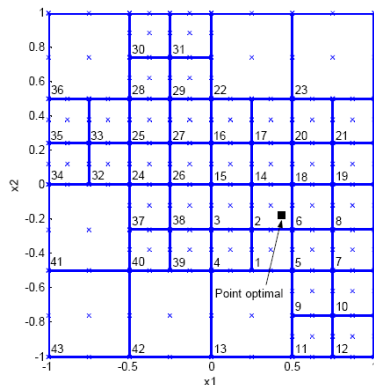
Figure 64. Méthode par zoom

La méthode par zoom et par translation sont souvent combinée. Aucune technique ne garantit que l'optimum trouvé soit global, mais les stratégies sont simples et permettent concrètement d'améliorer une solution dans un espace multidimensionnel.

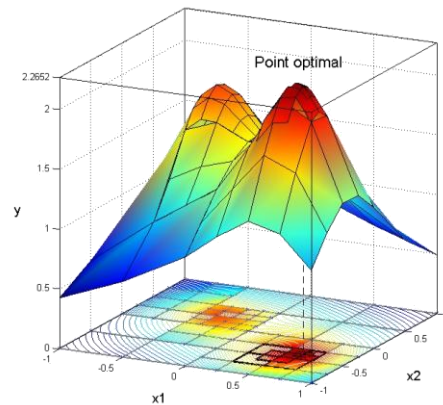
G.3.1.5. Méthodes exhaustives

Cette méthode permet l'étude de l'ensemble du domaine, avec comme objectif, l'obtention de l'optimum global. Le domaine est quadrillé par une succession de plans. Un plan est découpé s'il n'est pas assez précis. Cette méthode est couteuse en nombre d'expériences. C'est pourquoi, des plans fractionnaires sont à utiliser de préférence. Les plans treillis sont particulièrement bien adaptés à cette tâche. Toutefois, ils ne fournissent que des modèles linéaires.

Lorsque le nombre de dimension est faible, il est possible d'utiliser des plans complets du premier ou du second ordre. La figure 65.a montre la décomposition du domaine d'étude pour des plans complets à 3 niveaux par facteur. La figure 65.b présente la même démarche mais avec des plans complets à 2 niveaux. Le modèle est saturé, ainsi les plans de même taille se raccordent parfaitement. La décomposition se fait pour un niveau de précision fixé par l'utilisateur.



a) Découpe du domaine en fonction de la précision de chaque plan modèle quadratique [Vivier TH2002 p130]



b) découpe du domaine en fonction de la précision de chaque plan, modèle linéaire [Vivier TH2002 p136]

Figure 65. Méthode exhaustive

Les différentes techniques présentées sont assez générales et peuvent se retrouver dans de nombreuses méthodes.

G.3.2. Méthode à base de gradient - SQP

Les méthodes à base de gradient sont des méthodes d'optimisation locales. Elles utilisent le gradient pour progresser et, sont donc attirées par les optimums locaux proches. La méthode « Sequential Quadratic Programming - SQP » est l'une

des plus performantes dans le cadre de l'optimisation non-linéaire sous contraintes. Ce type d'algorithme est conçu pour résoudre des problèmes fortement contraints pour des modèles (objectif et/ou contraintes) non-linéaires et à variables continues (à cause de la dérivée).

Généralement, pour traiter un problème d'optimisation avec contraintes, le problème doit être transformé en un problème non-contraint en utilisant des fonctions de pénalités ajoutées à la fonction objectif [Brisset2007] [Minoux2007]. L'avantage de la méthode SQP est de prendre directement en compte les contraintes dans le processus d'optimisation. Ainsi, leur intégration se fait lors de la résolution des équations de Kuhn et Tucker (58) [Venkatraman2002]. Les équations KT représentent les conditions nécessaires (mais non suffisantes) d'optimalité dans un problème d'optimisation avec contraintes. La précision de résolution de ces équations est le critère d'arrêt principal de l'algorithme SQP de MATLAB® « first order optimality ». A chaque itération, un problème quadratique est résolu. Un avantage reconnu de l'algorithme est sa rapidité de convergence, la suite itérative converge de façon quadratique⁹.

Dans le déroulement de la méthode SQP, l'idée principale est de trouver la direction de recherche d_k nécessaire à chaque itération et le coefficient d'ajustement de pas α_k afin de générer une nouvelle itération :

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k \quad (67)$$

Pour trouver la direction d_k l'algorithme SQP doit, à chaque itération, résoudre un problème quadratique de la forme :

$$\begin{aligned} \min_{d_k \in \mathbb{R}^{n_v}} \quad & \frac{1}{2} d_k^T H_k d_k + \nabla f(x_k)^T d_k \\ \nabla h_i(x_k)^T d_k + h_i(x_k) &= 0 \quad i = 1, \dots, n_h \\ \nabla g_j(x_k)^T d_k + g_j(x_k) &\leq 0 \quad j = 1, \dots, n_g \end{aligned} \quad (68)$$

où $\nabla f(x_k)^T$ représente la transposée du gradient de la fonction objectif au point x_k et H_k le Hessien de la fonction de Lagrange [MatTool].

Si le processus d'optimisation est construit à partir de modèles analytiques le gradient peut être obtenu grâce à une dérivée symbolique, ce qui augmente la robustesse de l'algorithme et sa rapidité de convergence. Dans le cas d'un modèle sous la forme d'une boîte noire, la dérivée est obtenue par différence finie. Le Hessien est calculé par la méthode BFGS.

Le déroulement de l'algorithme est brièvement présenté sur la figure 66. Lorsque l'algorithme est utilisé avec un modèle sous forme de boîte noire, le calcul du gradient consomme une grande partie des évaluations du modèle, le problème peut devenir critique pour les problèmes de très grande taille (n_v grand). La méthode est conçue pour ajouter un point améliorant la solution à chaque itération.

⁹ $\|x_{k+1} - x^*\| \leq M \cdot \|x_k - x^*\|^2$

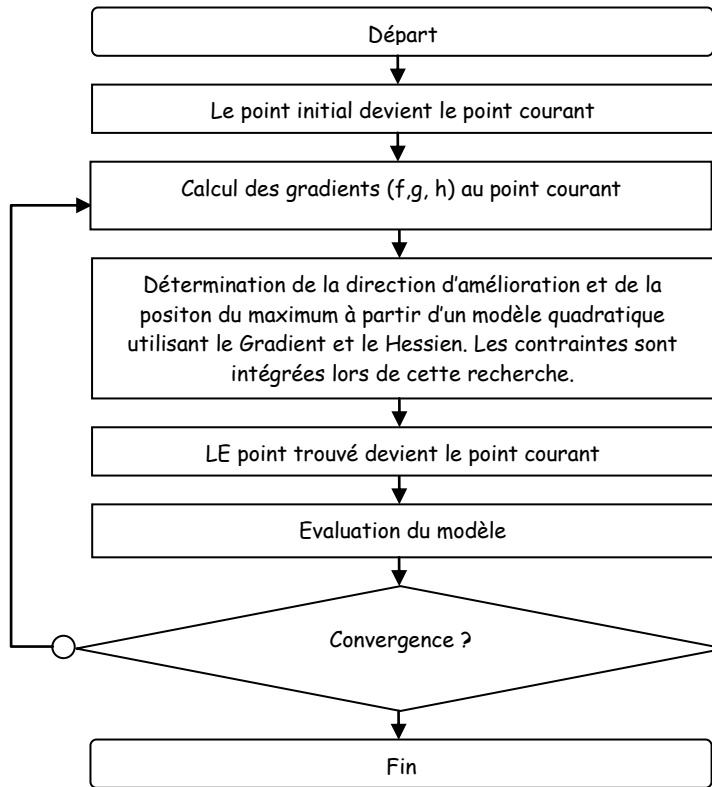


Figure 66. Organigramme de la méthode SQP

La méthode est sensible à la position du point initial. Si le point initial n'est pas faisable, l'algorithme peut ne pas converger. Si la fonction objectif ou les contraintes sont bruitées, l'algorithme peut converger vers une solution éloignée à cause de l'utilisation de la dérivée. La méthode est très sensible au bruit de modélisation [FGTH.3 p79].

La méthode SQP doit être combinée avec d'autres méthodes pour assurer la convergence sur l'optimum global. Une technique simple, pour utiliser la méthode SQP dans le cas d'un problème multimodal, est de créer une population de points initiaux sur laquelle la méthode sera lancée pour chaque individu. Il restera ensuite à sélectionner la meilleure solution. Le pourcentage de convergence renseigne sur le caractère multimodal du problème étudié [FGTH.3].

Exemple

Un exemple multimodal, en deux dimensions sans contrainte, est pris comme référence et sera réutilisé pour les différents algorithmes présentés.

$$\begin{aligned} \min_{x_1, x_2} f &= 2 + 0.01(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2 + 2(2 - x_2)^2 + 7\sin(0.5x_1)\sin(0.7x_1x_2) \\ \text{avec } 0 &\leq x_1 \leq 5; 0 \leq x_2 \leq 5 \end{aligned} \quad (69)$$

La fonction possède 3 optimums locaux et un global. L'ensemble des solutions est reporté dans le tableau III, avec leurs valeurs et leurs positions.

Tableau III. Optimums de la fonction (69).

	x_1	x_2	$f(x_1, x_2) \rightarrow (69)$
Optimum Global $\rightarrow x^*$	2,504	2,577	-1,456
Optimum local $\rightarrow x_1$	0,175	1,971	2,866
Optimum local $\rightarrow x_2$	3,782	3,980	12,689
Optimum local $\rightarrow x_3$	4,709	5	33,242

Comme la fonction objectif ne procède que deux dimensions, il est possible de la représenter. La figure 67.a présente (69) en isovaleur et la figure 67.b en trois dimensions avec en ordonnée la fonction objectif. Les différents optimums sont reportés sur les figures.

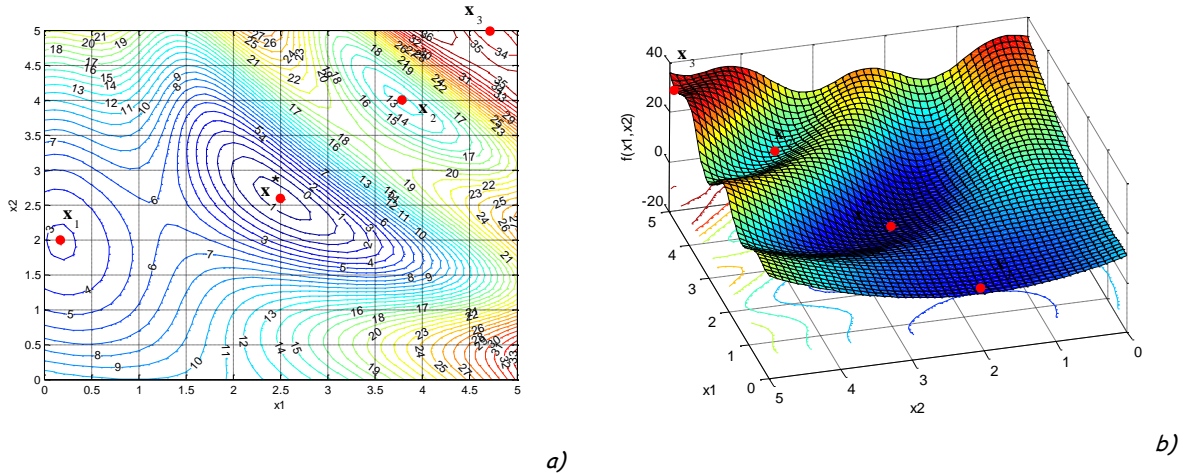


Figure 67. Représentation de la fonction (69) avec ses optima

Cent points pris aléatoirement sont utilisés comme points initiaux pour la méthode SQP. Les 100 optimisations convergent toutes précisément vers les 4 optima de la fonction.

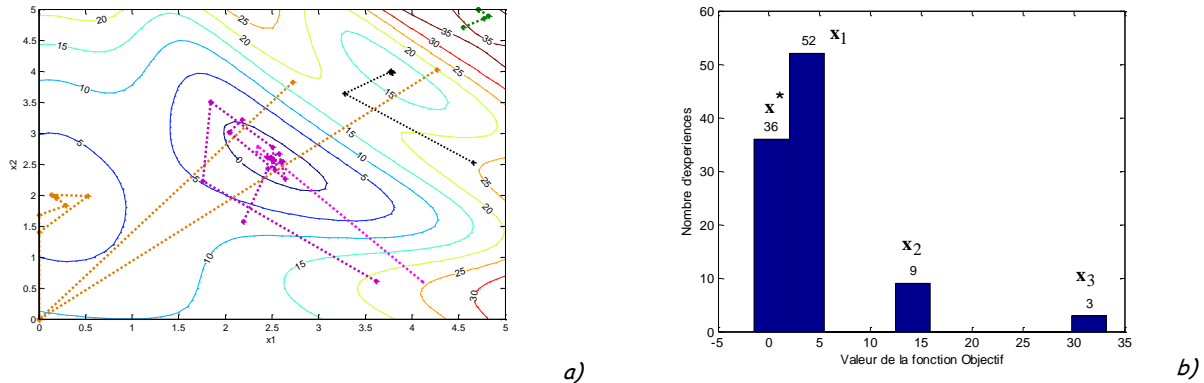


Figure 68. Convergence de la Méthode SQP sur (69)

Il y a en moyenne 24 évaluations de la fonction objectif pour une optimisation. La figure 68.a représente la fonction avec quelques optimisations. Le point initial a beaucoup d'importance pour les premiers pas. La figure 68.b montre que 36% des optimisations ont convergé vers l'optimum global, les autres optimisations ont été attirées par les différents minimums locaux.

Temps de Calcul

Afin de juger du niveau de complexité d'un problème en fonction du nombre de ces dimensions, l'algorithme SQP est utilisé sur la fonction de Rosenbrock multidimensionnelle (70). La fonction de Rosenbrock est convexe. Le modèle prend environ 20ms pour s'exécuter. La valeur initiale est choisie à -2 pour toutes les dimensions. Quel que soit le problème, l'algorithme a convergé vers la solution $f(x^*)=0$ et $x^*=(1,1,\dots)$.

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^{n_v-1} (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \quad n_v \in \{2, \dots\} \tag{70}$$

avec $-2 \leq x_i \leq 2$

Le modèle a été testé pour n_v égale à 2 jusqu'à 40. Pour 40 dimensions, le problème est résolu en environ 40s avec 1972 évaluations. L'évolution du nombre d'évaluations n_{eval} en fonction du nombre de variables n_v est quadratique (71).

$$n_{eval} = n_v^2 + 15 \cdot n_v \tag{71}$$

G.3.3. Méthode stochastique - AG

Les méthodes stochastiques sont des méthodes d'optimisation globale. Contrairement à la méthode SQP, elles sont peu sensibles au bruit numérique. Moyennant quelques précautions, la méthode peut gérer des variables discrètes et continues [Zbigniew 1992].

La méthode des algorithmes génétiques AG, est la plus populaire des méthodes évolutionnaires. Elle est basée sur le principe de l'évolution défendue par Darwin, qui consiste à dire que la descendance d'une population provient de la population antérieure modifiée et ayant subi une sélection provenant de l'adaptation naturelle au milieu. Les méthodes évolutionnaires font parties de la famille des métaheuristiques [Regnier 2003].

La figure 69 présente l'organigramme général d'un algorithme évolutionnaire. Au départ, une population est créée contenant un nombre fixé d'individus. Cette population est ensuite évaluée. Pour la sélection, une fonction d'aptitude est définie pour chaque individu et une sélection est effectuée. L'évolution peut être faite, par un opérateur de mutation (par individu) et de croisement (entre individu). Les individus d'une population peuvent être codés avec des grandeurs réelles, si le problème est à variables continues ou binaires pour les variables continues ou discrètes. Les nouveaux individus sont ensuite évalués pour être ajoutés à la nouvelle population. Si le critère de convergence est atteint, l'algorithme s'arrête, sinon une nouvelle phase de *sélection et d'évolution* débute. Chaque génération améliore la population précédente.

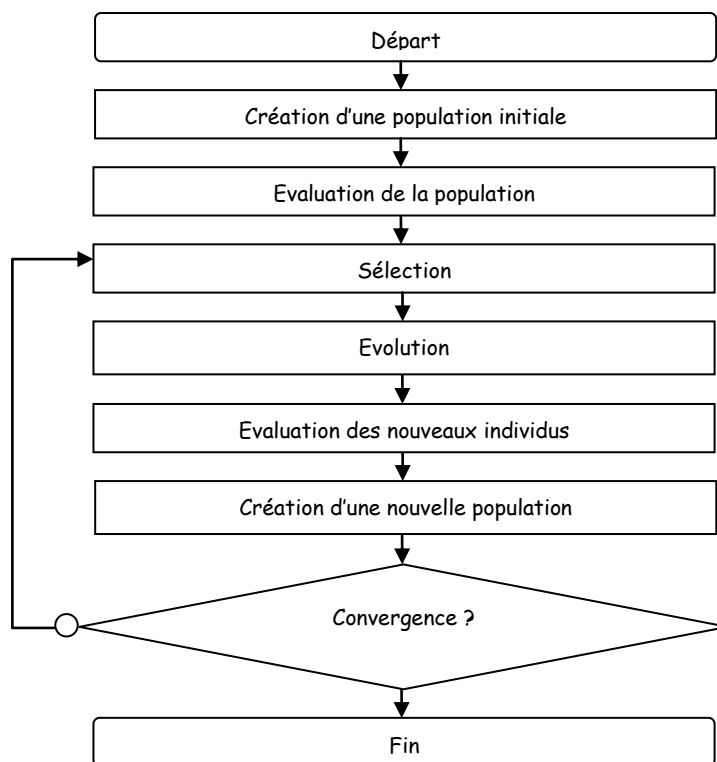


Figure 69. Organigramme général d'un algorithme évolutionnaire

La parallélisation de la méthode est simple au niveau de l'évaluation de la population de chaque itération.

Les méthodes stochastiques comportent quelques inconvénients. Il est difficile d'avoir une très grande précision sur la position de l'optimum global. De plus, la méthode requiert un nombre important d'évaluations des fonctions objectifs et contraintes pour fonctionner.

Pour compenser ces inconvénients, il est possible de combiner les algorithmes génétiques avec une méthode de type gradient, pour bénéficier des avantages des deux méthodes et résoudre leurs principaux inconvénients. La recherche globale est menée par l'algorithme génétique et la recherche locale par une méthode à base de gradients pour obtenir une bonne précision.

Exemple

L'algorithme génétique de Matlab® est exécuté sur le problème d'optimisation (69) [MatToolBoxAG]. La population initiale comporte 20 individus; la convergence a lieu en 28 générations (itérations). L'optimum trouvé est : $x^* = [2,5051 \ 2,5407]$ avec $f(x^*) = -1,4507$.

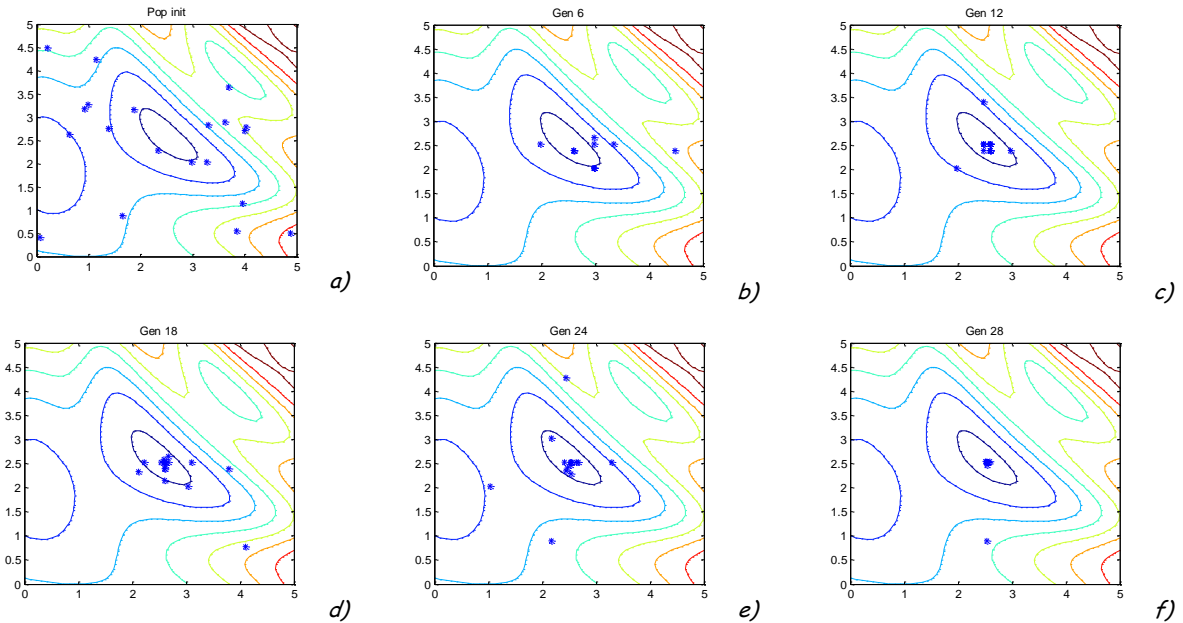


Figure 70. Déroulement d'une optimisation avec un Algorithme Génétique

La figure 70 montre la convergence de l'algorithme. La figure 70.a représente la population initiale répartie sur le domaine de recherche et a été obtenue à l'aide d'un tirage aléatoire (`rand` de matlab®). A chaque génération, la population se resserre autour de l'optimum global, mais une certaine diversité existe même jusqu'à la dernière génération. L'algorithme converge vers l'optimum global du problème.

G.3.4. Un juste compromis - AG + SQP

Afin de combiner recherche globale et locale, la construction d'un processus d'optimisation combinant les deux méthodes précédentes est réalisée [FGTH.4]. Seuls les problèmes à variables continues pourront être traités avec cette association. L'algorithme génétique est utilisé initialement pour faire une recherche globale. Une fois que la population s'est resserrée autour de l'optimum global, l'AG est stoppé. La meilleure solution est utilisée comme point initial pour l'algorithme SQP. Ensuite, la convergence est rapide et le résultat trouvé est précis.

Avec cette approche, les méthodes d'optimisation classiques sont assemblées pour former une nouvelle méthode plus efficace [FGC.46]. La combinaison de méthodes d'optimisation est une voie d'amélioration simple à mettre en œuvre. Les méthodes globales et locales sont bien complémentaires et toute association faite dans ce sens est fructueuse.

La figure 71 permet d'estimer le gain potentiel entre méthodes classiques et leur hybridation en termes de précision et du nombre d'évaluations. Le problème (69) est résolu¹⁰ [FGTH.4]. Pour chaque méthode d'optimisation 100 exécutions ont été faites. Pour les AG, la population est fixée à 100 individus avec un maximum de 100 générations. Pour la méthode hybride, la population est réduite à 20 individus.

La méthode SQP permet de trouver le résultat avec une précision inférieure ou égale à 0.01% dans tous les cas. L'AG converge à 92% vers l'optimum global avec une précision inférieure à 5%. L'AG est le plus performant pour trouver l'optimum global, ensuite vient la méthode hybride. Finalement avec la méthode SQP sur ce problème, seulement 30% des optimisations ont convergé vers l'optimum globale. L'hybridation des méthodes a permis de réduire le nombre d'évaluations et d'obtenir le résultat avec une très bonne précision.

¹⁰ Avec une contrainte d'inégalité supplémentaire

Method	Relative error			Number of function evaluation		
	$\leq 0.01\%$	$\leq 1\%$	$\leq 5\%$	min.	avg.	max.
SQP	30	30	30	9	23	97
GA	4	66	92	1969	5593	10657
Hybrid GA,SQP	87	87	87	667	1261	1971

Figure 71. Comparaison des résultats sur la précision et le nombre d'évaluations pour 3 méthodes d'optimisation dont une méthode hybride [FGTH.4]

Un exemple plus complexe a été réalisé sur la conception d'un système de traction. La méthode hybride s'est montré encore très efficace [FGC.46].

G.3.5. Méthode d'optimisation par modèle de substitution - (EGO)

L'optimisation par modèle de substitution est une méthode d'optimisation globale [FGTH.4]. De part son principe, la méthode fournit un modèle des objectifs ainsi que des contraintes, ces modèles pourront être réutilisés par le concepteur à la fin du processus d'optimisation. La méthode paraît particulièrement bien adaptée à l'optimisation sur modèles numériques car la construction d'un modèle de substitution, utilisé au sein de l'algorithme, permet de lisser le bruit introduit par la simulation numérique, sur l'objectif comme sur les contraintes.

L'algorithme gère donc deux modèles, un modèle fin couteux en temps de calcul et un modèle de substitution construit à partir d'une méthode d'interpolation. Ce modèle s'améliorera à chaque itération. L'algorithme doit rechercher un compromis entre **exploration du domaine**, afin de ne pas manquer l'optimum global et recherche d'un **optimum précis**. Les points doivent donc être répartis dans l'espace et densifiés autour de la solution afin d'obtenir un optimum global précis.

La méthode peut être réalisée manuellement, mais l'utilisation d'un processus automatisé est préférable. Différentes techniques existent : Efficient Global Optimisation (EGO) [Schonlau98], SuperEGO [Sasena2002],... Une classification des méthodes à base de modèle de substitution peut être trouvée dans [Jones 2001].

La figure 72 présente l'organigramme général d'un algorithme par modèle de substitution. Cet algorithme est valable pour une approche mono ou multi-objectif, avec ou sans contraintes, la différence portera sur la définition du critère d'amélioration et de l'ajout à l'ensemble des solutions. La première étape consiste à sélectionner un plan initial avec une répartition des points la plus homogène possible. Pour cela, les mêmes techniques que celles employées pour la construction de modèles peuvent être utilisées, c'est-à-dire, plans d'expériences, carrés Latin. L'ensemble du plan initial est ensuite évalué avec le modèle fin. A partir de ces données, un modèle de substitution est construit. Un critère de sélection est ensuite défini permettant la convergence de l'algorithme et l'exploration du domaine. Ce critère est ensuite évalué à partir des modèles de substitution et son maximum est recherché par une méthode d'optimisation. La position de ce maximum est utilisée pour évaluer les réponses sur le modèle fin. Si les réponses améliorent la solution courante, alors ce point est ajouté à l'ensemble des solutions améliorant l'objectif. Sinon, le point est simplement ajouté à la base de données afin d'être utilisé lors de la prochaine construction d'un modèle de substitution. Cette base de données contient l'ensemble des valeurs calculées avec le modèle fin. Après quelques itérations ou une fois le critère de convergence validé, l'algorithme s'arrête.

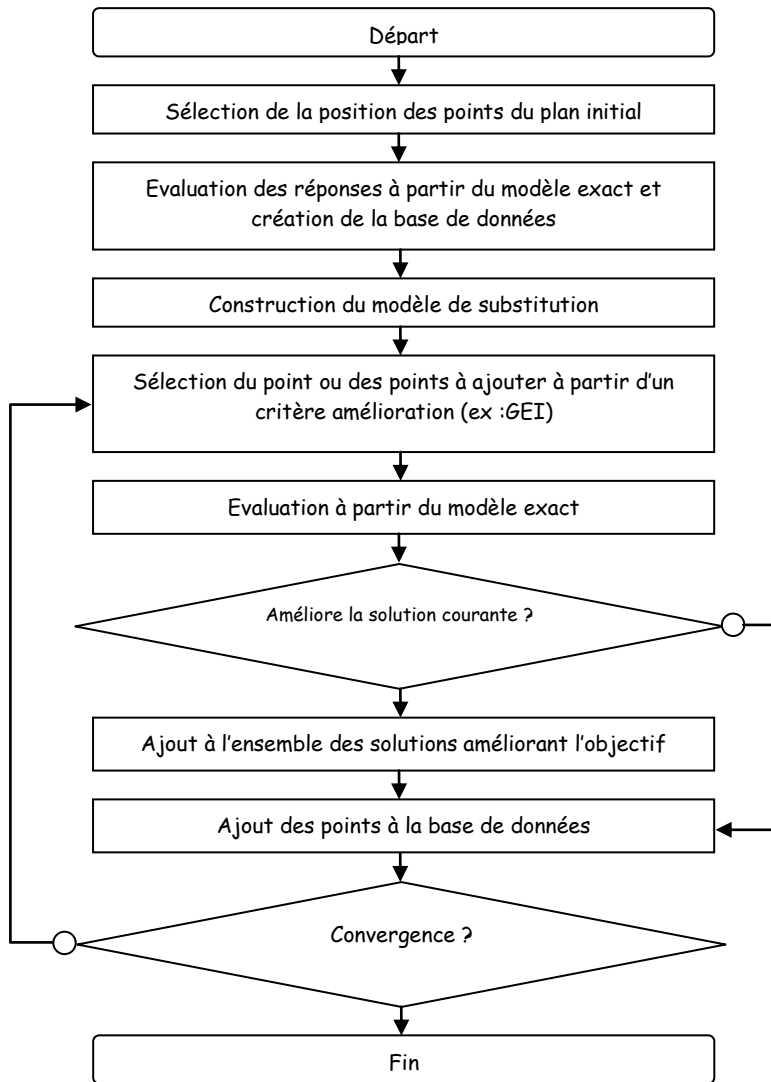


Figure 72. Organigramme général d'une méthode d'optimisation par modèle de substitution

Dans le cas d'une optimisation mono-objectif sans contrainte, la forme généralisée de l'espérance d'amélioration (Généralised Expected Improvement - GEI) est reporté dans l'équation (72). La preuve mathématique de GEI peut être trouvée dans [Schonlau 97].

$$GEI = E[I^g(x)] = \hat{s}^g \cdot \sum_{k=0}^g (-1)^k \left(\frac{g!}{k!(g-k)!} \right) u^{g-k} T_k \quad (72)$$

$$u(x) = \frac{f_{\min} - \bar{y}(x)}{\hat{s}(x)}$$

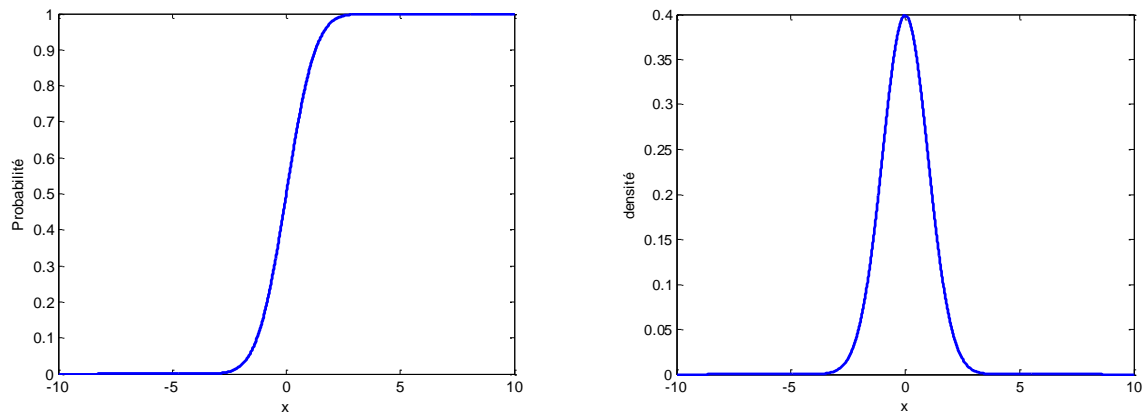
$$T_k = -\phi(u) \cdot u^{k-1} + (k-1) \cdot T_{k-2}$$

$$T_0 = \Phi(u)$$

$$T_1 = -\phi(u)$$

$$\hat{s}(x) = \sqrt{MSE(x)}$$

Φ et ϕ sont respectivement la distribution cumulative de la loi normale et sa densité de probabilité. Ces deux fonctions statistiques sont représentées sur la figure 73

a) Φ la distribution cumulative de la loi normaleb) ϕ est la densité de probabilité de la loi normaleFigure 73. Représentation des fonctions Φ et ϕ

La valeur de g modifie le comportement de GEI. g est un nombre entier strictement positif. Pour une valeur de g importante, l'accent est mis sur l'exploration du domaine, c'est-à-dire une réduction de l'erreur estimée de modélisation MSE. Pour g égal à 1, l'amélioration de l'objectif est privilégiée. En pratique, g peut évoluer de 5 à 1 en fonction de la valeur de l'itération [FGTH.4].

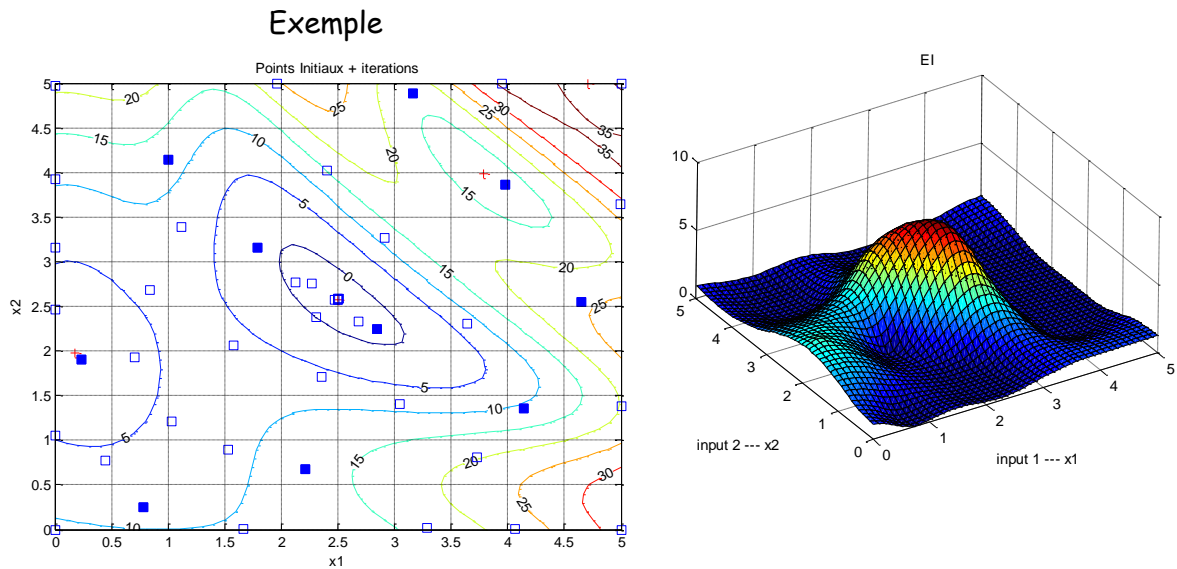
Lorsque dans la formule (72) g est pris égale à 1, l'expression devient (73).

$$EI = E[I(x)] = (f_{\min} - \bar{y}) \cdot \Phi\left(\frac{f_{\min} - \bar{y}}{\bar{s}}\right) + (\bar{s}) \cdot \phi\left(\frac{f_{\min} - \bar{y}}{\bar{s}}\right) \quad (73)$$

Dans cette expression, 2 parties ayant une action distincte apparaissent. La première partie permet d'améliorer la solution courante f_{\min} , ainsi l'algorithme converge vers la solution qui semble être la meilleure. La seconde partie permet l'exploration du domaine où l'erreur de modélisation \bar{s} est supposée importante. Par exemple, pour une position de x donnée, si \bar{y} est inférieur à f_{\min} alors $(f_{\min} - \bar{y})$ sera positif, Φ supérieur à 0,5 et donc la première partie de l'équation sera importante et incitera à sectionner ce point. Si pour un autre point \bar{s} est important alors $\frac{f_{\min} - \bar{y}}{\bar{s}}$ sera proche de zéro et donc ϕ prendra une valeur élevée. Dans ce cas, la deuxième partie de l'équation sera importante et incitera donc à sectionner ce point. L'équation (73) gère le compromis entre une exploration de l'espace de recherche aux endroits où le modèle est supposé peu précis et une convergence vers la meilleure solution trouvée.

La fonction GEI (72) peut être très ondulée, dans ce cas, la recherche du maximum devient difficile. La figure 74.b présente l'évolution de EI (73) sur un exemple en 2 dimensions.

La conception d'un moteur de traction à partir d'un modèle multi-physique, incluant un modèle éléments finis pour la partie magnétique, a été traitée comme exemple concret. Pour cela, la prise en compte des contraintes a été ajoutée en multipliant une probabilité au critère de sélection GEI [FGC.43], [Schonlau97]. Cette probabilité a été obtenue à partir des fonctions contraintes et de leur précision. En modifiant les règles de sélection, l'algorithme initial a été transformé en un algorithme multi-objectif efficace sur les problèmes bruités et fortement contraints [FGC.50].



a) Placement des points dans le domaine de recherche des variables

b) Fonction EI (73) représentant l'espérance d'amélioration du modèle

Figure 74. Méthode EGO

La figure 74.a représente la répartition des points lors d'une optimisation avec la méthode EGO [FGTH.4]. Les carrés pleins représentent le plan d'expériences initial comportant 10 points. Les points sont répartis dans l'espace de recherche. A partir de ces points initiaux, un premier modèle de kriging est construit pour créer la première itération. Dans la méthode proposée, un point est ajouté à chaque itération et est choisie en fonction du critère GEI (72). Dans cet exemple, 40 itérations ont été réalisées. Le modèle final a donc été établi avec 50 points calculés à partir du modèle fin. Comme on peut le constater sur la figure 74, le domaine est exploré jusqu'à ces bornes, de nombreux points se trouvent sur les extrémités du domaine. Les points ajoutés à chaque itération se sont concentrés dans la zone la plus basse, puis autour de l'optimum global, trouvé par l'algorithme.

La figure 75 montre l'évolution des modèles de kriging et de l'espérance de l'erreur en fonction des itérations. Le modèle s'améliore progressivement pour s'approcher de la fonction réelle. Les valeurs de MSE sont réduites au fur et à mesure des itérations. Dans les dernières itérations, dans la zone de l'optimum, MSE est fortement réduit. La valeur maximum de GEI est recherchée à chaque itération.

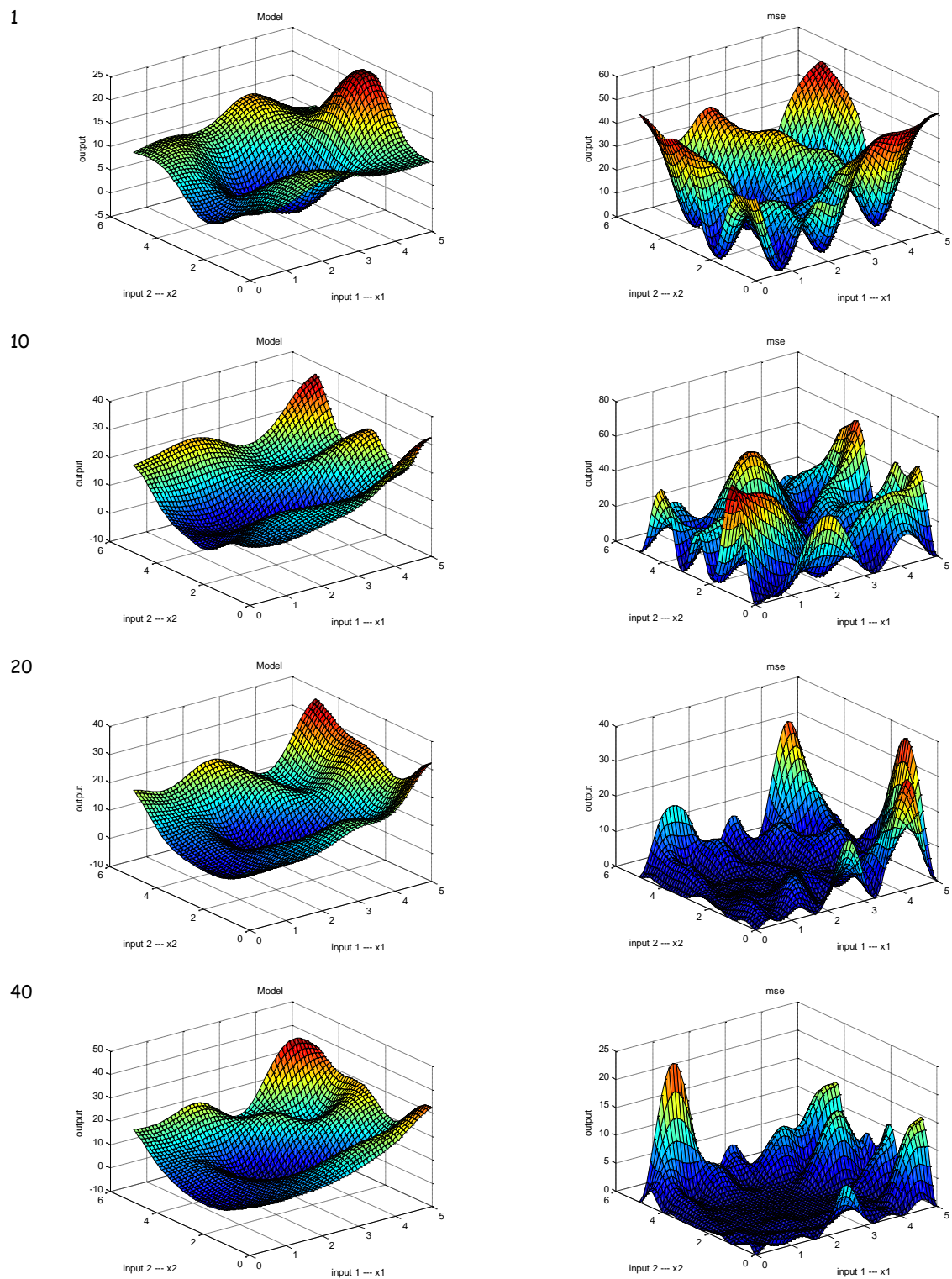


Figure 75. Evolution du modèle de kriging à gauche et de MSE à droite pour différentes itérations (1, 10, 20, 40)

G.4. Comparaison Avantages et Inconvénients

Différentes méthodes d'optimisation ont été présentées. Elles ont toutes des avantages et des inconvénients. La figure 76 présente sous la forme d'un graphique, l'évaluation des différentes méthodes pour un jeu de 6 critères. Pour un critère sélectionné, une méthode peut être plus performante qu'une autre. Plus la surface est importante, plus la méthode est performante sur plusieurs critères. Aucune surface ne recouvre en totalité une autre. Chaque méthode est plus ou moins bien appropriée à un problème donné, ce qui justifie leur utilisation combinée. Le tableau IV résume les principaux avantages et inconvénient de chaque méthode.

Toutes les méthodes présentées s'appuient sur des approches différentes pour résoudre un problème d'optimisation. Les méthodes peuvent se répartir en différentes familles suivant l'une de leur caractéristique.

- **Globale/Locale** : Certaines méthodes sont conçues pour rechercher l'optimum global, comme par exemple, *AG* et *EGO*. Toutes deux associent un processus d'exploration du domaine à un processus d'amélioration de la solution. La méthode *SQP* est une méthode locale utilisant un modèle du second ordre pour converger rapidement. Il est bien sûr toujours souhaitable de trouver l'optimum global. Mais, l'amélioration d'une solution courante ne nécessite pas forcément l'utilisation d'une méthode globale si par exemple le domaine d'étude est restreint. De plus, les algorithmes locaux, peuvent être utilisés en exécution multiple pour trouver l'optimum global. Ces algorithmes sont généralement rapides et l'exécution multiple est très facilement parallélisable. Les méthodes locales peuvent également être utilisées au sein d'autres méthodes. L'hybridation des méthodes locales et globales est souvent une stratégie efficace pour réduire le nombre d'évaluations et pour augmenter la précision des méthodes globales. L'association *AG* et *SQP* a été particulièrement efficace sur les exemples traités.
- **Type de variables** : Si le problème possède des variables discrètes ou de catégories, la méthode des *AG* peut traiter cette difficulté. Dans le cas de variables discrètes, il est toujours possible dans un premier temps de les considérer comme continues et ensuite, de faire une étude autour de la solution trouvée pour rechercher la solution optimale.
- **Précision/Temps** : La méthode *SQP* est très rapide et prend très bien en compte les contraintes. Par nature, les méthodes globales (*AG* et *EGO*) sont plus lentes, car elles ont une phase d'exploration supplémentaire afin de trouver l'optimum global.
- **Bruit/Type de modèle** : La méthode *SQP* et les *AG* sont bien adaptés aux modèles analytiques. *SQP* est très rapide et les modèles analytiques ne sont pas bruités et ainsi ne perturbe pas le calcul de la dérivée utile à la méthode. L'association *AG* et modèles analytiques est également performante, car souvent les modèles analytiques sont rapides. Parmi les méthodes présentées, certaines s'appuient sur la construction itérative d'un modèle comme par exemple, la méthode des plans d'expériences DoE et la méthode *EGO*. Ces méthodes sont bien adaptées aux problèmes sous forme de boîte noire. Les deux méthodes sont peu sensibles au bruit d'un modèle numérique comme par exemple le modèle éléments finis.

Un nouvel enjeu pour les méthodes d'optimisation est d'intégrer dans le principe de la méthode, la possibilité de distribuer les calculs sur plusieurs processeurs. Avec cette nouvelle fonctionnalité, la méthode *EGO* est particulièrement intéressante. En effet, la sélection peut se faire sur plusieurs points qui pourront être testés simultanément. Ainsi le nombre d'itérations sera réduit et la méthode d'optimisation sera beaucoup plus rapide.

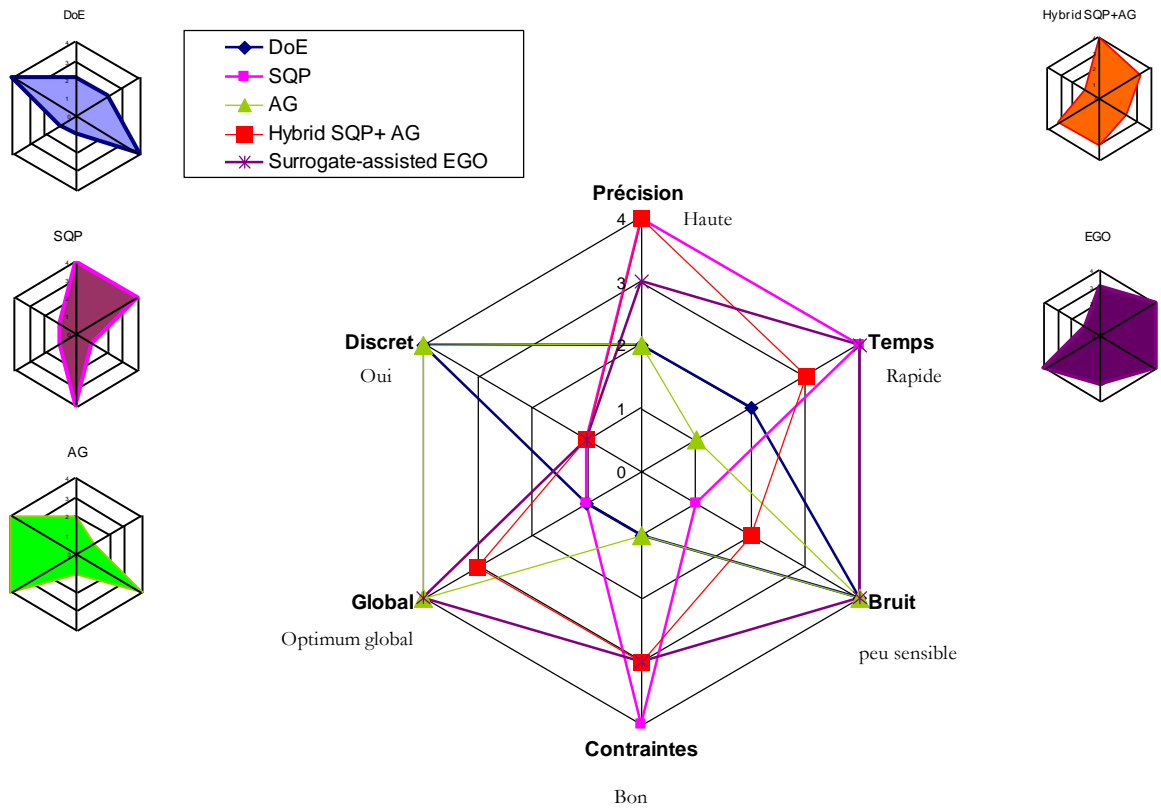


Figure 76. Critère de qualité d'une méthode d'optimisation

Tableau IV. Avantages et Inconvénients des méthodes d'optimisation employées

Méthodes	Avantages	Inconvénients
Plans d'expériences (DoE)	<ul style="list-style-type: none"> + Une aide à l'analyse (Modèle et Anova) + Etude de la sensibilité (Screening) + Une gestion des expériences (Plans fractionnaires) + Fourni un modèle + Peu sensible au bruit du modèle 	<ul style="list-style-type: none"> - Une prise en compte des contraintes par pénalité - Optimum local
Gradient (SQP)	<ul style="list-style-type: none"> + Rapidité + Précision + La Prise en compte des contraintes est très efficace. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible aux bruits sur le modèle ou sa dérivée - Estimation de la dérivée par différence finie - par principe on ne peut pas travailler avec des variables discrètes - Optimum local
Stochastique (AG)	<ul style="list-style-type: none"> + Fourni un optimum global + Permet la résolution de problème à variables mixtes (continues et discrètes) + Robuste + parallélisable facilement 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite un grand nombre d'évaluations - Convergence lente (% à SQP) - Précision faible
Hybride (SQP+AG)	<ul style="list-style-type: none"> + Fourni un optimum global + Plus rapide que les AG seul (moins d'évaluation de la fonction objectif) + Précision 	<ul style="list-style-type: none"> - L'association ne permet pas d'étudier les variables discrètes
Surrogate (EGO)	<ul style="list-style-type: none"> + Fourni un modèle des réponses étudiées, précis autour de l'optimum + Estime l'erreur de modélisation + Fourni un optimum global 	<ul style="list-style-type: none"> - L'utilisation d'un modèle de substitution continu, ne permet pas de gérer les variables discrètes

H. Conception Optimale Systémique

La conception optimale des systèmes est devenue une approche incontournable en génie électrique, car les industriels ne se contentent plus de fournir un produit mais plutôt une fonctionnalité. Cette fonctionnalité dépend nécessairement d'un contexte qu'il faut absolument analyser pour définir correctement la fonction à réaliser. Cette fonction peut-être un composant, un ensemble de composants, ou le réglage de ces composants pour obtenir de meilleures performances de l'ensemble. La conception optimale des systèmes induit une approche couplée, multi-physique, multi-support de modélisation, pilotée par des processus d'optimisation.

H.1. Pourquoi prendre en compte le système lors de la conception d'un composant ?

Dans une démarche de conception, le système définit les performances du composant. Ainsi, le besoin au niveau du cahier des charges du composant, n'est connu que par la vision système. En effet, pour un concepteur de système, le besoin est clairement énoncé au niveau du système par le client. Ensuite, il doit être capable de décomposer le problème en définissant de nouveaux besoins pour pouvoir les répartir. Cette tâche n'est pas aisée car chaque sous-système agit sur les autres.

H.1.1. Elaboration des spécifications

La définition du besoin est essentielle vis-à-vis du résultat attendu. Ainsi, l'expression du problème d'optimisation doit être faite à partir de l'analyse du système et du modèle. Une méthode d'optimisation bien employée trouve une solution optimale mais uniquement par rapport à la définition du problème énoncé. Le choix des contraintes, des objectifs n'est pas anodin. Si le problème d'optimisation est mal défini, le but ne sera pas atteint.

La conception d'un moteur de traction pour un kart en est un exemple [FGTH.3], [FGR.18]. L'objectif est de concevoir de façon optimale le moteur d'un Kart fonctionnant sur un parcours bien défini. La propulsion se fait par un moteur électrique alimenté par batterie. Un modèle énergétique de consommation du Kart est réalisé et un modèle de dimensionnement d'un moteur roue est utilisé [Brisset2005]. Un problème d'optimisation est posé, définissant les contraintes physiques et de résolution du modèle. Deux objectifs différents sont choisis. Le premier consiste à minimiser la masse du moteur, le second la masse de l'ensemble du kart (à performances égales). La figure 77 présente les résultats trouvés.

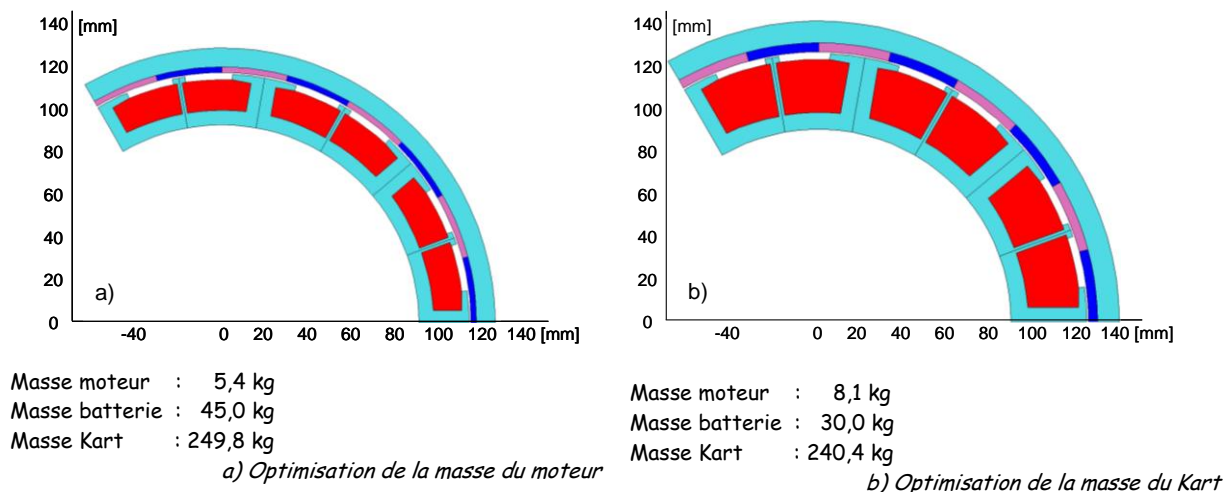


Figure 77. Forme optimale d'un moteur roue en fonction de 2 critères d'optimisation l'un local (a), l'autre global (b) [FGTH.3]

Les deux objectifs sont atteints mais l'optimisation donne des résultats fortement différents pour la définition dimensionnelle du composant moteur. Dans le cas de l'optimisation du kart, l'algorithme d'optimisation a choisi délibérément d'augmenter la masse du moteur pour améliorer son rendement sur le parcours et ainsi pouvoir réduire la masse des batteries, ce qui allège au final la masse du Kart. On voit apparaître clairement un effet système où le fait d'imposer l'objectif au niveau le plus haut a permis d'obtenir une solution différente et adaptée aux besoins réels. L'optimisation est simplement un outil, l'expression du problème de conception est un travail pour le spécialiste du système à concevoir.

H.1.2. Prise en compte des cycles de fonctionnement

Dire que le choix du cahier des charges a beaucoup d'influence sur le résultat est une lapalissade. Toutefois, la définition du cahier des charges, ou du besoin n'est pas toujours très évidente.

La conception d'un moteur électrique est un cas classique. Elle se fait souvent à partir d'un point de fonctionnement, c'est-à-dire d'un couple et d'une vitesse. Dans le cas de la conception d'un moteur de traction ou simplement d'un moteur à vitesse variable, le choix du point de fonctionnement n'est pas facile. Dans certains cas, plusieurs points sont choisis pour s'assurer que l'ensemble du cycle de fonctionnement soit accessible [Figuroa2006]. Toutefois l'approche avec points de fonctionnement induit une conception en régime thermique permanent et de ce fait empêche l'intégration de la constante thermique du moteur dans le dimensionnement du moteur. Le même modèle de moteur est utilisé pour dimensionner un moteur de traction de tramway en fonction : d'un point de fonctionnement, de plusieurs points de fonctionnement et directement à partir du cycle de fonctionnement [FGR.19], [FGTH.4]. Un problème de conception optimal est défini pour minimiser la masse du moteur et est appliqué à chaque définition du problème. Toutes les solutions optimales trouvées à partir de points en régime thermique statique, ont généré un moteur avec au minimum, une masse supplémentaire de 15% et au maximum, une masse supplémentaire de 50% par rapport à un dimensionnement sur cycle avec un modèle thermique en régime transitoire. On constate, que la définition du problème a beaucoup d'influence sur le résultat. L'optimisation sur cycle est la plus performante, mais a nécessité dans notre exemple, un temps moyen d'optimisation 42 fois supérieur à une optimisation sur points de fonctionnement. Ici, le modèle est rapide et les temps d'optimisation sont passés de quelques secondes à quelques minutes. Avec un cycle plus long et avec un modèle moins rapide, l'optimisation sur cycle deviendrait problématique (quelques heures ou quelques jours d'optimisation ne sont pas toujours acceptable).

Pour la conception d'un dispositif fonctionnant sur cycle fortement variable, il est important d'intégrer un modèle thermique dynamique avec le cycle de fonctionnement lors de la conception du dispositif afin de pouvoir le dimensionner au mieux.

H.2. La décomposition du Problème de conception

Un dispositif complexe est fréquemment composé d'un agrégat de modèles. Cette décomposition résulte de l'étude menée sur le dispositif, des connaissances et des outils disponibles. Elle peut également résulter d'une volonté du modélisateur de rendre son modèle évolutif ou simplement, être imposée par des outils différents devant être utilisés pour la modélisation. Il n'existe pas une décomposition unique, elle dépend de la vision du concepteur et du niveau d'hypothèse qu'il souhaite ou doit introduire.

La décomposition peut se faire en analysant le système comme un ensemble de composants agrégés ou comme une association de disciplines. Le fait de décomposer fait apparaître plus explicitement les liens entre sous-ensembles et leurs interactions mutuelles. Les sous-ensembles peuvent se cascader séquentiellement pour aboutir aux grandeurs recherchées. Mais, dans la plupart des cas, ces sous ensembles interagissent entre eux et conduisent à la résolution d'un système bouclé. Différentes techniques classiques existent, comme par exemple la méthode du point fixe ($x_{n+1} = f(x_n)$)

ou la méthode de Newton ($x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$).

La figure 78 présente un modèle de dimensionnement d'un moteur de traction et les différents liens créés entre disciplines [FGTH.4]. Le modèle est itératif et se résout en partant du modèle magnétique vers le modèle thermique. Les grandeurs magnétiques et électriques sont modifiées en fonction de la température. La résolution est donc bouclée et les sous-modèles agissent les uns sur les autres pour former le modèle multidisciplinaire.

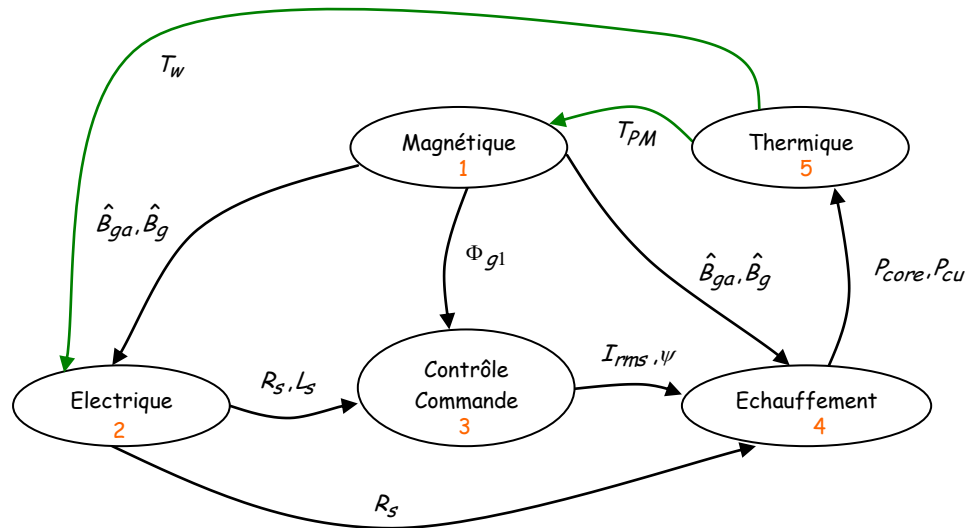


Figure 78. Décomposition disciplinaire d'un moteur de traction [FGTH.4]

La décomposition du problème d'optimisation n'est pas propre au domaine du génie électrique. L'aéronautique a été la première à faire émerger cette vision [AIAA] et est également reprise dans le domaine de l'automobile. La décomposition du système et les outils d'optimisation permettent de faire émerger une nouvelle méthodologie pour la résolution et la formulation des problèmes de conception.

L'optimisation multidisciplinaire (MDO - Multi disciplinary Design Optimization) est un domaine qui utilise des méthodes d'optimisation afin de résoudre des problèmes de conception mettant en œuvre plusieurs disciplines [MDOwiki]. MDO intègre l'outil d'optimisation dans la phase de résolution du modèle. Les deux actions, *résolution du modèle et optimisation*, ne sont plus séquentielles mais *imbriquées*.

Quelques définitions de la MDO [AIAA] :

- « Une méthodologie pour la conception des systèmes et des sous-systèmes de technologie complexes qui exploite avec cohérence la synergie des phénomènes mutuellement en interaction. »
- « Comment décider ce qu'il faut changer, et dans quelle mesure le changer, quand tout influence tout »

Les méthodes de résolution d'un problème d'optimisation multidisciplinaire sont très nombreuses, mais peuvent être divisées en deux catégories : les méthodes mono-niveau et les méthodes multi-niveaux. Les méthodes mono-niveau font appel à un processus unique d'optimisation, contrairement aux méthodes multi-niveaux qui font appel à plusieurs processus d'optimisation pour un même problème.

- Parmi les méthodes mono-niveau on trouve : les méthodes AAO (All At Once), MDF (Multi Discipline Feasible), IDF (Individual Discipline Feasible).
- Parmi les méthodes multi-niveaux on trouve : CO (Collaborative Optimisation), BLISS (Bi Level Integrated System Synthesis) TC (Target Cascading)

Cette méthodologie permet de mettre en œuvre facilement la *distribution des calculs*, ce qui répond, dans une certaine mesure, à l'explosion du nombre de calculs pour l'étude d'un système complexe. De plus, de part la décomposition, la méthodologie permet de gérer des modèles complexes tels que les modèles éléments finis en gérant leurs interactions dans le système.

H.2.1. Conception optimale, un-niveau

Dans le cadre de la conception optimale à un niveau, le modèle est géré par un processus unique d'optimisation [FGTH.4].

La décomposition du modèle peut être vue comme une aide pour la construction du modèle ou comme une nécessité par rapport à sa construction. De plus, dans le cadre de la conception optimale où le modèle sera sollicité par un algorithme d'optimisation, sa décomposition aidera à la résolution même du problème d'optimisation, ainsi qu'à la résolution du modèle. Le nombre de sous-modèles créé dépend des besoins et de la complexité du système étudié.

Une fois assemblé, le modèle du dispositif peut être vu comme une boîte ayant des entrées et des sorties. Le modèle global doit être utilisé avec un solveur pour trouver la valeur des sorties en fonction d'un jeu d'entrée. Nous appellerons ce solveur *SA* (System Analysis). Il résout le système d'équation explicite, mais il permet aussi de résoudre un système implicite de façon itérative, avec par exemple, une méthode de point fixe ou une méthode de Newton.

Pour que le modèle du système soit cohérent chaque sous-modèle échange des données. Si entre deux sous-modèles une interaction existe alors la sortie du premier sous-modèle sera utilisée comme entrée pour le second et vice versa. La résolution devra donc se faire itérativement avec le solveur *SA*. Un dispositif peut être décomposé en plusieurs sous-modèles et les interactions peuvent être plus ou moins directes entre les sous-modèles.

La figure 79 présente un exemple de décomposition d'un modèle en deux sous-modèles ayant une interaction.

• **Modèle initial :**

$$A : IN = [x_1 \ x_2 \ z] ; OUT = [y_1 \ y_2 \ f_1 \ f_2]$$

• **Modèle décomposé :**

$$A_1 : IN_1 = [x_1 \ y_2 \ z] ; OUT_1 = [y_1 \ f_1]$$

$$A_2 : IN_2 = [y_1 \ x_2 \ z] ; OUT_2 = [y_2 \ f_2]$$

Le modèle décomposé permet de faire apparaître les données communes aux deux sous-modèles z et surtout les interactions y_1, y_2 entre sous modèles qui étaient non visibles dans le modèle initial mais présentes. Dans notre exemple, y_1 est une entrée de A_2 et y_2 est une entrée de A_1 .

- y est une sortie liée
- z représente une variable partagée entre les deux sous-modèles
- x représente une variable unique à un sous-modèle
- f représente une sortie d'un sous modèle

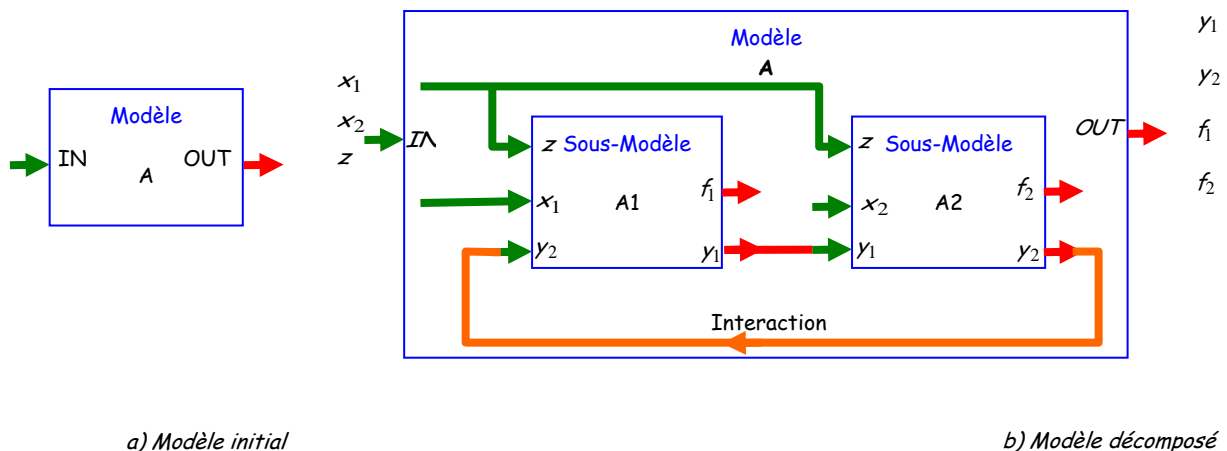


Figure 79. Décomposition du modèle

L'équation (74) permet de montrer l'interaction au sein du système, chaque fonction dépendant de l'autre.

$$\begin{aligned} y_1(z, x_1, y_2(z, x_2, y_1)) \\ y_2(z, x_2, y_1(z, x_1, y_2)) \end{aligned} \tag{74}$$

La résolution du modèle est nécessairement itérative et se fera avec le solveur *SA*. Chaque sous modèle doit être évalué séquentiellement pour résoudre le modèle global. L'équation (75) exprime cet aspect séquentiel de la résolution du modèle global (\rightarrow exprime une évaluation séquentielle).

$$A = SA(A_1 \rightarrow A_2) \tag{75}$$

Comme nous nous plaçons dans le cadre de la conception optimale, le modèle du système sera sollicité par un processus d'optimisation qui est par nature itératif. Dans ce cas, nous nous retrouvons avec deux processus itératifs imbriqués.

Un tel problème peut être résolu de différentes manières. Nous présenterons trois approches permettant de résoudre un problème d'optimisation multidisciplinaire avec une seule méthode d'optimisation. La première approche consiste simplement à coupler le modèle à une méthode d'optimisation (MDF). Les deux autres approches utilisent le fait que le modèle est décomposé pour paralléliser les calculs (IDF et AAO). Le premier avantage est de pouvoir résoudre plus rapidement un problème ou de pouvoir traiter un problème avec de nombreux sous-modèles dans des temps de simulation acceptable. Le second avantage est dans la formulation du problème où chaque sous modèle est indépendant et donc plus simple à réaliser. Cette façon d'exprimer un problème est générale et peut s'appliquer à de nombreux dispositifs complexes, mais est encore peu utilisée dans le domaine du génie électrique [Alexendrov 1999], [Braun 1997], [Cramer 1994], [Sobieszczancki 2000], [Sobieszczancki 1997], [Tedford 2006].

H.2.1.1. MultiDisciplinary feasibility (MDF)

La façon la plus classique pour résoudre un problème multidisciplinaire est d'introduire le modèle et son solveur dans un processus d'optimisation. Le solveur SA permet la résolution du modèle. L'optimiseur SO permet de trouver les grandeurs optimales en respectant les contraintes (SO : System Optimiser). Les deux processus itératifs sont imbriqués, ainsi l'optimiseur ne traite que des solutions exactes du modèle global. A chaque itération de l'optimiseur, la solution est consistante. Par contre, la résolution des sous- modèles est séquentielle.

L'équation (76) représente un modèle constitué de deux sous-modèles avec leur solveur (A_1 et A_2). L'interaction entre les sous-modèles est identifiée et est résolue par le solveur SA . Cet ensemble forme le modèle A qui est utilisé par le solveur SO pour trouver la solution optimale au problème d'optimisation.

$$MDF = SO(SA(A_1 \rightarrow A_2)) \tag{76}$$

L'approche MDF s'exprime comme un problème classique d'optimisation

$$\begin{aligned} \min_{X,Z} & f(X,Z,Y(Z,X,Y)) \\ \text{avec} & G(Z,X,Y(Z,X,Y)) \leq 0 \\ & H(Z,X,Y(Z,X,Y)) = 0 \end{aligned} \tag{77}$$

Les variables du modèle X et Z sont reprises par l'algorithme d'optimisation. Y est une variable interne au modèle, elle n'intervient pas dans le processus d'optimisation, mais intervient au sein du solveur pour résoudre l'interaction entre les sous-modèles.

L'approche MDF est utilisée sur la figure 80 pour résoudre un problème multidisciplinaire d'optimisation. Le modèle est constitué de deux sous-modèles et d'une interaction (y_1, y_2). La lettre A représente un modèle pouvant ou devant être résolu avec le solveur (SA). Le nombre de variables et de contraintes est simplement fixé par le problème d'optimisation, les itérations internes au modèle A sont indépendantes du processus d'optimisation.

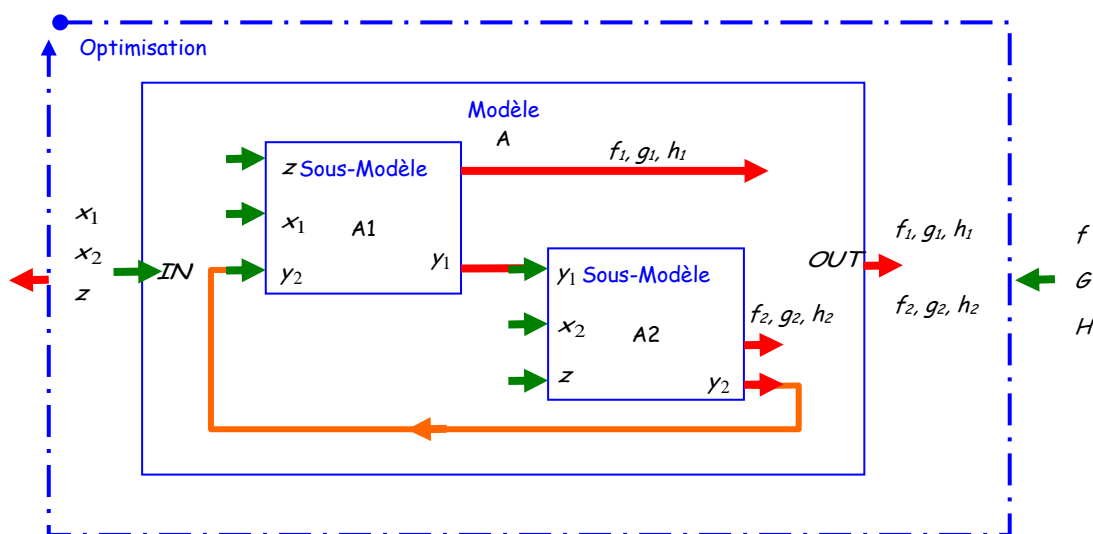


Figure 80. MDF - 'Multidisciplinary feasible' approche

H.2.1.2. Individual Disciplinary feasibility (IDF)

L'approche IDF utilise la décomposition faite du modèle et rend les sous-modèles indépendants afin de pouvoir les exécuter simultanément. Il n'y a plus explicitement d'interaction entre sous-modèles. Avec cette approche, les calculs peuvent être exécutés en parallèle, le sous-modèle le plus lent imposant le temps d'une itération du processus d'optimisation.

L'équation (78) montre que les sous-modèles peuvent être évalués en parallèle (\parallel exprime la possibilité d'un calcul parallèle). Le solveur *SA* a disparu, c'est l'optimiseur *SO* qui garantit, en plus de sa fonction d'optimisation, la cohérence du modèle global.

$$IDF = SO(A_1 \parallel A_2) \tag{78}$$

Pour gérer les interactions, il est nécessaire d'ajouter des variables et des contraintes d'égalité au problème d'optimisation initial. Pour chaque sortie liée entre sous-modèles y_i , une variable y_i^* et une contrainte d'égalité ($y_i^* - y_i = 0$), sont ajoutées. Le vecteur des variables de couplage Y^* permet d'assurer la consistance du modèle. Pour cela, Y^* doit converger au fur et à mesure des itérations du processus d'optimisation vers Y . La méthode IDF assure la cohérence du modèle seulement à la convergence du processus d'optimisation.

Le problème d'optimisation est plus complexe, mais les calculs sont faits en parallèle.

$$\begin{aligned} \min_{X, Z, Y^*} & f(X, Z, Y^*) \\ \text{avec} & G(Z, X, Y(Z, X, Y^*)) \leq 0 \\ & H(Z, X, Y(Z, X, Y^*)) = 0 \\ & Y^* - Y = 0 \end{aligned} \tag{79}$$

L'approche IDF est présentée sur la figure 81. On observe, qu'aucune liaison directe n'apparaît entre les sous-modèles, ils sont donc devenus indépendants. Toutefois, dans notre exemple, deux variables supplémentaires ont dû être ajoutées (y_1^* et y_2^*) ainsi que deux contraintes d'égalité.

Suivant la complexité des sous-modèles et leur nombre, l'utilisation de l'approche IDF peut être plus ou moins intéressante. Une difficulté peut apparaître pour définir le domaine des variables de couplage et éventuellement une valeur initiale. Toutefois, ces variables représentent généralement des phénomènes physiques et la connaissance des modèles permet de surmonter cette difficulté.

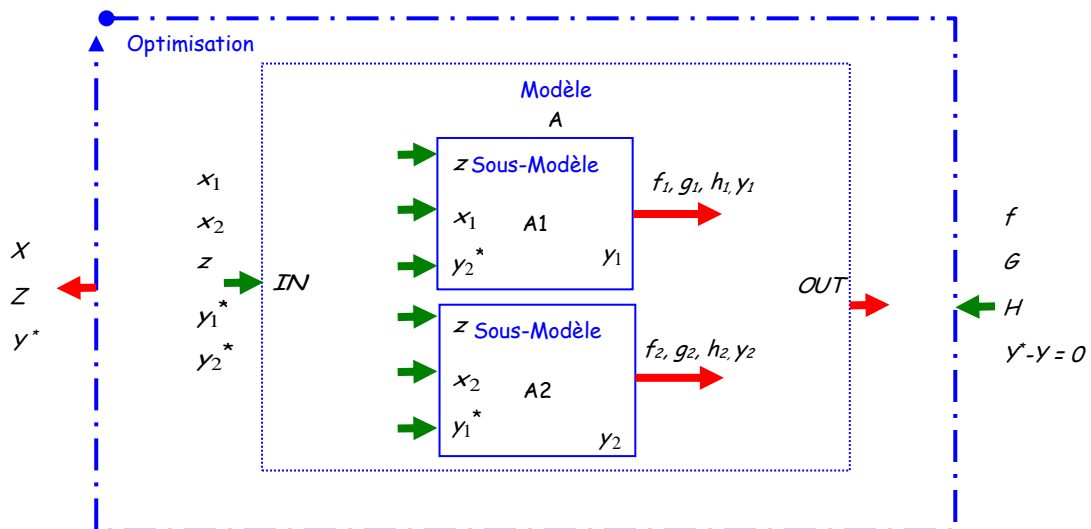


Figure 81. IDF - 'Individual disciplinary feasible' approche

H.2.1.3. All At Once (AAO)

La dernière approche présentée propose une gestion complète, des interactions et des non-linéarités des sous-modèles par l'optimiseur SO . Le solveur interne aux sous-modèles est supprimé et à chaque sous-modèle est associé une variable de contrôle u_i ainsi qu'un résidu w_i à annuler pour avoir la consistance du sous-modèle. Ainsi un sous modèle est évalué par un calcul non itératif, le sous modèle a été modifié, c'est pourquoi il est nommé E au lieu de A (E :Evaluator - A :Analyser).

L'approche AAO est très proche d>IDF. Le but est identique : pouvoir paralléliser les calculs des différents sous - modèles. L'équation (80) montre cette fonctionnalité.

$$AAO = SO(E_1 \parallel E_2) \tag{80}$$

Le problème d'optimisation (81) se complexifie encore, et le nombre de variables augmente.

$$\begin{aligned} \min_{X, Z, Y^*, U} & f(X, Z, Y^*, U) \\ \text{avec} & G(Z, X, Y(Z, X, Y^*), U) \leq 0 \\ & H(Z, X, Y(Z, X, Y^*), U) = 0 \\ & Y^* - Y = 0 \\ & W(Z, X, Y(Z, X, Y^*), U) = 0 \end{aligned} \tag{81}$$

Les sous-modèles, doivent être modifiés au niveau de la prise en compte de leur non-linéarité en ajoutant une variable de contrôle u_i et une sortie sous la forme d'un résidu w_i que le processus d'optimisation devra annuler. Pour pouvoir utiliser cette approche, il faut pouvoir intervenir dans le sous- modèle. Cela n'est pas toujours possible, si par exemple un sous modèle est un logiciel commercial fermé. Le but recherché est de réduire le nombre de sous-itérations dans les sous-modèles en laissant le contrôle de la convergence des modèles au processus itératif unique, c'est-à-dire l'optimiseur SO . Les résultats que fournissent les sous-modèles durant le processus d'optimisation ne sont pas physiquement interprétables. Ces résultats sont physiquement cohérents, seulement à la convergence de l'algorithme d'optimisation. Il faut donc que le processus d'optimisation sache résoudre le problème d'optimisation d'une manière exacte pour que l'approche soit efficace. Suivant l'importance des non-linéarités dans les sous-modèles et la complexité du problème d'optimisation, le gain qu'apporte cette approche est variable.

La figure 82 présente l'approche AAO. Comme précédemment, aucune liaison directe n'apparaît entre les sous-modèles E_1 , E_2 . Dans notre exemple, quatre variables supplémentaires ont dû être ajoutées (y_1^* , y_2^* , u_1 , u_2) ainsi que quatre contraintes d'égalités ($y_1^* - y_1 = 0$, $y_2^* - y_2 = 0$, $w_1 = 0$, $w_2 = 0$).

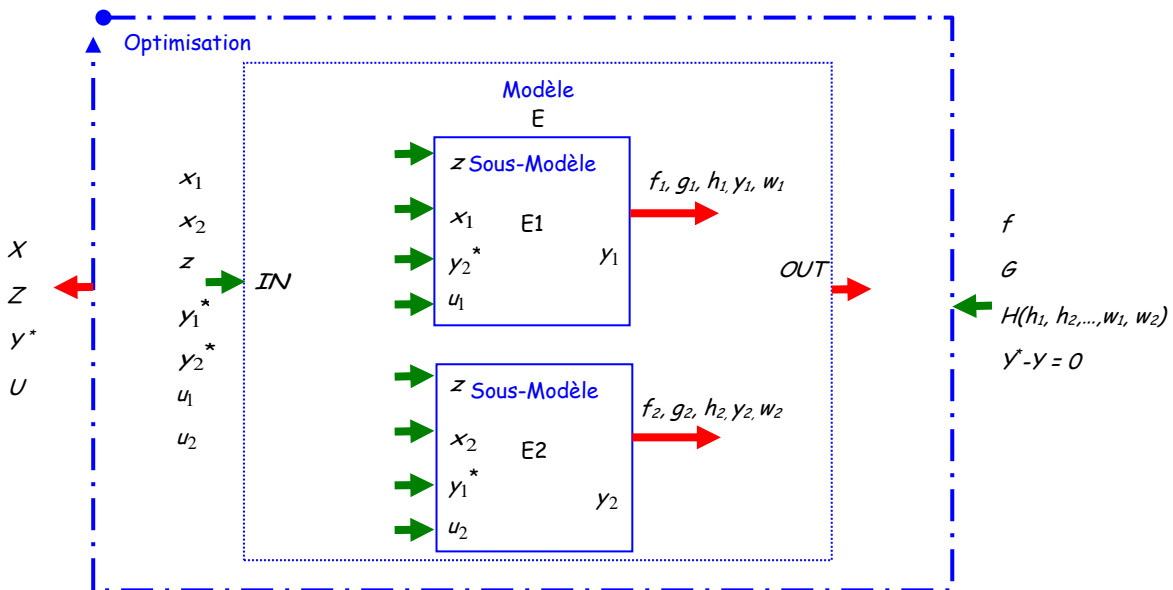


Figure 82. AAO - 'All At Once' approche

H.2.1.4. Un exemple mathématique

Un exemple mathématique simple illustre l'approche MDF et IDF. Deux sous-modèles sont choisis, avec une interaction croisée (y_1, y_2) et une variable commune unique z . La variable liée y_1 sera à minimiser.

Le problème d'optimisation est tout d'abord formulé avec l'approche MDF (82).

$$\begin{aligned} \min_z \quad & f = y_1 \\ \text{avec} \quad & y_1(z, y_2) = z \cdot \cos(y_2) \\ & y_2(z, y_1) = y_1 \cdot \cos(z) \end{aligned} \tag{82}$$

Puis avec l'approche IDF (83).

$$\begin{aligned} \min_{z, y_1^*, y_2^*} \quad & f = z \cdot \cos(y_2^*) \\ \mathcal{G} \quad & \left| \begin{aligned} y_1^* - z \cdot \cos(y_2^*) \\ y_2^* - y_1^* \cdot \cos(z) \end{aligned} \right| \leq \varepsilon \end{aligned} \tag{83}$$

Le système d'équations est non linéaire. Les deux formulations aboutissent au même résultat ($z = -1.77$, $y_1 = -1.67$, $y_2 = 0.33$) et sont résolues avec une méthode SQP. La valeur initiale pour les variables est fixée arbitrairement à 1. Pour la résolution du système non-linéaire, une méthode de point fixe est utilisée avec une tolérance sur $|y_1 - y_{n+1}|$ de 10^{-4} . Pour la méthode IDF la même tolérance est choisie pour ε .

Le problème d'optimisation avec la méthode MDF comporte une variable unique z et aucune contrainte. Une méthode itérative de point fixe permet de résoudre le système d'équations. Le domaine d'étude est fixé entre -2 et 2. Le bas de la figure 83.a représente le nombre d'itérations nécessaire pour résoudre le système pour une valeur de z donnée. Dans notre exemple, le nombre d'itérations varie de quelques itérations à plus d'une dizaine. Dans le domaine choisi, la méthode du point fixe converge pour toutes les valeurs de z . Le haut de la figure 83.a représente l'évolution de y_1 et de y_2 en fonction de z . Les croix représentent la valeur de la fonction objectif à chaque itération. La position du minimum de y_1 est visible sur la figure 83.a. L'évaluation de la fonction objectif du problème d'optimisation se fait sur un modèle exact. Les croix sont confondues avec la fonction y_1 . L'algorithme converge en seulement 7 itérations. Toutefois, le problème non-linéaire doit être résolu à chaque itération, ce qui a nécessité au total 232 évaluations des fonctions y_1 et y_2 supposées être coûteuses en temps de calcul.

Le problème d'optimisation avec la méthode IDF comporte trois variables z, y_1^*, y_2^* et deux contraintes. Le problème non-linéaire est résolu par la méthode d'optimisation lors de la convergence. A chaque itération, le modèle n'est pas nécessairement exact. La figure 83.b représente la valeur de l'objectif y_1 au fur et à mesure des itérations. Proche de l'optimum, les croix se sont rapprochées de la courbe, ce qui montre la convergence du problème non-linéaire. L'algorithme converge en seulement 12 itérations et 106 évaluations des fonctions y_1 et y_2 .

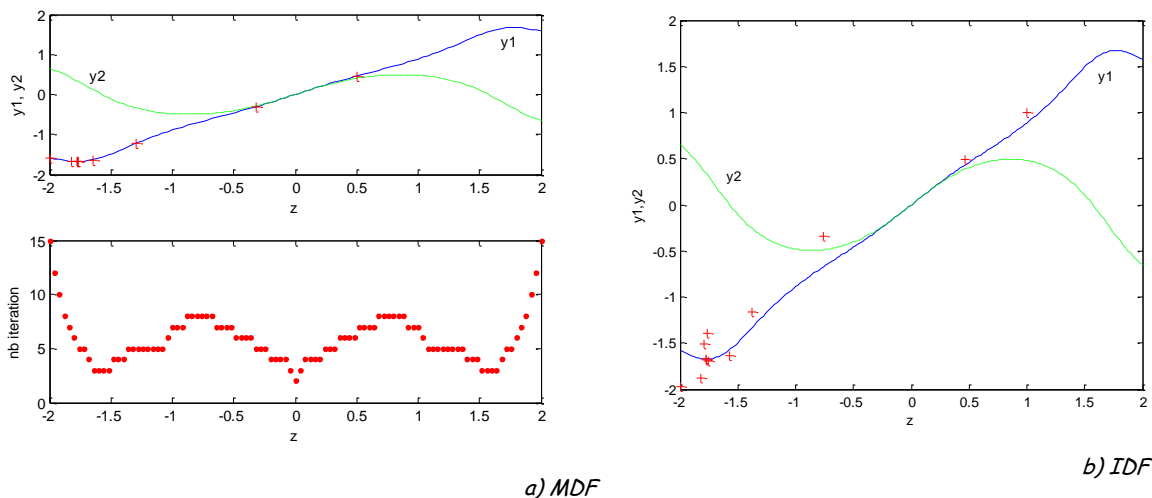


Figure 83. Processus d'optimisation avec la méthode MDF et IDF

Le tableau V. reporte les informations obtenues avec les deux approches. Avec la méthode IDF le nombre d'appels de la fonction objectif correspond au nombre d'évaluations des fonctions. Sur cet exemple, la méthode IDF nécessite environ deux fois moins d'évaluations des fonctions y_1 et y_2 . De plus, la méthode IDF permet la parallélisation de l'évaluation de y_1 et y_2 , ce qui réduirait encore le temps de calcul. Le temps d'exécution des fonctions y_1 et y_2 doit être important par rapport à l'exécution de l'algorithme. C'est pourquoi dans l'exemple, une boucle est ajoutée pour augmenter le temps d'exécution des fonctions afin que ce temps soit prépondérant. Ainsi, on a bien un temps d'exécution de la même proportion que le nombre d'évaluations des fonctions, c'est à dire double entre les deux méthodes pour notre exemple.

Tableau V. Exécution de l'approche MDF et IDF sur l'exemple mathématique

Méthode	MDF	IDF
Nombre de variables (Dv.)	1	3
Nombre de contraintes (Cons.)	0	2
Nombre d'évaluations de la fonction y_1	116	53
Nombre d'évaluations de la fonction y_2	116	53
Nombre d'appels de la fonction objectif	17	53
Temps sans la parallélisation des calculs	31s	15s

L'amélioration de la méthode de résolution du problème non-linéaire permettrait d'augmenter la rapidité de la méthode MDF. Mais l'effet de la parallélisation des calculs est un avantage incontestable à l'approche IDF, le temps d'exécution étant relié à l'évaluation de la fonction la plus longue et non pas à la somme des évaluations des fonctions. Son inconvénient repose sur la complexification du problème d'optimisation par l'augmentation du nombre de variables et de contraintes.

H.2.1.5. Un exemple sur un moteur de traction

Ces trois approches ont été appliquées pour le dimensionnement d'un moteur de traction [FGC.51], [FGC53]. Le modèle est multidisciplinaire (Magnétique, Electrique, Commande de défluxage, Thermique) et se compose d'une partie analytique et éléments finis pour la partie magnétique. De plus, le moteur est dimensionné sur cycle et un modèle thermique transitoire a été incorporé. La figure 84 présente la décomposition du modèle qui a permis de tester les différentes formulations. Le modèle est décomposé en trois blocs pouvant être parallélisés. Le problème étant plus complexe, l'utilisation de la méthode IDF et AAO augmentent le nombre de variables de conception (Dv.) et de contraintes (Cons.).

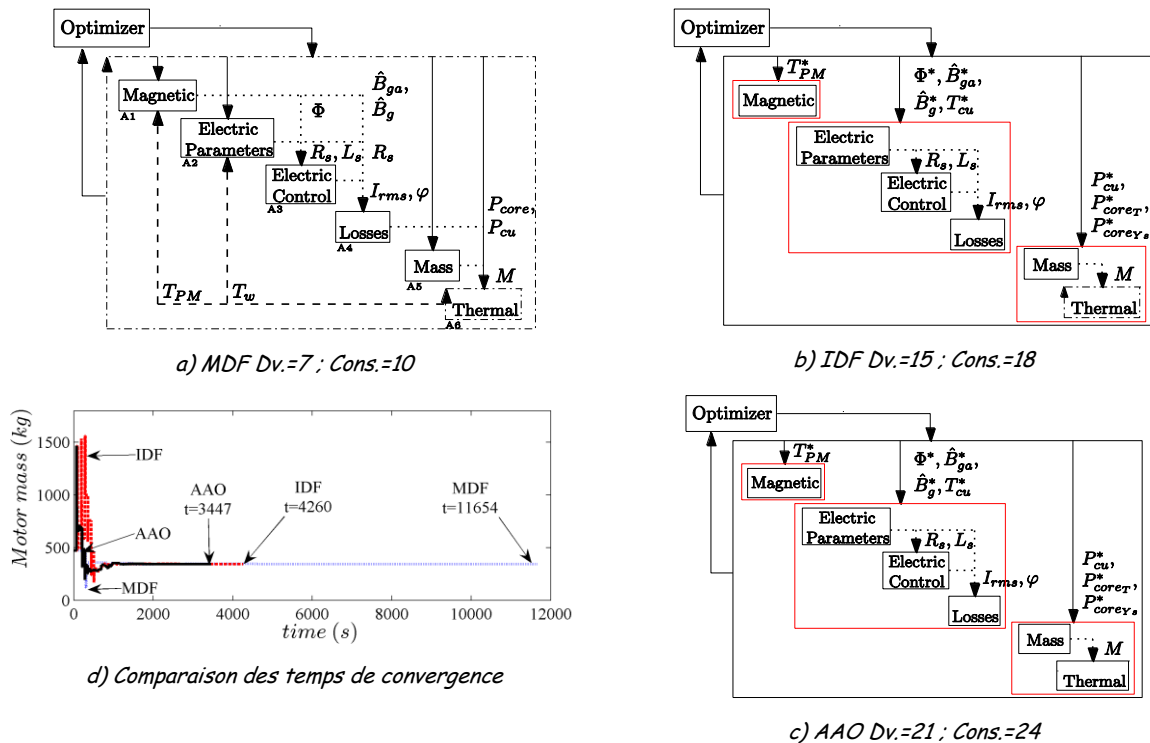


Figure 84. Test de différentes méthodes pour résoudre un problème de conception d'un système électrique complexe

Dans l'exemple, malgré un problème d'optimisation plus complexe, les méthodes IDF et AAO permettent d'accélérer par trois le temps de résolution.

L'intérêt de présenter ces différentes méthodes est bien entendu d'offrir de nouvelles solutions pour résoudre plus rapidement des problèmes de conception. Mais surtout, permet de mettre en évidence l'étroit lien qui existe entre modèle et méthode d'optimisation. Les approches présentées, permettent de voir clairement que la construction du modèle et la construction du problème d'optimisation sont étroitement liées.

H.2.2. Décomposition hiérarchique, multi-niveaux

Lorsqu'un dispositif est particulièrement complexe, une méthode classique pour aborder sa conception est de le décomposer. Ainsi, en décomposant le problème et en répartissant le travail, le problème global devient abordable. Par exemple, dans l'automobile les entreprises utilisent cette approche pour concevoir une voiture : des spécialistes travaillent sur la motorisation, d'autres sur la caisse, ou encore d'autres sur le réseau de bord,.... Chaque sous-problème est plus simple à résoudre, mais nécessite une définition du besoin par rapport au système global. Ainsi un cahier des charges spécifiques pour chaque décomposition doit être fait.

Plusieurs stratégies peuvent être utilisées pour décomposer un dispositif : soit à partir des fonctionnalités du produit, des composants le constituant, ou encore à partir des disciplines ou métiers nécessaires à sa conception (électrique, mécanique,...). Cette décomposition impacte sur la méthode de conception du produit.

Souvent, l'organisation même de l'entreprise est reliée à la décomposition du produit à concevoir. Pour les entreprises, cette décomposition est faite au niveau des spécificités des usines, des services, des équipes et est reliée à l'organisation interne du personnel. De plus, pour permettre la synchronisation et les échanges, des fonctions transverses existent, comme par exemple le chef de projet.

Le fait de décomposer impose une gestion des interactions entre éléments formant le système complexe. C'est le principal inconvénient de la décomposition, sachant que chaque élément est rarement complètement indépendant des autres.

La figure 85 présente une décomposition par niveaux d'un tramway. Le niveau système comprend les besoins de fonctionnalité du client et ses contraintes. Ensuite, le tramway est décomposé en sous-systèmes, eux-mêmes décomposés en composants. Ces composants sont à concevoir ou à réutiliser pour former le produit. Chaque composant est lui-même constitué d'éléments qui peuvent être améliorés et qui amélioreront la conception du tramway. Il est important que chaque élément soit conçu par rapport aux besoins du système. Cette décomposition est hiérarchique, le niveau supérieur incorpore les éléments du niveau inférieur.

Dans le cadre d'une conception optimale d'un tramway, les améliorations souhaitées sont au niveau système alors que ce sont les éléments qui seront à adapter. La stratégie d'optimisation du produit doit prendre en compte la décomposition et l'organisation même de l'entreprise.

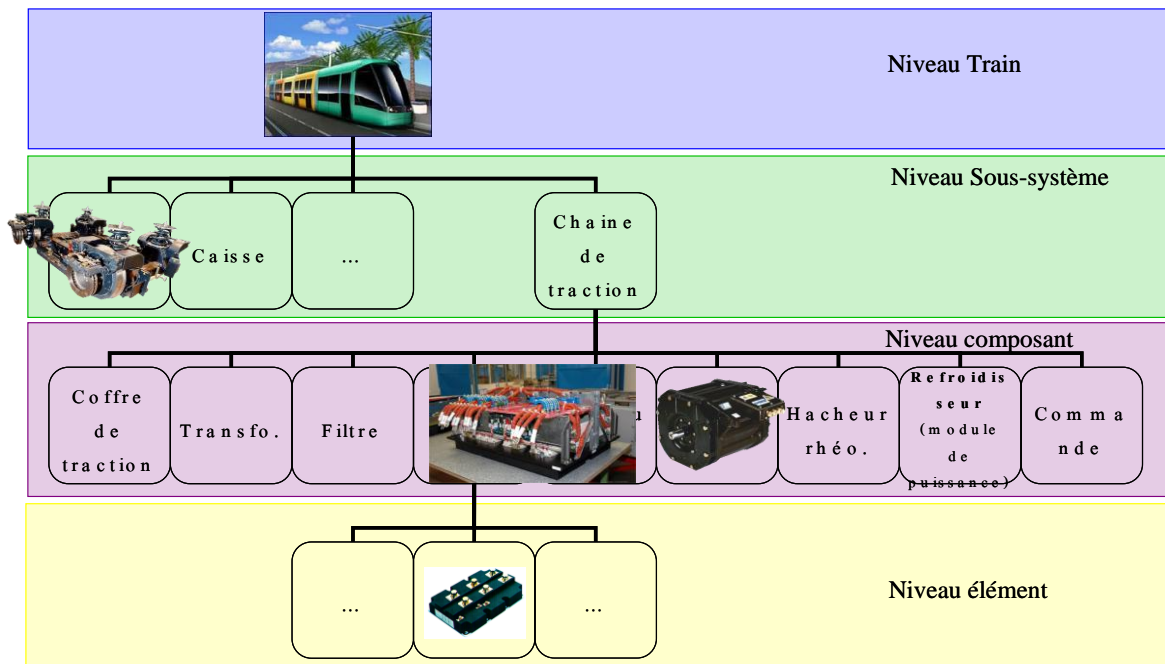


Figure 85. Exemple de décomposition hiérarchique pour un tramway

H.2.2.1. Target Cascading pour la conception optimale

Classiquement le problème de conception des systèmes complexes est décomposé en plusieurs sous-problèmes afin de mieux l'appréhender et de pouvoir le résoudre. Ces sous-problèmes sont assignés aux équipes de conception qui chercheront à fournir des solutions optimales indépendamment des autres. Les ingénieurs systèmes devront coordonner ces équipes afin que leur travail combiné permette d'aboutir à une solution fonctionnelle et si possible optimale au niveau système. Cette approche est couramment employée dans l'industrie.

A partir de cette organisation, et dans le cadre de la conception optimale, deux approches sont possibles :

- La première approche consiste à récupérer les modèles de chaque sous-problème et de les assembler pour résoudre le problème global ainsi formulé avec une méthode d'optimisation. Le modèle peut être construit par bloc et les techniques MDO mono-niveau présentées précédemment peuvent être utilisées pour aider à la construction du modèle et à sa résolution. Toutefois cette approche nécessite une concentration des informations, des modèles et du processus d'optimisation unique. Un ingénieur système peut être en charge de cette tâche, mais la multiplicité des sous-systèmes et leur décomposition rend ce travail très complexe.
- La seconde approche consiste à garder la décomposition hiérarchique et à construire une méta-méthode d'optimisation permettant de gérer cette décomposition du problème d'optimisation. Le problème d'optimisation globale est lui-même décomposé en plusieurs sous-problèmes d'optimisation qu'il faudra synchroniser. Ainsi, le problème d'optimisation reprend la structuration de l'entreprise.

L'approche où le problème d'optimisation est unique, exige la reformulation du problème de conception. La figure 86.a présente un processus d'optimisation classique avec un modèle et un algorithme d'optimisation. Cette approche exige beaucoup de temps pour formuler le modèle et le problème de conception.

L'approche par décomposition du problème d'optimisation semble bien adaptée au système complexe [FGTH.4], [FGC.54], car elle peut s'appuyer sur les experts de chaque sous-problème au sein de l'entreprise. La figure 86.b présente un processus d'optimisation décomposé hiérarchiquement. Un modèle existe à chaque niveau et un processus d'optimisation est lié à chaque modèle. Les processus échangent entre eux pour se synchroniser en s'affectant des objectifs à la descente et à la remontée.

Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour résoudre un problème d'optimisation décomposé, seule la méthode TC est abordée dans ce mémoire [Allison2004]. L'approche TC est une formulation multi-niveaux de coordination des processus d'optimisation [Kim 1-2003]. Cette approche est employée dans des applications telles que la conception aéronautique [Allison 2006] et la conception automobile [Kim 2-2003]. Pour que l'approche soit efficace, il faut que le problème soit au préalable décomposé.

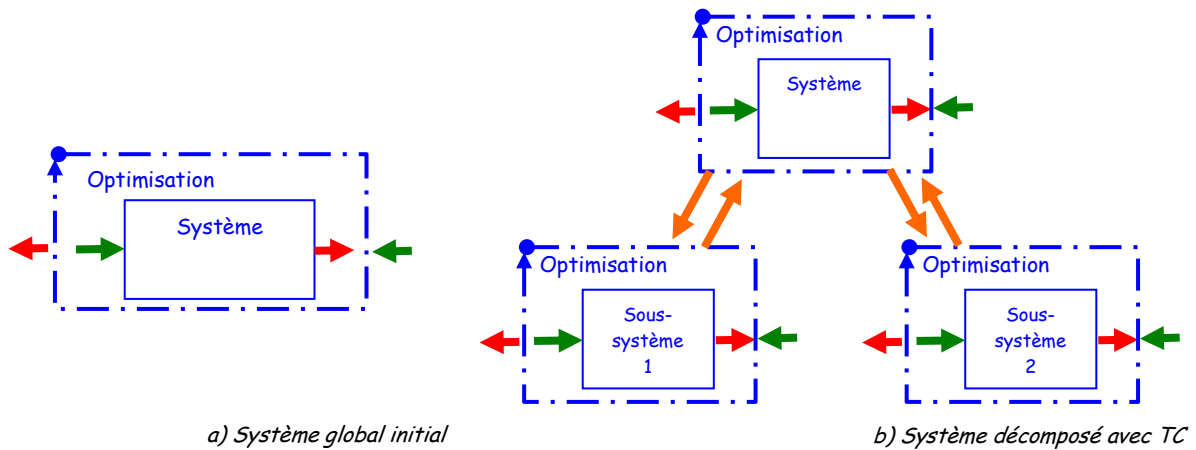


Figure 86. Décomposition hiérarchique

Formulation de la méthode Target Cascading (TC)

Le problème global se décompose en une suite hiérarchique de problèmes d'optimisation [FGC.54], [FGC.55].

La méthode TC résout le processus d'optimisation global en fixant des objectifs au sous-processus d'optimisation et propage ainsi les réponses du niveau système vers les sous-systèmes. La méthode a une phase descendante, le système fixe les objectifs du niveau sous systèmes et une phase ascendante, où les sous-systèmes imposent des contraintes au système. Le processus d'optimisation cherche à réduire l'écart entre les objectifs propagés et la valeur calculée. Le sous-problème d'optimisation recherche les valeurs optimales des variables locales de conception et contraint les variables d'échange avec le niveau inférieur à une valeur cible, donnée par le niveau inférieur. Lorsque le problème global a convergé, les cibles des sous-niveaux et les variables d'échange sont devenues identiques.

La figure 87 présente un problème d'optimisation décomposé en 3 niveaux : un niveau système, sous-système et composant. Chaque sous-problème d'optimisation a ses propres variables locales de conception et contraintes locales. Un sous-problème est relié aux autres sous-problèmes d'optimisation par l'intermédiaire d'objectifs et de contraintes transmises R_{ss}^U , R_{ss}^L et Y_{ss}^U , Y_{ss}^L . Toute la communication entre les sous-problèmes se fait par cet intermédiaire. Il n'existe aucun lien direct entre deux sous-problèmes d'un même niveau. Les sous problèmes d'un même niveau peuvent communiquer à partir de variables de liaison Y_{ss} en passant par le ou les niveaux supérieurs. Chaque sous problème est indépendant mais relié aux autres par ces échanges. Cette formulation permet la gestion des sous-problèmes d'optimisation dans l'objectif d'une optimisation globale du système étudié. Cette décomposition offre la possibilité d'exécuter en parallèle les processus d'optimisation, permettant de rendre plus accessible l'optimisation de système complexe.

Le processus TC débute au niveau système où un vecteur cible est fixé. Le problème d'optimisation, au niveau système, consiste à trouver les variables locales sous contraintes. Une fois ce problème d'optimisation terminé, les cibles des sous-niveaux, calculées au niveau supérieur, sont alors transférées. Les problèmes d'optimisation des sous-niveaux, ont comme objectif de réduire l'écart entre les valeurs cibles et la valeur calculée. Le processus TC transfère les objectifs de niveau en niveau, jusqu'au niveau le plus bas. Ensuite, les processus d'optimisation du niveau le plus bas transfèrent au niveau juste supérieur des contraintes. Les processus d'optimisation sont relancés et de nouvelles contraintes trouvées pour le niveau supérieur et ainsi de suite jusqu'au niveau le plus haut. Une itération du processus TC est ainsi réalisée. Ce processus est poursuivi tant qu'un écart existe entre les variables de montée et de descente.

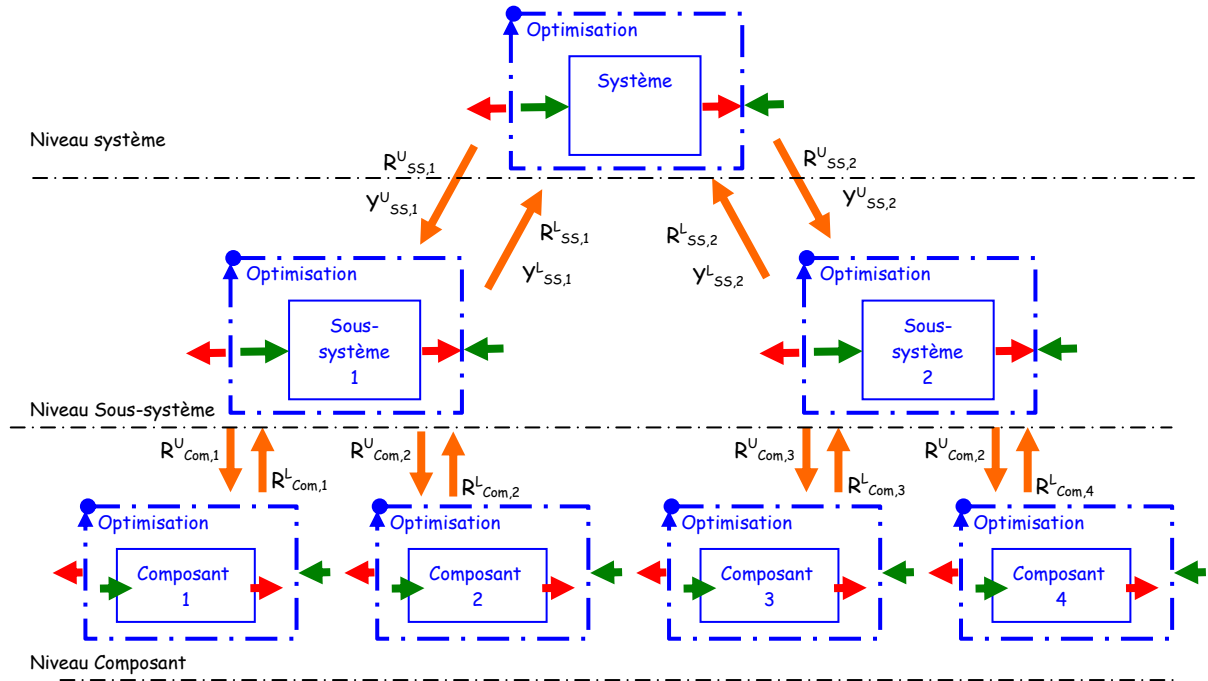


Figure 87. Décomposition hiérarchique liée à la méthode TC

La décomposition du problème d'optimisation avec la méthode TC peut être écrite sous-forme mathématique pour le niveau système (84), sous-système (85) et composant (86). Le niveau système et composant sont particuliers, car ils sont situés aux extrémités de la décomposition.

Niveau Système :

Le problème d'optimisation au niveau système, minimise l'erreur entre une réponse du niveau système R_{sys} et une valeur choisie comme objectif T_{sys} . De plus, l'objectif du niveau système est de minimiser l'écart entre les réponses désirées par le niveau système et la contrainte fixée par les sous systèmes du niveau juste inférieur.

$$\begin{aligned} \min_{X_{sys}, Y_{ss}, R_{ss}, \varepsilon_R, \varepsilon_Y} & \|R_{sys} - T_{sys}\|_2^2 + \varepsilon_R + \varepsilon_Y \\ \text{avec } & R_{sys} = f(X_{sys}, R_{ss}) \\ \text{Osys : } & \|R_{ss} - R_{ss}^L\|_2^2 \leq \varepsilon_R \\ & \|Y_{ss} - Y_{ss}^L\|_2^2 \leq \varepsilon_Y \\ & G(X_{sys}, R_{ss}) \leq 0 \\ & H(X_{sys}, R_{ss}) = 0 \\ & Lb_{sys} \leq X_{sys} \leq Ub_{sys} \\ & Lb_{R_{ss}} \leq R_{ss} \leq Ub_{R_{ss}} \end{aligned} \quad (84)$$

On définit $\|(x_1, \dots, x_n)\|_2 = \sqrt{|x_1|^2 + \dots + |x_n|^2}$ comme la norme euclidienne d'un espace à n dimensions (L_2 norme).

On peut observer que R_{sys} est fonction des variables système X_{sys} et des réponses attendues des sous-systèmes R_{ss} du niveau juste inférieur. R_{ss}^L et Y_{ss}^L sont les valeurs optimales trouvées par le niveau inférieur et passées au niveau supérieur. Des contraintes sont ajoutées pour adapter le niveau système aux réponses du niveau sous-système $\|R_{ss} - R_{ss}^L\|_2^2 \leq \varepsilon_R$ afin que le problème global soit consistant.

L'ajout de variables internes complique le problème d'optimisation et oblige à définir les bornes de R_{ss} et Y_{ss} .

Niveau Sous-système :

L'équation (85) représente le $j^{\text{ième}}$ sous-système. Toutes les variables et les réponses sont associées à ce sous-système.

$$\begin{aligned}
& \min_{X_{ss}, Y_{ss}, Y_{com}, R_{com}, \varepsilon_R, \varepsilon_Y} \left\| R_{ss} - R_{ss}^U \right\|_2^2 + \left\| Y_{ss} - Y_{ss}^U \right\|_2^2 + \varepsilon_R + \varepsilon_Y \\
& \text{avec } R_{ss} = f(X_{ss}, Y_{ss}, R_{com}) \\
\text{Oss,j : } & \left\| R_{com} - R_{com}^L \right\|_2^2 \leq \varepsilon_R \\
& \left\| Y_{com} - Y_{com}^L \right\|_2^2 \leq \varepsilon_Y \\
& G(X_{ss}, Y_{ss}, R_{com}) \leq 0 \\
& H(X_{ss}, Y_{ss}, R_{com}) = 0 \\
& Lb_{ss} \leq X_{ss} \leq Ub_{ss} \\
& Lb_{com} \leq R_{com} \leq Ub_{com}
\end{aligned} \tag{85}$$

L'objectif est de minimiser l'écart entre la valeur donnée par le niveau supérieur R_{ss}^U , Y_{ss}^U et la valeur optimale pour le sous-système. La valeur de R_{ss}^U provient de la valeur de R_{ss} du niveau système. Les contraintes sont liées au niveau inférieur et sont dépendantes du sous-système considéré.

Niveau Composant :

L'équation (86) représente le problème d'optimisation affecté au $k^{\text{ième}}$ composant. Comme précédemment, le niveau supérieur impose son besoin en fixant R_{com}^U . Aucune contrainte supplémentaire n'est à ajouter car le niveau composant est considéré ici comme le niveau le plus bas.

$$\begin{aligned}
& \min_{X_{com}, Y_{com}} \left\| R_{com} - R_{com}^U \right\|_2^2 + \left\| Y_{com} - Y_{com}^U \right\|_2^2 \\
\text{Ocom,k : } & \text{avec } R_{com} = f(X_{com}, Y_{com}) \\
& G(X_{com}, R_{com}) \leq 0 \\
& H(X_{com}, R_{com}) = 0 \\
& Lb_{com} \leq X_{com} \leq Ub_{com}
\end{aligned} \tag{86}$$

Un exemple mathématique

Un exemple mathématique simple est présenté comme illustration. Le problème global non-décomposé correspond à une somme de fonctions strictement positives, indépendantes et s'annulant pour $x_k = \frac{k}{3}$. Une contrainte est ajoutée afin que le produit de x_3 par x_4 soit inférieur à 1. Les bornes de toutes les variables sont fixées entre 0 et 2. La méthode SQP est utilisée pour résoudre ce problème et une valeur initiale de 1 est choisie pour chaque variable.

$$\begin{aligned}
& \min_{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6} (R(X) - 0)^2 \\
\text{Og : } & R(X) = \sum_{k=1}^6 \left(x_k - \frac{k}{3} \right)^2 \cdot \exp \left(x_k - \frac{k}{3} \right) \\
& g(x_3, x_4) = x_3 \cdot x_4 - 1 \leq 0 \\
& 0 \leq x_k \leq 2 \quad k = 1, \dots, 6
\end{aligned} \tag{87}$$

Les valeurs optimales de x_1, x_2, x_5, x_6 sont triviales (1/3, 2/3, 5/3, 6/3). A cause de la contrainte, un compromis doit être trouvé sur la valeur de x_3 et x_4 (0.816, 1.22).

Le problème global (87) se décompose en une suite hiérarchique de problèmes d'optimisation. Le problème est découpé en trois sous-problèmes. Deux niveaux sont créés, un niveau système et un niveau composant.

$$\begin{aligned}
& \min_{x_1, x_2, R_{SS,1}, R_{SS,2}, \varepsilon_R} (R_{Sys} - 0)^2 + \varepsilon_R \\
\text{avec } R_{Sys} &= f(x_1, x_2, R_{SS,1}, R_{SS,2}) \\
&= \left(x_1 - \frac{1}{3}\right)^2 \cdot \exp\left(x_1 - \frac{1}{3}\right) + \left(x_2 - \frac{2}{3}\right)^2 \cdot \exp\left(x_2 - \frac{2}{3}\right) + R_{SS,1} + R_{SS,2} \\
\text{Osys :} & \\
& (R_{SS,1} - R_{SS,1}^L)^2 + (R_{SS,2} - R_{SS,2}^L)^2 \leq \varepsilon_R \tag{88} \\
& 0 \leq x_1 \leq 2 \\
& 0 \leq x_2 \leq 2 \\
& 0 \leq R_{SS,1} \leq 2 \\
& 0 \leq R_{SS,2} \leq 2 \\
& 0 \leq \varepsilon_R \leq 2
\end{aligned}$$

L'objectif du niveau système est fixé à 0. Les valeurs de $R_{SS,1}$ et $R_{SS,2}$ sont cascadiées aux niveaux inférieurs et fixées comme valeurs cibles ($R_{SS,1} = R_{SS,1}^U$).

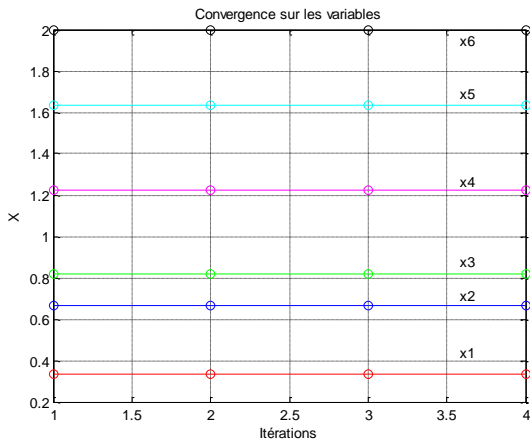
$$\begin{aligned}
& \min_{x_3, x_4} (R_{SS,1} - R_{SS,1}^U)^2 \\
\text{avec } R_{SS,1} &= f(x_3, x_4) \\
&= \left(x_3 - \frac{3}{3}\right)^2 \cdot \exp\left(x_3 - \frac{3}{3}\right) + \left(x_4 - \frac{4}{3}\right)^2 \cdot \exp\left(x_4 - \frac{4}{3}\right) \\
\text{Oss,1 :} & \\
& g(x_3, x_4) = x_3 \cdot x_4 - 1 \leq 0 \\
& 0 \leq x_3 \leq 2 \\
& 0 \leq x_4 \leq 2
\end{aligned} \tag{89}$$

$$\begin{aligned}
& \min_{x_5, x_6} (R_{SS,2} - R_{SS,2}^U)^2 \\
\text{avec } R_{SS,2} &= f(x_5, x_6) \\
&= \left(x_5 - \frac{5}{3}\right)^2 \cdot \exp\left(x_5 - \frac{5}{3}\right) + \left(x_6 - \frac{6}{3}\right)^2 \cdot \exp\left(x_6 - \frac{6}{3}\right) \\
\text{Oss,2 :} & \\
& 0 \leq x_5 \leq 2 \\
& 0 \leq x_6 \leq 2
\end{aligned} \tag{90}$$

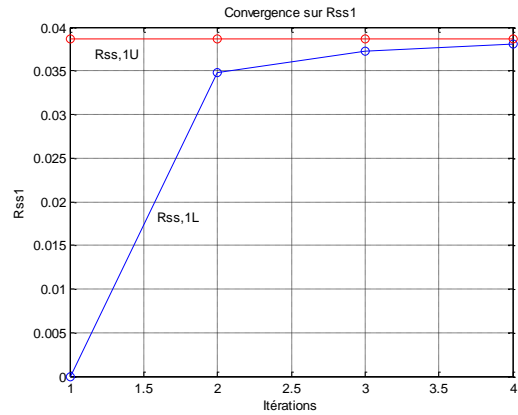
Comme le montre la figure 88, la méthode converge en 4 itérations. A chaque itération de TC, la méthode d'optimisation peut réutiliser les valeurs précédemment trouvées des variables pour accélérer la convergence. Les valeurs des variables des trois problèmes d'optimisation sont :

$$\begin{aligned}
[x_1, x_2, R_{SS,1}, R_{SS,2}, \varepsilon_R] &= [0.33333, 0.66667, 0.038127, 0.00063445, 4.5533e-007] \\
[x_3, x_4] &= [0.8168, 1.2243] \\
[x_5, x_6] &= [1.6328, 2]
\end{aligned}$$

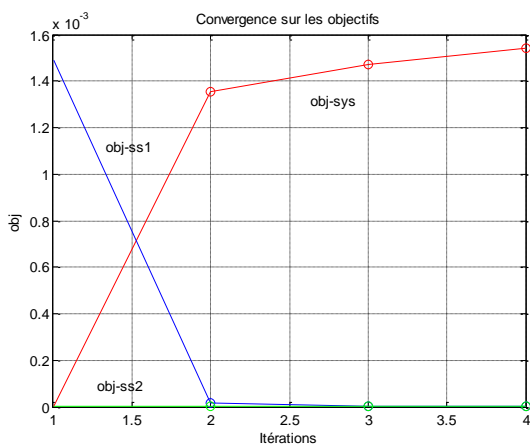
L'algorithme est stoppé lorsque l'erreur entre les variables cascadiées est inférieure à 0.5%. Une pondération cumulative est ajoutée sur la variable d'erreur ε_R pour faciliter la convergence.



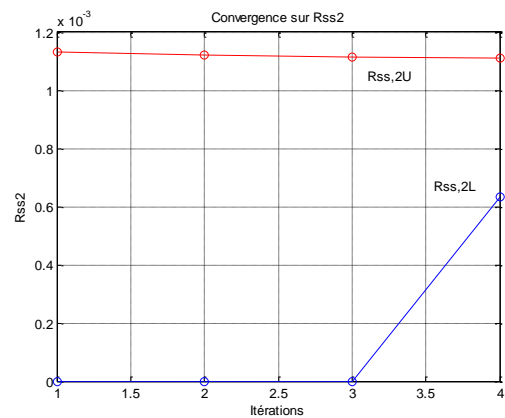
d) Evolution des Variables



e) Evolution de Rss,1



d) Evolution des objectifs des Problèmes d'optimisation



e) Evolution de Rss,2

Figure 88. Convergence de la méthode TC

Un exemple sur une chaîne de traction ferroviaire

La méthode a été utilisée pour le dimensionnement de deux composants d'une chaîne de traction de tramway. Un système simplifié a été retenu, le composant moteur et le radiateur du convertisseur ont été choisis pour leur encombrement important dans le système de traction. Un niveau système est ajouté prenant en compte l'ensemble du tramway. Un problème à deux niveaux est donc traité [FGTH.4], [FGC.54].

Le niveau composant permet le dimensionnement des deux composants à partir de leurs contraintes propres et d'objectifs système. Le niveau système gère les variables d'échange qui alimentent le modèle système. Le modèle du radiateur comporte 6 variables locales dimensionnelles, 3 contraintes locales et échange 3 réponses avec le niveau système ($R_{thr}, \hat{C}_{thr}, M_{HS}$). Le modèle du moteur comporte 8 variables locales pour le dimensionnement, 10 contraintes locales et échange 4 réponses avec le niveau système ($R_s, L_s, \psi_s, M_{mot}$). Le modèle système provient de surfaces de réponses construites à partir d'un logiciel métier (CITHEL). Le modèle du tramway comporte 2 variables locales concernant la commande MLI du moteur et du convertisseur, 3 contraintes locales et 2 réponses système ($M_{sys}, Energie$). Ainsi le nombre total de variables pour le niveau système est de 10 ($3+4+2+ \varepsilon_R$). Deux objectifs sont fixés au niveau système, l'énergie et la masse totale ($M_{sys}, Energie$). La figure 89 présente le problème dans son ensemble, une boucle itérative permet de faire converger ce processus lorsque les valeurs passées par le niveau système au niveau composant deviennent équivalentes à celles passées par le niveau composant au niveau système.

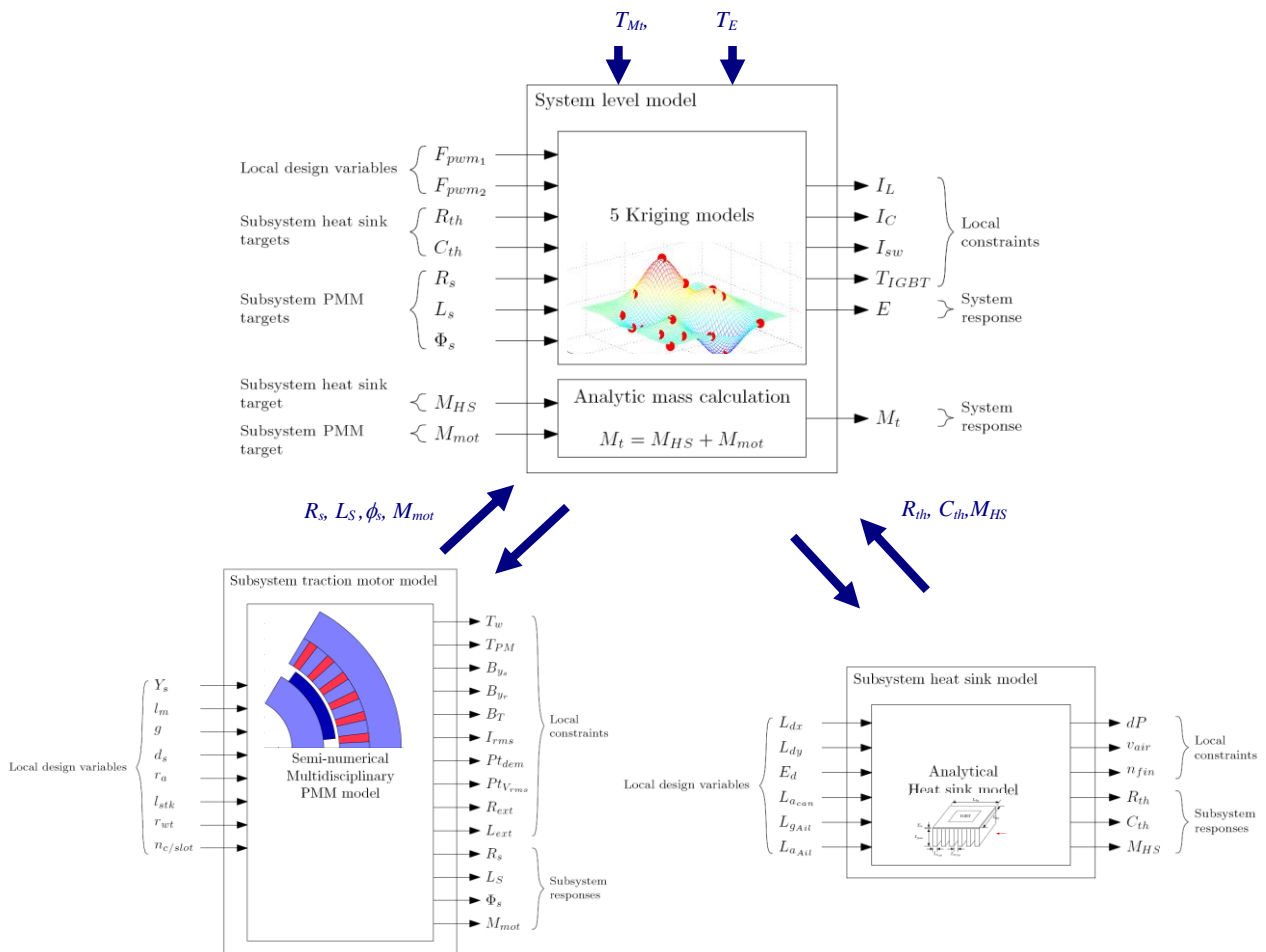


Figure 89. Optimisation multi-niveaux pour une chaîne de traction ferroviaire

Ce problème correspond au cas le plus complexe traité actuellement. Plus de détails sont disponibles dans [FGTH.4], [FGC.54]. L'algorithme a été également amélioré pour lui permettre de converger lorsque les objectifs sont inatteignables [FGC.55].

Une difficulté remarquable de cette approche, est l'accès ou la disponibilité des modèles. Une part importante du travail consiste à savoir réutiliser des modèles ou à développer les parties manquantes par rapport aux besoins spécifiques de l'application.

La méthode offre de nombreuses perspectives pour son utilisation en génie électrique. Les travaux offrent de nombreux débouchés, mais surtout modifient la vision et l'utilisation classique entre algorithme d'optimisation et modèle. Ces travaux sont encore récents et méritent encore un approfondissement.

I. Conclusion et Perspectives scientifiques

I.1. Conclusion

La conception des dispositifs électriques est une **tâche complexe** qu'il faut relever pour faire face aux nouveaux défis économiques et sociétaux.

En effet, les composants et systèmes électriques sont de plus en plus complexes ; de nombreuses **disciplines** interagissent entre elles et les systèmes sont constitués de multiples **composants** qu'il faut savoir concevoir et régler au mieux. Les contraintes imposées et les performances demandées sont croissantes. Le dispositif électrique ne doit pas seulement se contenter de fonctionner, il doit aussi avoir des performances en terme d'efficacité énergétique (consommation d'électricité) et d'impact environnemental (bruit, types de matériaux utilisés).

Les outils de modélisation se sont multipliés pour aider les concepteurs au développement de produits. Il est maintenant indispensable de leur fournir des outils d'aide à la conception qui automatisent les tâches répétitives de simulations avec comme objectif l'aide à la conception optimale. La conception optimale englobe les outils d'optimisation et la méthodologie de résolution d'un problème de conception. La conception optimale a pour objectif d'aider les entreprises à concevoir des produits plus performants, répondant à la multitude des contraintes imposées, qu'un concepteur seul ne peut gérer simultanément dans sa globalité.

En effet, la conception d'un composant nécessite la modélisation de différentes disciplines, qu'il faut savoir assembler pour décrire le processus de conception. Ces disciplines interagissent entre elles. Le recensement des disciplines et des liens souhaités, est déjà une étape importante avant même la description d'un modèle. La figure 90.b représente un composant constitué de différentes disciplines avec leurs interactions. Mais un dispositif est généralement constitué de plusieurs composants assemblés pour former un système ou des sous-systèmes. Chaque composant interagit avec d'autres, comme le montre la figure 90.c. La conception optimale doit gérer cette décomposition, mais surtout les liaisons.

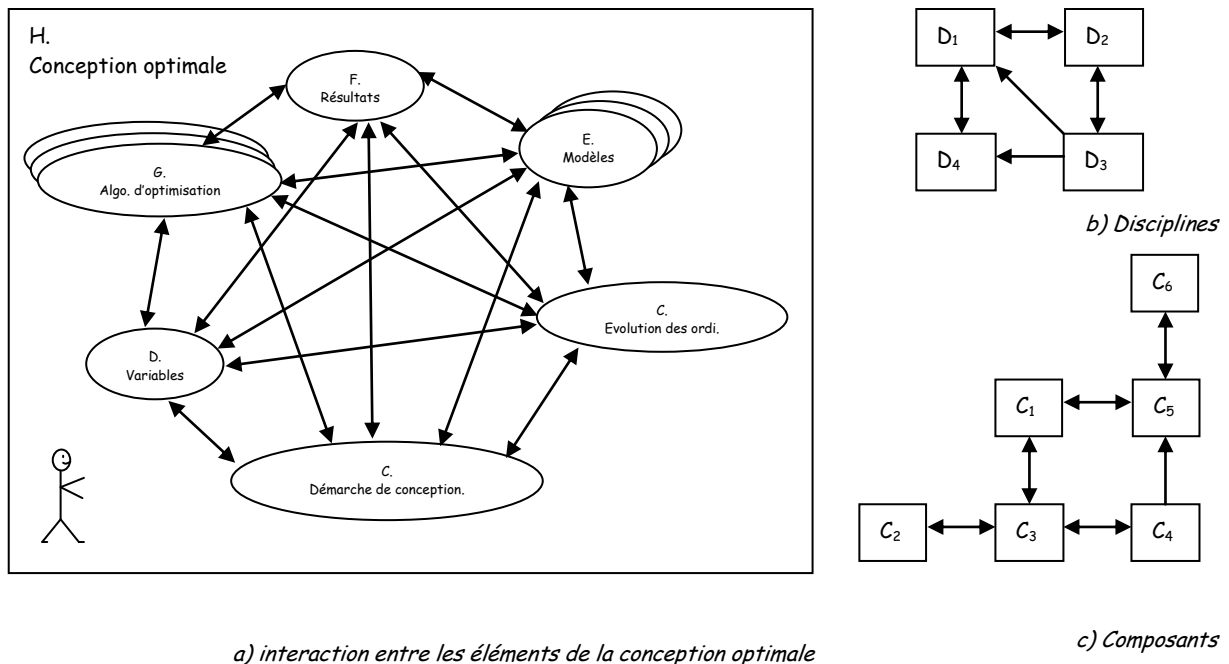


Figure 90. Conception optimale des composants et systèmes électriques

Au sein du processus de conception optimale, une forte interaction entre les éléments existe. La figure 90.a rappelle les différents éléments constituant le processus de conception optimale, qui forment les différentes sections de ce mémoire. Le mémoire a été écrit de façon séquentielle, mais cela ne représente pas la démarche de conception, qui nécessite de connaître et d'intégrer simultanément tous les aspects pour être élaborée. La conception optimale des composants électriques impose une vision système par la simple décomposition, composants et disciplines, mais aussi par la définition du besoin qui doit s'exprimer au niveau le plus haut pour être le plus efficace. Cette complexité nécessite des outils, des méthodologies et un savoir faire.

Le cœur du processus de conception est le concepteur qui doit bâtir son processus et valider les résultats. Les outils et méthodologies **sont une aide** pour faciliter la création et l'innovation.

L'aspect modèle a été peu développé dans le mémoire, car l'accent a été volontairement porté sur la **méthodologie de conception**. Toutefois, la construction et l'utilisation de modèle est indispensable. La capacité à savoir construire un modèle précis et fiable est très importante. Le choix des modèles à intégrer et leur nature, ont un impact important sur les résultats du dispositif à concevoir. C'est pourquoi, l'utilisateur des outils et méthodologies de conception optimale doit être un spécialiste du dispositif avant toute chose. Pour cette raison, il est important que des **spécialistes en génie électrique utilisent et développent** cette approche.

La conception optimale est une façon d'aborder les problèmes de conception. Elle aide le concepteur à développer des produits plus performants. Une fois le processus de conception optimale développé, celui-ci peut être réutilisé dans des temps très court pour la 'reconception' de produits répondant aux mêmes critères.

Les méthodes présentées ont été pensées et développées dans le contexte de l'utilisation de logiciels couteux en temps de calcul comme les modèles éléments finis. Un objectif de ce travail, est **d'intégrer les outils éléments finis dans le processus de conception**. Les moyens de calcul évoluent et évolueront encore. Mais, il est dès maintenant possible, d'intégrer la modélisation éléments finis dès la phase de conception. Les simulations éléments finis en magnétostatique ont un temps d'exécution très court. Ainsi, le modèle de conception bénéficie de la précision d'un modèle fin et d'une définition locale des phénomènes. Toutefois, l'utilisation d'un modèle éléments finis dans le processus de conception pose quelques difficultés au niveau des algorithmes d'optimisation et de l'aspect mono-disciplinaire du modèle éléments finis. Ces 2 aspects ont donc été étudiés plus en détails.

Les méthodes d'optimisation étudiées ont été sélectionnées pour solliciter le moins possible le modèle. Tout d'abord, la méthode des **plans d'expériences** a été utilisée sur des modèles numériques. Cette méthode permet de trouver un optimum avec un nombre très réduit d'expériences. Ensuite, comme les problèmes de conception que nous avons cherchés à traiter, étaient fortement contraints, nous nous sommes tournés vers la **méthode SQP**, qui prend très bien en compte les contraintes et converge très rapidement. Le calcul de la dérivée par différence finie a posé quelques difficultés, mais des solutions ont pu être trouvées. Un logiciel de conception de composants dédié à la voiture électrique a été développé avec cet algorithme. Pour s'affranchir, le plus possible du bruit numérique et pouvoir trouver un optimum global, nous nous sommes intéressés à la **méthode EGO** qui est bâtie à partir d'un modèle de substitution de type krigging. La méthode a été étendue au multi-objectif et semble intéressante lorsque le problème est fortement contraint comme c'est souvent le cas dans un problème de conception. La construction d'un modèle pour les objectifs et les contraintes aide à la recherche des solutions faisables.

Le modèle éléments finis utilisé permet de calculer les grandeurs magnétiques et les forces. Pour la conception d'un moteur électrique, ces seuls résultats ne sont pas suffisants. C'est pourquoi **des modèles hybrides** ont été développés à partir d'un modèle éléments finis et de modèles analytiques. Le modèle de conception devient un agrégat de modèles liés entre eux.

Un modèle de conception optimale d'un composant, sans prendre en compte l'environnement dans lequel il fonctionne, aboutit à une solution sous-optimale. Le contexte et la définition du problème de conception ont beaucoup d'importance sur la solution trouvée. C'est pourquoi, **l'aspect système** intervient nécessairement dans le processus de conception. Le cycle de fonctionnement a été pris en compte dans le dimensionnement des composants. Le comportement thermique en dynamique des moteurs de traction a montré toute l'importance de l'intégration du cycle de fonctionnement lors de la phase de conception. Dans la définition même du problème, les **contraintes et les objectifs** sont de préférence à positionner au niveau système. Ainsi le composant est conçu avec une vision globale et se trouve donc mieux adapté au système.

Le problème de conception doit être exprimé en un problème d'optimisation. La **formulation du problème** influe sur la résolution et sur la façon de construire le modèle. Un modèle est orienté, et suivant les grandeurs à faire varier, il peut être plus ou moins complexe. Cette phase d'hypothèses et d'analyse incombe au concepteur. Le modèle et le processus d'optimisation sont étroitement liés. Suivant le type de problème, il est préférable d'utiliser un algorithme plutôt qu'un autre. De plus, l'algorithme d'optimisation peut intervenir dans la résolution du modèle, pour faciliter son expression ou pour résoudre une de ses non-linéarités.

Un modèle de conception est constitué d'un ensemble de modèles liés entre eux et piloté par une méthode d'optimisation. Si le modèle est suffisamment décomposé, il est possible d'adopter différentes **stratégies de résolution**. L'ensemble des modèles peut être piloté par une méthode unique d'optimisation qui traite le modèle comme une boîte (MDF). Une autre stratégie consiste à couper tous les liens entre les modèles et de gérer ces liens par le processus d'optimisation (IDF-AAO). Cette stratégie permet de distribuer les calculs sur plusieurs processeurs pour accélérer la vitesse de résolution. Toutefois, le modèle de conception n'est consistant qu'à la fin de l'optimisation. Sur les cas traités, cette stratégie s'est montrée très intéressante. Elle se présente comme une réponse à la complexification des problèmes de conception. De

plus, la façon d'exprimer le problème permet une liaison plus simple entre les modèles, puisque gérée directement par l'algorithme d'optimisation, ce qui facilite leur intégration.

Une fois le modèle de conception décomposé, il ne reste plus qu'à décomposer les processus d'optimisation pour pouvoir les paralléliser comme les modèles. L'approche multi-niveaux offre quelques stratégies pour décomposer un problème de conception en un ensemble de sous-problèmes d'optimisation. Nous nous sommes intéressés à une méthode de décomposition hiérarchique, la **méthode TC** à objectifs cascades. Chaque processus d'optimisation transmet au processus du niveau inférieur des objectifs à atteindre et les niveaux inférieurs transmettent des contraintes aux niveaux supérieurs. Cette approche est particulièrement bien adaptée au système complexe. Le cas traité a permis de dimensionner quelques composants d'une chaîne de traction ferroviaire.

Enfin, mon travail de recherche peut se synthétiser suivant **2 axes croisés**. Le premier concerne les **méthodologies** et outils de conception optimale. C'est cet axe qui a été développé dans ce mémoire. Un second axe concerne les moteurs synchrones à aimants permanents axiaux et radiaux ainsi que les moteurs linéaires. Ces dispositifs sont en fait les **applications** des méthodologies présentées et permettent de les tester. Le tableau V. donne la répartition des revues publiées par axe.

Tableau V. Apports croisés

<i>Applications</i> / <i>Méthodes</i>	Méthode d'optimisation (plan d'expériences, EGO)	Méthodologie de conception (monVeOptim, Mdo, TC)	Simulations et études
Moteurs synchrones Radiaux et Axiaux	[FGR.2], [FGR.3], [FGR.5], [FGR.6], [FGR.9],	[FGR.1], [FGR.4], [FGR.12], [FGR.13], [FGR.15], [FGR.16], [FGR.17], [FGR.18], [FGR.20], [FGR.21]	[FGR.7], [FGR.10], [FGR.14]
Moteurs linéaires	[FGR.7], [FGR.11]		[FGR.19], [FGR.22]

I.2. Perspectives

La thématique de recherche en conception optimale, nécessite encore de nombreux développements théoriques et pratiques.

Un enjeu important est l'intégration de la méthodologie de conception optimale **au sein des entreprises**. Pour cela, il faut être capable de montrer l'apport et l'intérêt de cette méthodologie dans le contexte industriel.

Par nature, la conception optimale est pluridisciplinaire et constitue une **thématique transversale** propice aux collaborations et aux échanges entre spécialistes de domaines différents.

De très nombreuses perspectives peuvent être envisagées.

I.2.1. Méthodologie de conception optimale

De nombreux développements sont encore à faire sur la méthodologie de conception optimale.

I.2.1.1. Développer et tester de nouvelles méthodes

Tout d'abord, Il est important de tester et de développer de nouvelles méthodes de conception optimale adaptées aux contextes et aux besoins. L'enjeu est d'identifier les avantages et les inconvénients de chaque méthode pour pouvoir associer au mieux la stratégie de conception au problème. Une solution universelle me semble une quête vaine, la méthode doit s'adapter au contexte (concepteurs, outils, modèles, culture,...).

A court terme, nous nous efforcerons de tester des méthodes mono-niveau et multi-niveaux sur des applications électrotechniques variées. Le but étant de faire apparaître explicitement l'apport de ces approches. Les facilités de couplage grâce aux méthodes IDF ou AAO pourront être testées sur des problèmes multi-physiques et avec des modèles de natures différentes. Il pourrait être intéressant de coupler différents modèles éléments finis, magnétique, thermique, mécanique (vibratoire), ainsi que des modèles analytiques pour construire un processus de conception optimale de moteur électrique à faible bruit, haute efficacité énergétique et faible masse.

Les méthodes multi-niveaux nécessitent une investigation approfondie. Elles représentent une approche nouvelle qui nécessite une formulation particulière du problème. Plusieurs approches doivent encore être exploitées, notamment la façon dont décomposer le problème et les techniques pour rendre consistant l'association des problèmes d'optimisation au sein du processus de conception. L'approche est prometteuse suivant deux aspects. Elle permet une nouvelle formulation du problème, plus proche d'une organisation d'entreprise. Mais aussi, par la décomposition même du problème, permet une parallélisation des processus d'optimisation, ce qui donne la possibilité d'aborder des problèmes complexes. La complexité d'un problème peut ainsi être liée à un nombre de nœuds de calculs.

Les méthodes multi-niveaux doivent être testées sur différents dispositifs complexes ayant des modèles hétérogènes et avec différents algorithmes d'optimisation associés au mieux à chaque sous-problème. Ainsi, chaque sous-problème sera associé avec la méthode d'optimisation qui lui convient le mieux.

Il est aussi nécessaire de construire quelques cas tests simples, relatifs au génie électrique, afin de mettre en valeur les points caractéristiques des méthodologies développées. Ces cas tests doivent être multidisciplinaire et présenter des modèles de natures différentes.

I.2.1.2. Travailler sur la capitalisation et l'intégration de modèle

Une difficulté de la conception multi-physique ou systémique est la construction ou la réutilisation de modèles. Le développement d'un modèle prend beaucoup de temps, pour le construire, mais aussi pour le tester. Il est primordial de savoir transmettre et capitaliser les modèles que l'on a développés. De plus, dans le cadre d'une optimisation multi-physique ou systémique, il faut être capable de réutiliser des modèles développés par d'autres. Si dans une entreprise un modèle existe et est utilisé, c'est-à-dire validé par l'expérience, il n'est pas concevable de ne pas le réutiliser. Toutefois, cet exercice n'est pas simple, car le modèle peut être sur différents supports (papier, informatique) et n'est pas toujours explicite.

Il est important de trouver des moyens pour pouvoir échanger des modèles, pérenniser le développement et définir des moyens de réappropriation de modèles dans un esprit d'échange et de collaboration en préservant la propriété intellectuelle des travaux et une certaine confidentialité pour les entreprises. L'exercice est essentiel mais complexe.

Le projet DIMOCODE¹¹ explore quelques solutions en s'appuyant sur un site internet d'échanges entre développeurs de modèles. L'idée principale étant de créer une communauté. Un modèle transcrit sur un support ne contient pas toute

¹¹ DIMOCODE: Diffusion Internet des Modèles pour la Conception Optimale des Dispositifs Électriques

l'information nécessaire à son utilisation et à son appropriation par un tiers. Une partie de connaissances est liée au développeur du modèle. La mise en relation du développeur et de l'utilisateur est une solution efficace. Un autre apport du projet, est de recenser différentes méthodes, différents outils pour construire des modèles, ce qui offrira aux membres une vision plus globale des outils et méthodes utilisés dans la communauté.

I.2.1.3. Tester quelques produits commerciaux d'optimisation

Il est aussi important de positionner les développements en conception optimale par rapport à l'offre commerciale de progiciels d'optimisation multidisciplinaires [Optimus], [ModeFrontier], [Isight].

Le premier intérêt est simplement de les utiliser sur des applications en génie électrique et ainsi faciliter l'utilisation des méthodologies chez nos partenaires industriels. L'apport scientifique est le développement du processus de conception à partir de modèles développés ou réutilisés pour le domaine du génie électrique. Les faiblesses et les difficultés des progiciels viennent renforcer les développements des méthodes et méthodologies. L'avantage est de bénéficier d'une interface simple et rapide d'utilisation pour la construction de problèmes et surtout pour leur analyse.

Un autre intérêt est l'utilisation de ces outils pour tester les méthodologies de conception et de décomposition de problèmes.

Certains logiciels sont suffisamment ouverts pour permettre l'intégration de nouvelles méthodes d'optimisation adaptées à des besoins spécifiques. Ces outils peuvent être un moyen pour faciliter l'utilisation de certaines méthodologies et méthodes d'optimisation.

Finalement, les progiciels d'optimisation peuvent être un bon vecteur pour la formation à la conception optimale des systèmes électriques.

I.2.1.4. Travailler sur les outils d'analyse et de construction des problèmes de conception

Actuellement, le concepteur a très peu d'outils pour l'aider à construire son processus de conception. Il n'est pas toujours évident de savoir quelle grandeur choisir comme entrée, ou comme donnée, ou encore à mettre en contrainte. L'outil doit permettre de gérer des boîtes noires, estimer la complexité du problème formulé pour conseiller l'utilisateur afin que la résolution numérique soit la plus rapide possible en fonction des moyens informatiques disponibles. Un objectif serait par exemple de réduire le nombre de variables ou de contraintes du problème d'optimisation par une réorganisation du modèle. L'outil pourrait également inciter le concepteur à décomposer les modèles pour pouvoir les paralléliser (MDF vs IDF) ou proposer une décomposition en sous-problèmes d'optimisation (multi-niveaux).

L'outil peut également aider à la décomposition du problème en un ensemble de sous-problèmes liés. Par exemple, des tables de dépendance fonctionnelles peuvent certainement aider à cette décomposition. Les structures de données informatiques peuvent également aider à la construction des problèmes de conception (langage objet).

I.2.1.5. Travailler sur les outils d'interprétation et d'analyse des résultats

La phase d'analyse et d'interprétation des résultats incombe au concepteur, c'est au concepteur de valider les solutions fournies par le processus. Pour l'analyse, le concepteur a classiquement à sa disposition des tableaux, des graphiques 2D ou 3D. Il faut être capable de fournir d'autres outils pour l'analyse des résultats.

Par exemple, l'analyse d'un front de Pareto en plus de 2 dimensions n'est pas simple. Comment aider le concepteur à faire des choix dans cet ensemble de solutions optimales ? Le classement des solutions par rapport à une distance est une solution pour former des groupes, dans lesquels des critères devront être définis pour extraire les meilleurs éléments. Les solutions peuvent être classées et triées entre elles, par exemple par l'intermédiaire d'une matrice de distance qui permettrait de mettre en évidence des zones d'attraction.

Les outils statistiques d'analyse de la variance et de corrélation semblent également intéressants à utiliser en post-traitement du processus d'optimisation.

I.2.1.6. Appliquer la méthodologie sur des cas industriels

Il est important de se mettre en condition réelle pour tester les méthodes et méthodologies pour répondre au mieux à la problématique. Le projet OPSIM¹² en cours, répond à ces besoins. Il a pour objectif d'aider à la conception des systèmes complexes, comme les chaînes de traction ferroviaire. Intégrer les problématiques des centres de recherche industriels me semble important pour mon activité de recherche en conception.

¹² OPTimisation de SIMulations pour la conception : <http://www.systematic-paris-region.org/fr/UserFiles/File/OPSIM.pdf>

I.2.2. Méthodes d'optimisation

La méthode d'optimisation, les modèles, la définition du problème et les moyens de calcul, interagissent les uns sur les autres lors du choix des éléments du problème de conception.

I.2.2.1. Méthodes bien adaptées

Trouver des méthodes rapides, performantes et adaptées au problème d'optimisation imposé par le processus de conception est nécessaire.

Les techniques d'optimisation gérant deux modèles, un modèle fin et un modèle plus grossier mais auto adaptatif, semble une voie intéressante pour les électrotechniciens qui ont l'habitude de gérer différents niveaux de modélisation d'un même dispositif. Les techniques à base de 'space mapping' [Encicia2008] et de modèles de substitution [Lebensztajn2004] semblent bien adaptées à l'électrotechnique et à l'électrotechnicien. La méthode d'optimisation doit gérer deux modèles, un rapide et un lent. La combinaison des deux techniques peut également être intéressante. Le concepteur fournit plus d'informations grâce aux deux modèles, que l'algorithme peut exploiter.

Il est nécessaire de développer des méthodes robustes par rapport aux défauts du modèle utilisé. Par exemple, les modèles numériques peuvent être bruités à cause de leur discrétisation. Malgré ce bruit de modélisation, il est essentiel que la méthode converge rapidement, en prenant en compte les contraintes et la recherche d'un optimum global.

La prise en compte de la précision du modèle lors de la phase d'optimisation est une voie intéressante. Par exemple, les modèles éléments finis peuvent fournir une estimation de l'erreur sur certaines variables. Cette information peut être utilisée dans la méthode de recherche de solutions. Ainsi la méthode fournirait un espace ou des espaces de solutions pouvant contenir l'optimum, plutôt qu'un point unique relatif à un modèle parfait. ($y^* \in [y_l^*, y_u^*]$; $x^* \in [x_l^*, x_u^*]$).

La précision du modèle pourrait également être intégrée comme variable particulière d'un algorithme d'optimisation. L'optimisation débiterait avec un modèle grossier, mais rapide. Puis, l'algorithme en convergeant, améliorerait la précision du modèle. Cette stratégie pourrait parfaitement être menée avec un modèle éléments finis ayant un maillage paramétré.

La recherche de la valeur minimale ou maximale ne correspond pas toujours à une solution optimale pour une réalisation pratique. La robustesse de l'optimum peut également faire partie des critères de choix d'une solution optimale, tant au niveau des objectifs et des contraintes que des variables. Ce choix peut être faite en direct sur le modèle ou plutôt, me semble t'il, à partir d'un modèle de substitution.

Les travaux sur l'optimisation multi-objectif doivent être poursuivis au niveau des méthodes pour accélérer la construction et la qualité des fronts de Pareto [Alotto2008]. Ce travail doit être fait en parallèle avec le développement des moyens d'interprétation des résultats. Les méthodes d'optimisation sont quelquefois constituées de plusieurs méthodes d'optimisation imbriquées ce qui forme une méta-méthode. L'association et la combinaison de méthodes d'optimisation pour former une méta-méthode est une voie intéressante et souvent très efficace.

L'optimisation avec des variables de catégories et discrètes est un domaine à développer en génie électrique. Les systèmes électriques sont souvent construits à partir d'un catalogue de composants. Une solution peut être économiquement optimale, si les composants sélectionnés sont standards ou si un faible nombre de composants est à reconcevoir. Un grand nombre de composants électriques sont standardisés ou appartiennent à une gamme. Leur intégration dans les critères d'optimisation peut offrir des solutions industrielles performantes.

Bien souvent la méthode d'optimisation se contente de fournir la solution trouvée sans autre information. Il est possible et souhaitable d'extraire plus d'informations du processus d'optimisation, par exemple, la sensibilité de l'optimum, les conditions de convergence, le domaine exploré durant le processus d'optimisation. La méthode pourrait fournir des informations sur le caractère multimodal du problème en fournissant par exemple les optimums locaux.

Il est également possible de penser à une méta-méthode qui s'adapterait d'elle-même au problème à résoudre et dans laquelle l'utilisateur n'aurait qu'à définir ses besoins sans avoir à ajuster les paramètres de la méthode d'optimisation.

Finalement, l'important est d'avoir la méthode adaptée à son besoin.

I.2.2.2. Calcul parallèle

La distribution des calculs est un enjeu important pour faire face à l'augmentation de la complexité des problèmes de conception. Les méthodes d'optimisation doivent être pensées ou adaptées pour pouvoir distribuer les calculs. La distribution peut se faire sur les modèles lorsqu'ils sont décomposés, mais également au sein de la méthode d'optimisation.

Par exemple, la distribution des individus d'une population d'un algorithme génétique semble assez simple. Il reste toutefois à définir, si l'algorithme d'optimisation doit gérer la distribution des calculs, ou s'il est préférable de confier cette tâche à un programme extérieur. La seconde solution me semble plus efficace, mais il faut prévoir une

communication entre le programme de distribution et l'algorithme d'optimisation. L'algorithme doit de lui-même s'adapter au mieux aux ressources disponibles et aux temps de calcul. Par exemple, si 8 processeurs sont disponibles, l'exécution de 9 ou de 16 calculs de même durée, conduit à un temps d'exécution identique. Pour accélérer la convergence, il paraît plus intéressant de demander 16 calculs.

La distribution des calculs va prochainement être testée sur un serveur de calculs à 24 cœurs à partir d'un outil matlab® [ParallelToolbox]. Des tests doivent être réalisés pour quantifier l'efficacité du système et évaluer la simplicité de mise en œuvre dans les algorithmes d'optimisation.

Cette fonctionnalité ouvre de nouvelles perspectives pour le développement de nouvelles méthodes **d'optimisation multi-agents** et paraît très bien adaptée à l'optimisation multi-niveaux.

Afin d'augmenter les capacités de calcul, il pourrait être intéressant de se joindre à une grille de calcul universitaire à condition de savoir gérer les droits des utilisateurs et les licences des logiciels.

I.2.2.3. Optimisation topologique

Les méthodes d'optimisation peuvent également aider à la définition de la structure d'un composant c'est-à-dire à la définition de sa forme et la répartition de ses matériaux. Cet aspect de l'optimisation est une aide à la **phase initiale de conception** et devient donc un support à la créativité.

Souvent pour concevoir un dispositif, la topologie est fixée par un concepteur qui la choisit en fonction de ses connaissances et de son expérience. Ensuite, cette structure est dimensionnée pour les besoins de l'application. L'idée est de déduire la topologie de l'expression d'un problème d'optimisation. Ainsi, la topologie obtenue découle de critères explicites imposés par le concepteur. La démarche peut permettre de trouver de nouvelles formes et structures. Elle a également l'avantage d'obliger le concepteur à se questionner sur les critères et les besoins réels du dispositif qu'il veut créer. La démarche s'appuie sur des techniques d'optimisation topologique relativement récentes [Takahashi2009], [Kim2009].

L'idée est de mettre en évidence de nouvelles topologies pour résoudre des problèmes électrotechniques en développant de nouveaux outils d'optimisation dédiés à l'optimisation topologique des composants.

I.2.3. Modèles

Le modèle dans la démarche de conception optimale est un élément important, long à développer et difficile à capitaliser.

L'intégration de modèles hétérogènes au processus de conception est une tâche de longue haleine, car les modèles peuvent être de plusieurs formes, avec une précision dépendante d'hypothèses et d'une zone d'utilisation.

I.2.3.1. Modèles de conception

Il pourrait être utile de trouver un moyen **d'exprimer un modèle de conception autrement que sous la forme d'un programme** ou d'une suite d'équations. La structure du modèle, la façon dont les éléments sont liés, les variables choisies sont à mon avis aussi important que les équations physiques qui elles découlent souvent directement d'une relation physique fondamentale. La compréhension de l'ordonnement des équations (des phénomènes) aiderait beaucoup les concepteurs à s'approprier un modèle. Bien souvent l'originalité d'un modèle est dans le choix de ses variables, des grandeurs calculées et de la façon de résoudre le problème.

Une fois la structure du modèle mise en évidence et les liens recensés, le modèle se trouve naturellement décomposé, ce qui facilitera son intégration et sa résolution.

Une description standardisée faciliterait l'utilisation et la réutilisation des modèles. De plus, si cette description est graphique, elle peut permettre d'échanger et de raisonner plus simplement. L'utilisation de **graphes** orientés pourrait convenir. Le modèle ainsi construit pourrait bénéficier de la théorie des graphes, pour son codage informatique, sa réorganisation et sa résolution [graphewiki].

A chaque élément du graphe, outre ses liaisons, on peut lui associer une information sur la précision ainsi qu'une liste d'hypothèses. L'ajout de ces informations aiderait à la réutilisation des modèles.

Pour faire ce travail, on peut simplement construire des graphes à partir d'outils du commerce. On peut également s'inspirer des langages de description informatique comme par exemple l'UML [Umlweb] ou des langages de description électronique comme le VHDL-AMS [IEEE 1076.1]. L'avantage est de partir d'un standard.

I.2.3.2. Modèles de substitution

Je pense que les modèles de substitutions sont utiles au sein des méthodes d'optimisation ainsi qu'à la construction des problèmes systémiques. Il est parfois plus efficace d'utiliser un modèle de substitution que le modèle réel, difficile à coupler et demandant un temps de calcul plus long.

Il est important de construire des outils et des stratégies pour faciliter l'ajout de connaissances lors de la construction des modèles de substitution. Par exemple, il est important de bien prendre en compte les limites de la fonction. Le modèle peut être construit en plusieurs étapes et à partir de différents modèles. Les réseaux de neurones peuvent aider à la construction de modèles de substitution.

Il serait également intéressant de pouvoir prendre en compte dans la définition des fonctions, les variables de catégories, sans devoir traiter toutes les combinaisons.

I.2.3.3. Modèles multi-physiques et multi-disciplinaires

Pour la conception multi-physique, il est important de s'entourer d'un réseau d'experts pouvant proposer des modèles et réagir sur des modèles provenant de la bibliographie. Le projet DIMOCODE de capitalisation de modèles devrait contribuer à construire une première base. Les échanges avec nos partenaires nationaux, internationaux (le Lara de Tunisie et le Semet de Roumanie) et au sein de l'équipe devraient également faciliter la construction de modèles multi-physiques. Les modèles multidisciplinaires faisant intervenir la fiabilité et le coût sont également très importants. Prendre en compte, le coût matière, de fabrication, et de distribution lors de la phase de conception peut aboutir à des solutions originales, sachant que cet exercice est maîtrisé par les entreprises devant fabriquer de grandes séries.

I.2.3.4. Modèles Macroscopiques

L'**efficacité énergétique des systèmes électriques** est devenue un enjeu pour les entreprises. Il serait utile de construire des outils basés sur une modélisation macroscopique des composants d'un système permettant de rechercher le composant le mieux adapté au système. L'aspect technico-économique et l'impact environnemental pourrait être intégré.

Les composants seraient sélectionnés dans un **catalogue**. L'efficacité du composant serait bâtie par rapport à un flux de puissance. Le système, le plus global possible, serait décrit et les éléments choisis en fonction de critères globaux. Les outils d'optimisation seraient bien entendus utilisés pour rechercher les compromis, les solutions ou plutôt un ensemble de solutions pour un problème multicritère.

A cette démarche, il est important d'associer les **cycles** de fonctionnement de chaque composant. La prise en compte des cycles permettra une **étude énergétique** du système dans sa globalité. L'expression des coûts et des consommations, devrait également aider les utilisateurs du système à identifier les éléments ayant potentiellement un impact sur les objectifs recherchés et ainsi aider à chiffrer le gain que peut apporter le développement d'un nouveau produit mieux adapté. L'outil permettrait aux entreprises d'intégration de mieux définir leurs besoins en termes de composants et pourrait inciter au développement de nouveaux produits spécifiques.

Au niveau scientifique, différentes difficultés doivent être étudiées, notamment la formulation du problème et les méthodes de résolution par optimisation. L'ensemble des solutions est discret, les variables d'entrée peuvent être continues ou discrètes. La complexité des cycles de fonctionnement peut entraîner un nombre de cas à tester combinatoire. Les cycles peuvent être longs et variés, donc difficile à simuler en totalité. Il faudra donc rechercher l'information utile et la sélectionner. La précision des modèles et des données, doit certainement être intégrée dans l'étude.

I.2.3.5. Modèles réseau de perméances

Les modèles réseau de perméances permettent de résoudre rapidement les problèmes magnétiques non-linéaires. La prise en compte du mouvement, de la commande et du couplage mécanique est possible. Les modèles réseau de perméances permettent une prise en compte des phénomènes magnétiques locaux. Ce type de modélisation permet d'intégrer un grand nombre de phénomènes tout en ayant un modèle relativement rapide. Cette modélisation semble bien adaptée à la modélisation systémique des dispositifs électrotechniques.

Il serait également intéressant d'utiliser ce genre de modèle dans le cadre de la conception optimale de systèmes électromagnétiques. Dès la phase de conception, l'ensemble du dispositif pourrait être décrit et donc optimisé simultanément. Par exemple pour la conception d'un dispositif de positionnement, il serait possible de trouver les dimensions de l'actionneur et de définir simultanément la commande permettant d'avoir des performances dynamiques élevées. La masse de la partie mobile serait obtenue par rapport au besoin en accélération du système. Les limites du convertisseur en tension et en courant pourraient être prises en compte simultanément avec la définition du bobinage et l'étude thermique dynamique du moteur. L'idée au niveau du processus d'optimisation étant toujours de mettre les

objectifs et les contraintes au niveau du système ce qui optimise les liens entre les disciplines, offrant un potentiel d'amélioration.

Pour cela, le modèle réseaux de perméances doit être entièrement paramétré en fonction des entrées géométriques du dispositif. Il faut être capable de gérer la modification des dimensions qui peut engendrer une évolution de la topologie du réseau. De plus, la variation des dimensions rend la construction du réseau de perméance d'entrefer plus difficile.

La construction du réseau de perméances doit permettre de pouvoir modifier simplement le nombre de pôles d'une machine et son nombre de dents. Ce travail me paraît particulièrement intéressant pour les systèmes fortement saturés dissymétriques et avec des fuites. Par exemple, l'outil me paraît bien adapté pour le dimensionnement des machines à réluctances.

I.2.4. Développement d'un outil de synthèse sur l'intégration des méthodologies de conception, modèles, méthodes d'optimisations

Un objectif commun à l'équipe est le développement d'une plateforme d'optimisation permettant de capitaliser les méthodes d'optimisation, les modèles et les outils d'analyse. La majorité de nos développements se font sur matlab®, le support est commun et nous a déjà permis de faciliter nos échanges.

Toutefois, il est important de structurer la capitalisation des développements pour faciliter leur réutilisation. Un outil, le plus ouvert possible, mais imposant quelques standards sur la structure des données, l'appel aux fonctions, un packaging, l'écriture d'une documentation, sont autant d'éléments nécessaires.

Le premier travail à faire est d'organiser un **lieu de stockage** commun qui correspondrait à une 'caisse à outils' pour les doctorants. Différents outils ont déjà été développés par les membres de l'équipe : monVEOptim, Sophemis, ... Chaque outil répond à un besoin ponctuel. L'idée est d'agrèger les outils pour faciliter les nouveaux développements. Les nouvelles méthodes d'optimisation utilisent souvent plusieurs méthodes pour être construites. Les problèmes multi-physiques nécessitent de nombreux modèles. Les méthodologies de conception ont besoin de modèles et de méthodes d'optimisation pour fonctionner. Pour pouvoir aborder des problèmes de plus en plus complexes, il est nécessaire d'avoir cette phase de capitalisation en commun.

Une interface informatique doit être développée pour faciliter la construction des problèmes de conception et permettre de tester rapidement de nouvelles méthodologies. Cet outil doit être informatiquement découplé des méthodes et modèles. Ils doivent être considérés comme une base de données, sollicitée par l'interface. Cet aspect me paraît important pour la pérennisation du travail due à l'évolution des supports informatiques.

Un apport important de l'interface est d'offrir des outils d'analyses aux développeurs (méthodes, modèles, méthodologie). Une grande partie du temps de développement est dans l'analyse des solutions trouvées, la recherche d'une erreur ou de l'interprétation d'un résultat. Les outils de visualisation et d'analyse mathématique, sont très importants, ils peuvent faire gagner beaucoup de temps.

Actuellement les outils d'optimisation commerciaux sont conçus pour gérer un ou des modèles avec une méthode d'optimisation unique. L'interface à développer, doit permettre de construire un processus de conception à partir de plusieurs modèles d'un même composant et de **plusieurs processus d'optimisation** interagissant les uns sur les autres. Elle doit entre autres être capable de gérer des formulations multi-niveaux. Un travail sur la structuration des données informatiques est à faire ainsi que sur le mode de représentation du problème. Une solution graphique doit être recherchée ; peut-être à partir de graphes.

L'outil doit pouvoir aider et conseiller pour la décomposition de problèmes de conception. Il doit également être capable de gérer le flux de données et savoir dans quel ordre les calculs doivent être faits. Si la structure du problème le permet, les calculs doivent être parallélisés. Un important travail reste à faire sur les techniques et stratégies de parallélisation. L'objectif étant d'utiliser au mieux les ressources informatiques disponibles.

La plateforme permettra de faciliter l'utilisation des outils de conception et ainsi d'intégrer plus simplement des problèmes industriels. Ce gain permettra, je l'espère, de converger plus rapidement vers une solution proposée pouvant être mise en application.

Il pourrait être intéressant de construire la plateforme sur un développement web pour pouvoir l'ouvrir plus facilement vers une communauté d'utilisateurs. Une partie des fonctionnalités serait accessible suivant le niveau d'utilisation. L'interface web solliciterait les serveurs de calcul ce qui rendrait l'outil d'optimisation très accessible, par tous et en tout lieu.

I.2.5. Applications machines et convertisseurs électromécaniques

Il est important d'utiliser ces outils dans le domaine des machines électriques. Pour construire un bon processus de conception, il est indispensable de bien connaître son dispositif. Sans cette connaissance, le résultat obtenu n'a pas de valeur pratique.

L'étude des **machines sur cycle de fonctionnement**, me paraît une voie à approfondir. Bon nombre de machines sont actuellement conçues pour un point de fonctionnement nominal, alors que leur utilisation avec des convertisseurs entraîne un fonctionnement à vitesse variable. Des outils de conception doivent être bâtis et testés sur des applications pratiques. Avec la même idée, il est peut-être possible de proposer des structures plus homogènes sur la plage de fonctionnement pour améliorer leur efficacité énergétique.

Les **machines synchrones à flux axial** me semblent des machines intéressantes pour leur faible encombrement axial. Dans des environnements contraints en épaisseur, ces machines peuvent apporter des solutions (moteurs roues, hybridation des moteurs thermiques, pompes,...).

La simplification des bobinages est une voie intéressante. En effet, les bobinages concentrés réduisent d'une façon importante les têtes de bobines des machines à flux axial. Le choix du nombre de dents et le nombre d'aimants permet de jouer sur la forme de la force électromotrice et de réduire le couple de détente. Une action simultanée sur ces deux objectifs, avec des méthodes d'optimisation peut apporter des solutions innovantes en termes de conception.

La machine à flux axial peut également bénéficier d'effet 3D pour augmenter ses performances. La taille et la forme des aimants peuvent être étudiées avec des outils de modélisation éléments finis 3D couplés avec des méthodes d'optimisation. La structure de la machine peut également être travaillée avec des outils de modélisation 3D.

La machine à flux axial à réluctances variables semble également un dispositif intéressant à étudier. La machine est assez complexe à étudier sans outil numérique, à cause de sa structure 3D et de sa forte saturation. De plus, il est important de savoir compenser l'effet d'attraction entre le stator et le rotor. La machine pour fonctionner efficacement doit intégrer un système de contrôle de la position du rotor et doit fonctionner comme un palier magnétique tournant avec une fonction d'entraînement en rotation. Cette machine serait plutôt dédiée aux vitesses élevées.

L'étude des **machines linéaires** de tous types me paraît importante. Ce sont des machines présentant une difficulté de modélisation à cause d'une absence de symétrie. Cette difficulté se retrouve sur le dimensionnement de la machine et sur sa commande. La conception étant plus complexe, les méthodes de conception optimale seront donc d'un apport plus important.

I.2.6. Prototypes et tests

La finalité d'une méthode de conception est la construction d'un dispositif. Cette phase est difficile et longue mais justifie le travail précédent. Il est nécessaire de construire des prototypes pour valider la démarche de conception. Ce travail est à faire si possible en collaboration avec un industriel ayant une bonne maîtrise des contraintes technologiques.

J. Références

- [Abdelli2007] Abdenour ABDELLI "Optimisation multicritère d'une chaîne éolienne passive" thèse de l'INPT, soutenue le 15 octobre 2007.
- [AIAA] <http://www.aiaa.org/portal/index.cfm?GetComm=80>
- [Alexendrov1999] N. M. Alexandrov and R. M. Lewis. "Comparative properties of collaborative optimization and other approaches to mdo" In proceedings of the first ASMO UK/ ISSMO Conference on Engineering design Optimization, July 1990
- [Allison2004] J. T. Allison. Complex system optimization: "A review of analytical target cascading, collaborative optimization, and other formulations". Master's thesis, University of Michigan, 2004.
- [Allison2006] J.T. Allison, D. Walsh, M. Kokkolaras, P.Y. Papalambros, and M. Cartmell "Analytical target cascading in aircraft design" In proceeding of 44th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, 2006
- [Alotto1998] P. ALOTTO, B. BRANDSTATTER, G.FUERNTTRATT, Ch. MAGELE, G.MOLINARI, M. NERVI, M. REPETTO, K. R. RICHTER "Some Results On a SMES Device Optimization Benchmark Problem" International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, pp. 315-324, 1998
- [Alotto2008] P. Alotto, U. Baumgartner, F. Freschi, M. Jaindl, A. Köstinger, Ch. Magele, W. Renhart, and M. Repetto, 'SMES Optimization Benchmark Extended: Introducing Pareto Optimal Solutions Into TEAM22' IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 44, NO. 6, JUNE 2008, pp 1066-1069
- [Ambrisi2008] A. Ambrisi, V. Cutrupi, A. Formisano, R. Martone, "Parallelized Meshless Approach for Low Frequency Electromagnetic Computations" P305 CEFC Athens, 11-15 May 2008
- [AMEsim] <http://www.lmsintl.com/imagine-amesim-1-d-multi-domain-system-simulation>
- [Benoist1994]_{EXP} Daniel Benoist, Yves Tourbier, Sandrine Germain-Tourbier, "Plans d'experiences : Construction et analyse" Editeur Lavoisier - Tec & Doc -1994
- [Bischof2007] Christian Bischof, Dieter an Mey, Christian Terboven, and Samuel Sarholz "Parallel Computers Everywhere" P693-700, Compumag, June 24th-28th 2007Aachen, Germany
- [Bouscayrol2002] A. Bouscayrol, Ph. Delarue, E. Semail, J. P. Hautier, J. N. Verhille "Application de la représentation énergétique macroscopique à un système de traction multimachine : Représentation SMM du VAL 206" Revue Internationale de Génie Electrique, Octobre 2002
- [Box&Draper87]_{EXP} Gérard E.P. BOX, Norman R. Draper "Empirical model-bulding and response surfaces" Edition Johon Wiley&Sons, 1987
- [Box&Hunter78]_{EXP} E.P. Box, G. Hunter, J. Hunter "Statistics for experimenters, an introduction to design, data analysis and model building" Publisher: John Wiley & Sons 1978, ISBN-10: 0471093157
- [Braun1997] R. D. Braun and I. M. Kroo "Development and application of the collaborative optimization architecture in a multidisciplinary design environment" In Multidisciplinary design optimisation : State of the Art, pages 98-116. SIAM, 1997
- [Brisset2001] S. Brisset, G. Odoux, P. Brochet, "Brushless DC Wheel motor for Electric Vehicle" Electric Vehicle Symposium (EVS), p172, October 2001.
- [Brisset2005] S. Brisset, P. Brochet, "Analytical model for the optimal design of a brushless DC wheel motor", The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering (COMPEL), Vol.24, No.3, 2005., ISSN 0332-1649
- [Brisset2007] Stéphane Brisset HDR USTL, "Démarches et outils pour la conception optimale des machines électriques"
- [Bsplib] <http://www.bsp-worldwide.org/implmnts/oxtool/>
- [Cern gridcafe] <http://gridcafe-f.web.cern.ch/gridcafe-f/openday/Whatis-F.html>
- [Cheol-Gyun2007] Cheol-Gyun Lee, Myung-Soo Cho, Hyoung-Gu Huh, Sang-Yong Jung, Hyun-Kyo Jung, "Parallel and Internet Distributed Computing using Web Service for Stochastic Optimization Problem" p89-90, Compumag, June 24th-28th 2007Aachen, Germany

- [Chiles99] J.-P. Chiles and P. Delner. *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*. Wiley, NewYork, 1999.
- [Cnrs communiqué] <http://www2.cnrs.fr/presse/communique/1169.htm>
- [Collette] Yann Collette Patrick Siarry, *Optimisation multiobjectif*, édition EYROLLES, ISBN 2-212-11168-1
- [Cramer1994] E. Cramer, J. Dennis, P. Frank, R. Lewis, and G. Shubin "Problem formulation for multidisciplinary optimization" *SIAM Journal on Optimisation*, 4(4) :754-776, 1994
- [Dauphin] Dauphin Tanguy "Les bond graphs" traité IC2 série systèmes automatisés, Editeur Hermes Sciences Publicat, ISBN-10: 2746201585
- [Deb2002] K. DEB, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II", *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 6, No. 2, Apr. 2002.
- [Dimocode] <http://dimocode.leg.ensieg.inpg.fr/yacs/>
- [Droesbeke1997]_{EXP} Jean-Jacques Droesbeke, Jean Fine, Gilbert Saporta, "Plans d'expériences - Applications à l'entreprise" Edition Technip, 1997
- [Echeverría2006] D. Echeverría, D. Lahaye, L. Encica, E. A. Lomonova, P. W. Hemker, and A. J. A. Vandenput "Manifold-Mapping Optimization Applied to Linear Actuator Design" *IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS*, VOL. 42, NO. 4, pp1183-1186, APRIL 2006
- [Encicia2008] Laurentiu Encica, Johan J. H. Paulides, Elena A. Lomonova, and André J. A. Vandenput 'Aggressive Output Space-Mapping Optimization for Electromagnetic Actuators' *IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS*, VOL. 44, NO. 6, JUNE 2008, pp 1106-1109
- [Fasquelle2006] Aurélie FASQUELLE, Didier SAURY, Souad HARMAND, Andry RANDRIA. "Numerical study of fluid flow and heat transfer in an electrical motor" *ASME Joint U.S. - European Fluids Engineering Summer Meeting*, 17-20 juillet 2006, Miami, Floride, 7-2006.
- [Figueroa2006] J. Figueroa, L. Radaorozandry, J. Cros, and P. Viarouge. "Comparative analysis of surface mount pm motor structures for a traction application". In *proceeding of International conference on Electrical Machine (ICEM)*, Chania, Greece, September 2006.
- [Fitan2004] E. Fitan, F. Messine, B. Nogarede "The electromagnetic actuator design problem: a general and rational approach", *IEEE Transactions on Magnetics*, Volume 40, Issue 3, May 2004 Page(s):1579 - 1590
- [Goupy1996]_{EXP} Jacques Goupy, "La méthode des plans d'expériences - Optimisation du choix des essais et de l'interprétation des résultats" Edition Dunod, 1996
- [Goupy1999]_{EXP} Jacques Goupy, "Plans d'expériences pour surface de réponse" Edition Dunod, 1999, ISBN10 : 2-10-003993-8
- [Goupy2005] Jacques Goupy : "Pratiquer les plans d'expériences" Dunod/l'Usine Nouvelle, Collection Technique et Ingénierie -568 pages - 2005 ,ISBN : 9782100042173
- [Goupy2006]_{EXP} Jacques Goupy, Lee Creighton "Introduction au plans d'expériences" Edition Dunod, 2006, troisième édition, ISBN10 2-10-049744-8
- [graphewiki] http://fr.wikipedia.org/wiki/Th%C3%A9orie_des_graphes
- [Hajji2004] O. Hajji; S. Brisset; P. Brochet, "A new tabu search method for optimization with continuous parameters" *Magnetics*, *IEEE Transactions on* Volume 40, Part 2, March 2004 Page(s):1184 - 1187
- [Harris&Stocker] J. W. Harris, H. Stocker "'handbook of Mathematics and Computational Science" Springer, ISBN 0-387-04746-9
- [Hautier] J.P. Hautier, J.P. Caron "Systèmes automatiques, tome 2 : Commande des processus" Editions Ellipses, Paris 1997 , ISBN 2-7298-9720-8.
- [Hawe2007] G. Hawe and J. Sykulski "Considerations of accuracy and uncertainty with kriging surrogate models in single-objective electromagnetic design optimization", *IET Sci. Meas. Technol.*, 2007, 1, (1), pp. 37-47

- [Hecquet Hdr2006] Michel Hecquet 'Contribution à l'instrumentation de la démarche de conception des machines électriques' HDR 2006 USTL
- [HistElect] <http://www.espace-sciences.org/science/10065-sciences-ouest/20109-Annee-1996/10197-123/10690-gros-plan/15348-histoire-et-societe/15349-histoire-du-moteur-electrique/index.html>
- [HistElectWiki] http://fr.wikipedia.org/wiki/Histoire_de_l'_%C3%A9lectricit%C3%A9
- [IEEE 1076.1] <http://ftp.vhdl.org/vhdl-ams/>
- [Intel] <http://www.intel.com/performance/server/>
- [Isight] http://www.simulia.com/products/sim_opt.html
- [Jin2001] R. Jin, W. Chen, and T. W. Simpson. "Comparative studies of metamodelling techniques under multiple modelling criteria". Structural and Multidisciplinary Optimization, December 2001
- [Jones2001] D. R. Jones. "A taxonomy of global optimization methods based on response surfaces" Journal of Global Optimization, 21(4):345-383, 2001.
- [Kent2007] Kent R. Davey "Latin Hypercube Sampling and Pattern Search in Magnetic Field Optimization Problems" Compumag 2007 p405-406
- [Kim 1-2003] H.M. Kim, N.F. Michelena, P.Y. Papalambros, and T. Jiang "Target cascading in optimal system design" Trans. of ASME : Journal of Mechanical design, 125 :481-489,2003
- [Kim 2-2003] H.M. Kim, D. G. Rideout, P.Y. Papalambros, and J.L. Stein "Analytical target cascading in automotive vehicle design" Trans. of ASME : Journal of Mechanical design, 125 :474-480,2003
- [Kim2009] Dong-Hun Kim, Jan K. Sykulski, and David A. Lowther 'The Implications of the Use of Composite Materials in Electromagnetic Device Topology and Shape Optimization', IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 45, NO. 3, MARCH 2009, pp 1154-1157
- [Lebensztajn2004] Luiz Lebensztajn, Carina Alexandra Rondini Marretto, Maurício Caldora Costa, and Jean-Louis Coulomb 'Kriging: A Useful Tool for Electromagnetic Device Optimization' IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 40, NO. 2, MARCH 2004, pp1196-1199
- [Lebesnerais2008] Jean LEBESNERAIS, Aurélie FASQUELLE, Michel HECQUET, Julien PELLE, Souad HARMAND, Pascal BROCHET. "MULTI-PHYSICAL MODELS: ELECTRO-VIBRO-ACOUSTIC AND THERMAL OF ASYNCHRONOUS MACHINE" ICEM, september 2008
- [Lebrun2003] M. Lebrun "Simulation et cao en automatique et mécatronique". Technique de l'ingénieur. dossier S7260
- [Loi_de_Moore] http://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_de_Moore
- [Makni2007] Z. Makni; M. Besbes; C. Marchand, "Multiphysics Design Methodology of Permanent-Magnet Synchronous Motors", IEEE Transactions on Vehicular Technology, Volume 56, Issue 4, Part 1, July 2007 Page(s):1524 - 1530
- [Mathworks] <http://www.mathworks.fr>
- [MatTool] The MathWorks, Optimization Toolbox® User's Guide - for Use with Matlab®, Version 3.0 (Release 14), June 2004, www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/optim/optim.shtml
- [MatToolBoxAG] The MathWorks, Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox™ <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/gads/>
- [MDOwiki] http://fr.wikipedia.org/wiki/Optimisation_multidisciplinaire#Formulation_Standard
- [Messine2006] Frédéric Messine HDR "L'Optimisation Globale par Intervalles : De l'Etude Théorique aux Applications" l'INP-ENSEEIH, 2006
- [Microprocesseur] <http://fr.wikipedia.org/wiki/Microprocesseur>
- [Minoux1983] Michel Minoux, "Programmation Mathématique - Théorie et algorithmes", Tome 1, Bordas et C.N.E.T.-E.N.S.T., Paris, 1983, ISBN 2-04-015487-6
- [Minoux2007] Michel Minoux "Programmation mathématique Théorie et algorithmes" éditeur Tec et Doc 2ème

- édition ISBN10 : 2-7430-1000
- [ModeFrontier] <http://www.esteco.com/>
- [Moussouni2007] Fouzia MOUSSOUNI, Stéphane BRISSET, Pascal BROCHET, "Some results on the design of brushless DC wheel motor using SQP and GA", International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics (IJAEM), Vol. 3, N°. 26, 4-2007.
- [Nakazaki2008] Shunsuke Nakazaki, Norio Takahashi, Daisuke Miyagi, "Examination of Optimal Design Method of Electromagnetic Shield using ON/OFF Method" CEFC 2008 Athens, 11-15 May 2008
- [ode] <http://www.optimaldesign.org>
- [Optimus] <http://www.noessolutions.com/index.php?col=/products&doc=optimus>
- [Papalambros2000] P. Y. Papalambros. "Extending the optimization paradigm in engineering design". In proceeding of the 3rd International Symposium on Tools and Methods of Competitive Engineering, Delft, Netherlands, April 18-21 2000.
- [Papalambros2003] Panos Y. Papalambros and Douglass J. Wilde "Principes of optimal design modeling and Computation" second Edition, Cambridge university Press ISBN 0 521-62215-8
- [ParallelToolbox] <http://www.mathworks.com/products/parallel-computing/description1.html>
- [Petrichenko2007] Dmitry Petrichenko "Contribution à la modélisation et à la conception optimale des turbo-alternateurs de faible puissance" Thèse Ec-lille 2007 n° d'ordre 53
- [Pillet1994]_{EXP} Maurice Pillet, "Introduction aux plans d'expériences par la méthode Taguchi" Edition Les éditions d'organisation Université, 1994, ISBN : 2-7081-1442-5
- [Regnier2003] Jérémie Regnier Thèse INPT "Conception de systèmes hétérogènes en Génie Electrique par optimisation évolutionnaire multictitière" décembre 2003
- [Sacks1989] J. Sacks, W. J. Welch, T. J. Mitchell, and H. P. Wynn, "Design and analysis of computer experiments," Statistical Science, Vol. 4, No. 4, 1989, pp. 409-435.
- [Sareni2006] B.Sareni "Conception simultanée par optimisation des systèmes d'énergie électrique" Habilitation à diriger des recherches, décembre 2006
- [Sasena1998] M. J. Sasena "Optimization of Computer Simulation via Smoothing Spines and Kriging Meta models" Msc Thesis Depart. of Mechanical engineering, university of Michigan, Ann Arbor, 1998
- [Sasena2000] M. J. Sasena, P. Y. Papalambros, and P. Goovaerts, "Metamodeling sampling criteria in a global optimization framework," in Proc. 8th AIAA/NASA/USAF/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, Long Beach, CA, Paper No. AIAA-2000-4921.
- [Sasena2002] M. J. Sasena. "Flexibility and Efficiency Enhancements for Constrained Global Design Optimization with Kriging Approximations". PhD thesis, University of Michigan, USA, 2002.
- [Schimmerling1998]_{EXP} Paul Schimmerling, Jean-Claude Sisson, Ali Zaidi "Pratique des plans d'expériences" Editeur Lavoisier - Tec & Doc -1998
- [Schonlau1997] M. Schonlau. Computer experiments and global optimization. PhD thesis, University of Waterloo, Canada, 1997
- [Schonlau1998] M. Schonlau, W. Welch, and D. Jones. "Global versus local search in constrained optimization of computer models". New Developments and Applications in Experimental Design, Institute of Mathematical Statistics, Hayward, California, 34:11-25, 1998.
- [Simpson] T. W. Simpson, Z. Siddique, and J. Jiao, editors. "Product platform and product family design - Methods and applications" Springer, 2005.
- [Simulink] <http://www.mathworks.com/products/simulink/>
- [Sobieszczancki1997] J. Sobieszczancki-sobieski, and R.T. Haftka. "Multidisciplinary aerospace design optimization: survey of recent developments. Structure and Multidisciplinary Optimization" 14(1):1-23, August 1997
- [Sobieszczancki2000] J. Sobieszczancki-sobieski, M.S. Emiley, J.S. Agte and R.R. Sandusky. "Advancement of bi-level integrated system synthesis (bliss)" In proceeding of 38th AIAA Aerospace Sciences Meeting

and Exhibit, AIAA 2000-0421, pages 28-30, 2000.

- [Takahashi2009] Norio Takahashi, Shunsuke Nakazaki, and Daisuke Miyagi 'Examination of Optimal Design Method of Electromagnetic Shield Using ON/OFF Method'
IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 45, NO. 3, MARCH 2009, pp 1546-1549
- [techno-science] <http://www.techno-science.net/?onglet=glossaire&definition=749>
- [Tedford2006] N.P. Tedford and J. Martins. "On the common structure of mdo problems : a comparison of architectures". In proceedings of the 11th AIAA/ISSMO multidisciplinary analysis and optimization conference, Portsmouth, VA, September 2006. AIAA 2006-7080.
- [Top500] <http://top500.org>
- [Tran2008] T. V. Tran, S. Brisset and P. Brochet, "A New Method for Global Discrete Multi-Level Optimization combining Branch-and-Bound and Space-Mapping" CEFC2008 Athens, p208
- [Umlweb] <http://www.uml.org/>
- [Venkatraman2002] P. Venkataraman, "Applied Optimization with MATLAB® Programming", John Wiley & Sons, New York, 2002, ISBN 0-471-34958-5
- [Vigier1988]_{EXP} Michel G. Vigier, 'Pratiques des plans d'expériences - méthodologie Taguchi' Edition Les éditions d'organisation Université, 1988
- [Vivier2000] S. Vivier, M. Hecquet, P. Brochet "Applying the design of experiments to the Optimisation of linear eddy current brake" Icem2000, Vol.3, pp1785-1789
- [VivierTh2002]_{EXP} Stéphane VIVIER, "Stratégie d'optimisation par plans d'expériences et Application aux dispositifs électrotechniques modélisés par éléments finis", Thèse de doctorat, Université des Sciences et Techniques de Lille, Juillet 2002, <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00005822/en/>
- [Wurtz1996] F. Wurtz, J. Bignon "A Methodology and a Tool for the Computer Aided Design with Constraints of Electrical Devices" IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 32, NO.3 , MAY 1996 pp 1429-1432
- [Wurtz2005] F. Wurtz, "Statut et nature des processus de conception que nous utilisons en électrotechnique et possible rationalisation et automatisation", EF'2005 (Electrotechnique du Futur), Grenoble 14-15 septembre 2005, résumé p 79 du recueil, article de 6 pages disponible sur CD.
- [Wurtz2008] F. Wurtz "Conceptions de la conception pour le genie électrique", Habilitation à diriger des recherches, avril 2008
- [Zbigniew1992] Zbigniew Michalewicz, "generic algorithms + data structures = Evolution programs Éditeur: Springer-verlag, ISBN 3-540-58090-5

K. Table des illustrations

FIGURE 1. CONCEPTION OPTIMALE DES COMPOSANTS ET SYSTEMES	27
FIGURE 2. EVOLUTION DES BESOINS EN CONCEPTION	29
FIGURE 3. DIFFERENTES APPROCHES POUR LA CONCEPTION OPTIMALE	29
FIGURE 4. CYCLE EN V DE CONCEPTION	30
FIGURE 5. APPROCHE TRADITIONNELLE DU DEVELOPPEMENT DE PRODUIT	31
FIGURE 6. ADAPTATION DU MOTEUR AU CONVERTISSEUR	32
FIGURE 7. MATRICE ACTIVITES – RESSOURCES [FGR.17].....	33
FIGURE 8. PROCESSUS DE CONCEPTION ET ACTEUR HUMAIN [FGR.17].....	34
FIGURE 9. PROCESSUS DE CONCEPTION OPTIMALE	35
FIGURE 10. EVOLUTION DE LA PERFORMANCE DES ORDINATEURS POUR LE CALCUL SCIENTIFIQUE [HTTP://TOP500.ORG]	39
FIGURE 11. RESENTI D’UN TEMPS DE CALCUL D’UNE SIMULATION.....	39
FIGURE 12. MULTI MACHINE ET/OU MULTI PROCESSEUR.....	40
FIGURE 13. ÉVOLUTION DU TEMPS DE CALCUL EN FONCTION DU NOMBRE DE PROCESSEUR.....	41
FIGURE 14. ÉVOLUTION DU TEMPS DE CALCUL EN FONCTION DE LA METHODE	42
FIGURE 15. LES GRANDEURS AU SEIN D’UN MODELE	43
FIGURE 16. DOMAINE D’ETUDE DES VARIABLES CONTINUES A), MIXTES B), ET DISCRETES OU DE CATEGORIES C). 44	
FIGURE 17. DEFINITION D’UNE VARIABLE GEOMETRIQUE	46
FIGURE 18. COMPORTEMENT DE LA METHODE SQP MATLAB® : A) VARIABLES NON NORMEES, B) VARIABLES NORMEES	48
FIGURE 19. EVOLUTION DE LA TEMPERATURE DES COMPOSANTS DIODES ET IGBT DURANT UN CYCLE DE FONCTIONNEMENT EN MODE DEGRADE. LA TEMPERATURE NE DOIT PAS DEPASSER 125°C.	48
FIGURE 20. LE MODELE N’EST PAS LA REALITE	50
FIGURE 21. FONCTION EXPLICITE OU IMPLICITE	51
FIGURE 22. DIFFERENTES CATEGORIES DE MODELE.....	51
FIGURE 23. MODELE D’UNE MACHINE SYNCHRONE A AIMANT MONTE EN SURFACE ET LA CARACTERISTIQUE COUPLE/ VITESSE POUR UNE UTILISATION EN TRACTION ELECTRIQUE [FGRP.1].	53
FIGURE 24. MODELISATION ELEMENTS FINIS : GEOMETRIE, CONDITION AUX LIMITES, MAILLAGE, RESOLUTION&RESULTATS	54
FIGURE 25. MOTEUR A FLUX AXIAL MODELISE EN 2D PUIS EN 3D	55
FIGURE 26. RESEAU DE PERMEANCE D’UNE MACHINE A RELUCTANCE VARIABLE A FLUX AXIAL.	56
FIGURE 27. MODELE HYBRIDE DE CONCEPTION [FGTH.3]	57
FIGURE 28. CRITERE DE QUALITE D’UN MODELE.....	58
FIGURE 29. MODELE DE COMPORTEMENT ET MODELE DE CONCEPTION ; 2 MODELES DIFFERENTS POUR 2 OBJECTIFS DIFFERENTS	59
FIGURE 30. DIFFERENTES APPROCHE POUR RESOUDRE UN PROBLEME DE CONCEPTION	60
FIGURE 31. INDUCTANCE	61
FIGURE 32. MINIMISATION DU VOLUME DU CIRCUIT MAGNETIQUE.....	62
FIGURE 33. REGRESSION LINEAIRE DE LA MASSE D’UN MOTEUR EN FONCTION DU COUPLE [FGR.12]	63
FIGURE 34. DIFFERENTS MODELES SYSTEMES SUIVANT LA GRANULARITE DES COMPOSANTS OU DES DOMAINES PHYSIQUES	64
FIGURE 35. LE MODELE POLYNOMIAL LINEAIRE, QUADRATIQUE, CUBIQUE ET LE RESIDU ENTRE LA FONCTION Y ET L’ESTIMATION \hat{y}	66
FIGURE 36. INTERPOLATION RBF EN UNE DIMENSION	68
FIGURE 37. MODELE RBF AVEC UNE MODIFICATION DE LA POSITON DES POINTS SUPPORT	68
FIGURE 38. INTERPOLATION RBF EN UNE DIMENSION PLOT_KRIGING.M	70
FIGURE 39. TROIS INTERPOLATIONS DIFFERENTES AVEC LA MEME FONCTION ET LES MEMES POINTS SUPPORTS....	70
FIGURE 40. OU SONT LES RESULTATS	72
FIGURE 41. TABLEAU DES RESULTATS D’OPTIMISATION [FGC.44]	72
FIGURE 42. RESULTATS SOUS FORME DE GRAPHE : A) EVOLUTION TEMPORELLE, B) EVOLUTION DES VARIABLES EN FONCTION DU NOMBRE D’ITERATIONS D’UNE OPTIMISATION [FGR.8].....	73
FIGURE 43. GRAPHE DES EFFETS [FGR.12].....	74
FIGURE 44. SURFACE DE REPONSE, [FGR.16] A) ET [FGR.9] C),D)	75
FIGURE 45. SOLUTION GRAPHIQUE SOUS FORME D’ABAQUE [FGC.42]	76
FIGURE 46. A) SURFACE ISSUE DES POINTS DE MESURE, B) SURFACE ISSUE DE L’INTERPOLATION [FGTH.3]	76

FIGURE 47. A) DISPOSITION DES POINTS DE SIMULATION DANS L'ESPACE DES VARIABLES, B) SURFACE DE REPONSE AVEC UNE VARIABLE FIXEE ($nI_2=300$) [FGC.42].....	77
FIGURE 48. METHODE MULTI-OBJECTIF PAR TRANSFORMATION EN PROBLEME MONO-OBJECTIF	79
FIGURE 49. EXEMPLE DE FRONT DE PARETO	79
FIGURE 50. EXEMPLE DE FRONT DE PARETO	80
FIGURE 51. ENSEMBLE DE SOLUTIONS AU SENS DE PARETO, DEUX DIMENSIONS [MOUSSOUNI 2007]	81
FIGURE 52. ENSEMBLE DE SOLUTIONS AU SENS DE PARETO, TROIS DIMENSIONS [FGC.44]	81
FIGURE 53. ENSEMBLES DE RECHERCHE, DES SOLUTIONS DE \mathbf{x} ET DE $F(\mathbf{x})$	82
FIGURE 54. LES DIFFERENTS ENSEMBLES, DES VARIABLES DE CONCEPTION \mathbf{x}	83
FIGURE 55. L'ESPACE DE FAISABILITE \mathbf{S} EST DISCONTINU.....	84
FIGURE 56. OPTIMUM GLOBAL ET LOCAL.....	85
FIGURE 57. OPTIMUM OBTENU AVEC CONTRAINTE	86
FIGURE 58. SYMBOLIQUE D'UN PROBLEME D'OPTIMISATION [FGTH.3]	87
FIGURE 59. CLASSIFICATION DES METHODES D'OPTIMISATION MONO OBJECTIF	88
FIGURE 60. ANALYSE DE SCREENING [VIVIERTH2002P186]	91
FIGURE 61. MODELE POUR SURFACE DE REPONSE.....	92
FIGURE 62. METHODE PAR GLISSEMENT	93
FIGURE 63. PLANS D'EXPERIENCES [VIVIERTH2002]	93
FIGURE 64. METHODE PAR ZOOM.....	94
FIGURE 65. METHODE EXHAUSTIVE.....	94
FIGURE 66. ORGANIGRAMME DE LA METHODE SQP	96
FIGURE 67. REPRESENTATION DE LA FONCTION (69) AVEC SES OPTIMUMS	97
FIGURE 68. CONVERGENCE DE LA METHODE SQP SUR (69)	97
FIGURE 69. ORGANIGRAMME GENERAL D'UN ALGORITHME EVOLUTIONNAIRE	98
FIGURE 70. DEROULEMENT D'UNE OPTIMISATION AVEC UN ALGORITHME GENETIQUE.....	99
FIGURE 71. COMPARAISON DES RESULTATS SUR LA PRECISION ET LE NOMBRE D'EVALUATIONS POUR 3 METHODES D'OPTIMISATION DONT UNE METHODE HYBRIDE [FGTH.4].....	100
FIGURE 72. ORGANIGRAMME GENERAL D'UNE METHODE D'OPTIMISATION PAR MODELE DE SUBSTITUTION	101
FIGURE 73. REPRESENTATION DES FONCTIONS ϕ ET ϕ	102
FIGURE 74. METHODE EGO.....	103
FIGURE 75. EVOLUTION DU MODELE DE KRIGING A GAUCHE ET DE MSE A DROITE POUR DIFFERENTES ITERATIONS (1, 10, 20, 40).....	104
FIGURE 76. CRITERE DE QUALITE D'UNE METHODE D'OPTIMISATION	106
FIGURE 77. FORME OPTIMALE D'UN MOTEUR ROUE EN FONCTION DE 2 CRITERES D'OPTIMISATION L'UN LOCAL (A), L'AUTRE GLOBALE (B) [FGTH.3]	108
FIGURE 78. DECOMPOSITION DISCIPLINAIRE D'UN MOTEUR DE TRACTION [FGTH.4]	110
FIGURE 79. DECOMPOSITION DU MODELE	111
FIGURE 80. MDF – 'MULTIDISCIPLINARY FEASIBLE' APPROCHE	112
FIGURE 81. IDF – 'INDIVIDUAL DISCIPLINARY FEASIBLE' APPROCHE	113
FIGURE 82. AAO – 'ALL AT ONCE' APPROCHE	114
FIGURE 83. PROCESSUS D'OPTIMISATION AVEC LA METHODE MDF ET IDF.....	115
FIGURE 84. TEST DE DIFFERENTES METHODES POUR RESOUDRE UN PROBLEME DE CONCEPTION D'UN SYSTEME ELECTRIQUE COMPLEXE	116
FIGURE 85. EXEMPLE DE DECOMPOSITION HIERARCHIQUE POUR UN TRAMWAY	118
FIGURE 86. DECOMPOSITION HIERARCHIQUE.....	119
FIGURE 87. DECOMPOSITION HIERARCHIQUE LIEE A LA METHODE TC.....	120
FIGURE 88. CONVERGENCE DE LA METHODE TC.....	123
FIGURE 89. OPTIMISATION MULTI-NIVEAU POUR UNE CHAINE DE TRACTION FERROVIAIRE	124
FIGURE 90. CONCEPTION OPTIMALE DES COMPOSANTS ET SYSTEMES ELECTRIQUES.....	125

