

# Méthodes d'optimisation robuste multi-physique des machines électriques à base de modèles de substitution

IFPEN – ENS Saclay – Laboratoire SATIE

## Contexte, état de l'art et objectif de la thèse

Afin d'optimiser un système physique, un algorithme d'optimisation est souvent couplé à un modèle décrivant avec précision le comportement du système. Au cours de l'optimisation, l'algorithme explore l'espace de recherche défini par les bornes des paramètres de contrôle (variables d'optimisation) et converge vers une ou plusieurs solutions optimales.

Dans le cadre de dimensionnement des machines électriques, les algorithmes d'optimisation de type stochastique sont souvent préférés. Comparé aux algorithmes de type déterministe, un algorithme stochastique tente d'explorer « *tout* » l'espace de recherche, augmentant la probabilité de s'approcher d'un minimum global. De l'autre côté, le résultat d'une optimisation utilisant un algorithme de type déterministe est fortement dépendant du point de départ choisi aléatoirement (pour initier l'optimisation). Cela signifie que la solution trouvée est souvent un minimum local. Des techniques comme le « multi-start » sont utilisées pour augmenter la probabilité de trouver le minimum global.

Un algorithme d'optimisation « idéal » serait une hybridation entre les deux méthodes stochastique et déterministe [1] [2]. Un tel algorithme permettrait une exploration globale de l'espace de recherche tout en augmentant la probabilité de trouver la solution optimale exacte. Cependant, mis à part l'importance de la technique d'optimisation utilisée, la recherche de la solution optimale est souvent limitée par le temps d'optimisation et cela malgré les progrès techniques sur les moyens de calcul.

En effet, dans le cadre de l'optimisation multi-physique des machines électriques, les modèles électromagnétique, thermique et mécanique de type numérique sont souvent préférés. Contrairement aux modèles analytiques, les modèles numériques nécessitent peu de développement grâce à leur caractère générique et présente en même temps un niveau de précision inégalé. Cependant, ils sont gourmands en temps de calcul. En plus, dans le cadre d'une optimisation robuste, le nombre de simulations requis augmente significativement afin de prendre en compte la robustesse de la solution face aux incertitudes des paramètres de contrôle (variables d'optimisation) et des propriétés physiques des composants [3].

Des hypothèses simplificatrices s'imposent alors pour avoir un temps d'optimisation raisonnable, comme l'utilisation du seul modèle électromagnétique pour dimensionner la machine. Les modèles thermiques et mécaniques sont alors utilisés pour valider la solution en post-optimisation, compromettant l'optimalité du design obtenu. La limitation du nombre d'itérations de l'optimisation est également un autre moyen pour limiter le temps d'optimisation, mais cela compromet également la qualité de la solution.

Plusieurs techniques peuvent être utilisées pour réduire le temps d'une optimisation [4] [5]. Les modèles numériques sont par exemple remplacés par des métamodèles construits à partir d'un nombre limité de simulations (Figure 1). L'utilisation de modèles mathématiques rapides à la

place des modèles numériques permet de lever la limitation sur le nombre d'itérations utilisé. Les différents modèles physiques peuvent aussi être couplés et utilisés lors de l'optimisation. Cependant, la précision de la solution finale trouvée dépend fortement de la précision de ces métamodèles, qui dépend à son tour du nombre de simulations numériques utilisées pour les construire [6].

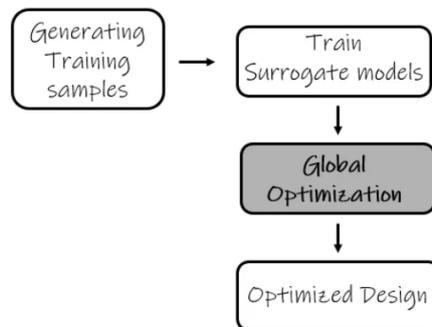


Figure 1 : Utilisation de métamodèles à la place de modèles physiques dans une optimisation [7]

Les méthodes d'optimisation Bayésienne permettent de lever cette limitation en enrichissant, dans les zones d'intérêt, la base de simulations à partir desquelles sont construits les métamodèles [7] [8] (Figure 2). Ces techniques profitent de la précision des modèles numériques ainsi que de la rapidité des métamodèles pour explorer efficacement et rapidement l'espace de recherche [9] [10].

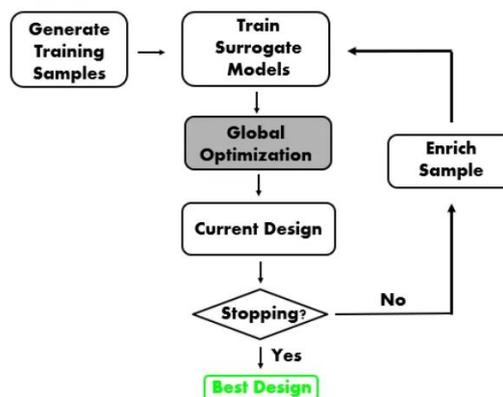


Figure 2 : Optimisation assistée de métamodèles [7]

D'autres approches dites multi-fidélités semblent aussi être efficaces pour réduire le temps d'optimisation [11]. Ces approches consistent à coupler les modèles physiques fins avec des modèles physique rapide (moins précis) afin de converger rapidement vers la solution optimale. Le savoir-faire du laboratoire SATIE dans la modélisation analytique et semi-analytique pourrait être primordiale pour développer de telle approche.

L'objectif de cette thèse est de développer une ou plusieurs méthodologies d'optimisation multi-physique robuste à base de métamodèles pour les machines électriques. Les travaux existants dans l'état de l'art sur l'optimisation multiphysique des machines électriques ne prennent pas en compte la présence d'incertitudes. Dans [12] par exemple, les auteurs ont réalisé une

optimisation multiphysique sur une machine électrique à aimants remplaçant les modèles physiques par des métamodèles afin de réduire le temps d'optimisation. Cependant, aucune vérification de la précision des résultats n'a été présentée. De l'autre côté, différentes publications sur l'optimisation robuste des machines électriques existent dans la littérature, sans pour autant traiter l'aspect multiphysique du problème. Dans [13], les auteurs ont procédé à une optimisation robuste d'une machine électrique. Afin de réduire le temps d'optimisation, ils n'ont considéré que l'aspect électromagnétique. Une approche multi-niveau a été aussi utilisée.

Les méthodologies à développer dans cette thèse ont comme but de prendre en compte l'aspect multi-physiques du problème d'optimisation des machines électriques tout en considérant les incertitudes liées aux paramètres de contrôle ainsi qu'aux propriétés physiques des composants. Ces objectifs viennent compléter les travaux de la thèse en cours « *Contribution méthodologique au dimensionnement optimal et robuste des machines électriques dédiées aux chaînes de traction VE et VEH* » lancée en 2021.

### **Stratégie de recherche envisagée**

Les travaux de cette thèse peuvent être divisés en différentes étapes :

- Bibliographie sur les techniques de réduction du temps d'optimisation, notamment les méthodologies d'optimisation basées sur des métamodèles, ainsi que les approches multi-fidélités. Le choix du type de métamodèle à utiliser pour les quantités d'intérêt provenant des différents simulateurs physiques est aussi d'une importance particulière. Une bibliographie sur ce sujet est aussi à faire.
- Développement d'un modèle thermique et couplage avec les modèles électromagnétique et thermique déjà développés
- La mise en place d'une méthodologie d'optimisation multi-physique (couplage entre les différents modèles physiques électromagnétique, mécanique et thermique). Deux approches peuvent être considérées (6 mois) :
  - L'approche avec une boîte noire incluant tous les modèles physiques couplés (une entrée et une sortie)
  - Une deuxième approche (boîte grise) prenant en compte explicitement le couplage entre les différents simulateurs ainsi que leurs entrées et sorties (intermédiaires)
- La prise en compte des incertitudes sur les paramètres d'entrée des différents modèles
- Validation sur un cahier des charges réaliste d'une application voiture électrique

### **Références bibliographiques relatives à la thèse**

- [1] A. S. Y. Bouaouda, «Hybrid Meta-Heuristic Algorithms for Optimal Sizing of Hybrid Renewable Energy System: A Review of the State-of-the-Art.,» *Arch Computat Methods Eng*, n° %129, p. 4049–4083, 2022.

- [2] R. Pellegrini, A. Serani, G. Liuzzi, F. Rinaldi, S. Lucidi et M. Diez, «Hybridization of Multi-Objective Deterministic Particle Swarm with Derivative-Free Local Searches.,» *Mathematics* 2020, n° %18, p. 546, 2020.
- [3] A. Reyes Reyes, *Thèse en cours : Contribution méthodologique au dimensionnement optimal et robuste des machines électriques dédiées aux chaînes de traction VE et VEH*, 2021.
- [4] G. Lei, J. Zhu, Y. Guo, C. Liu et B. Ma, «A Review of Design Optimization Methods for Electrical Machines,» *Energies* , 2017.
- [5] G. Bramerdorfer, A. -C. Zăvoianu, S. Silber, E. Lughofer et W. Amrhein, «Possibilities for Speeding Up the FE-Based Optimization of Electrical Machines—A Case Study,» *Possibilities for Speeding Up the FE-Based Optimization of Electrical Machines—A Case Study*, vol. 52, n° %16, pp. 4668-4677, 2016.
- [6] A. Reyes Reyes, A. Nasr, D. Sinoquet et S. Hlioui, «Robust design optimization taking into account manufacturing uncertainties of a permanent magnet assisted synchronous reluctance motor,» chez *2022 IEEE International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM)*, 2022.
- [7] S. Guo, «An Introduction To Surrogate Optimization: Intuition, illustration, case study, and the code,» *Towards Data Science*, 2020.
- [8] R. Carnett, *Bayesian Optimization*, Cambridge University Press, 2023.
- [9] K. Khac Vu, C. D'Ambrosio, Y. Hamadi et L. Liberti, «Surrogate-based methods for black-box optimization,» *Surrogate-based methods for black-box optimization*, vol. 24, pp. 393-424, 2016.
- [10] H. Zhong-Hua et k.-s. ke-shi, «Surrogate-Based Optimization,» chez *Surrogate-Based Optimization*, 2012.
- [11] R. KHLISSA, «Contribution à la définition des méthodes d'optimisation rapides et économiques pour le dimensionnement d'actionneurs électriques,» Université de Technologie de Compiègne - Laboratoire d'Electromécanique de Compiègne, EA 1006, 2015.
- [12] J. Godbehere, M. Popescu et M. Michon, «Optimization of an IPM Traction Motor considering the Electric Drive Unit System Requirements,» chez *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 2021.
- [13] X. Zhu, J. Yang, Z. Xiang, M. Jiang, S. Zheng et L. Quan, «Robust-Oriented Optimization Design for Permanent Magnet Motors Considering Parameter Fluctuation,» *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2020.

## **Equipe d'encadrement**

### **Directeur de thèse**

Sami HLIQUI a eu, en 2008, son diplôme de doctorat en sciences pour l'ingénieur de l'Université de Technologie de Belfort Montbéliard (UTBM) et de l'Université de Besançon. En 2018, il obtient son habilitation à diriger des recherches de l'École Normale Supérieure de Cachan (ENS Cachan – Paris Saclay). Entre 2010 et 2021, Sami HLIQUI était maître de conférences au Conservatoire National des Arts et Métiers et depuis 2021, il est professeur des universités à CY Cergy Paris Université et chercheur au laboratoire SATIE (UMR 8029). Ses activités de recherche portent, d'une part, sur la modélisation multiphysiques des actionneurs électromagnétiques conventionnels et non conventionnels et, d'autre part, sur la mise en place

de méthodologies d'optimisation de ces actionneurs pour des applications embarquées [14] [15] [16] [17] [18] [19] [20].

### **Co-promoteurs de thèse IFPEN**

André Nasr est docteur-ingénieur en génie électrique. Il occupe actuellement un poste d'ingénieur de recherche machines électriques à l'IFPEN. Ses activités principales portent sur la modélisation et le dimensionnement optimal des machines électriques [21] [22] [23].

Delphine Sinoquet, co-promotrice de la thèse, docteur-ingénieur en mathématiques appliquées, spécialiste des méthodes d'optimisation, chef du projet XCB DeTOCS (DEsign tools for Optimization and Control of complex systems) de la direction scientifique [24] [6] [25] [26] [27] [28]

### **Références bibliographiques concernant le Directeur de thèse**

- [14] A. Nasr, S. Hlioui, M. Gabsi, M. Mairie et D. Lalevee, «Design Optimization of a Hybrid-Excited Flux-Switching Machine for Aircraft safe DC Power Generation using a Diode Bridge Rectifier,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017.
- [15] T. Cherrière, L. Laurent, S. Hlioui, F. Louf, P. Duysinx, C. Geuzaine et E. Fernández, «Multi-material topology optimization using Wachspress interpolations for designing a 3-phase electrical machine stator,» *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2022.
- [16] T. El Hajji, S. Hlioui, F. Louf, M. Gabsi, G. Mermaz-Rollet et M. Belhadi, «Optimal Design of High-Speed Electric Machines for Electric Vehicles: A Case Study of 100 kW V-Shaped Interior PMSM,» *Machines*, 2023.
- [17] R. Mazloun, S. Hlioui, L. Laurent, M. Belhadi, G. Mermaz-Rollet et M. Gabsi, «On the use of surrogate models for drive cycle automotive electrical machine design,» chez *IEEE International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM)*, Tunis, 2022.
- [18] A. Piat, P. Lévy, S. Hlioui, F. Costa et S. Serpaud, «AC motor impedance HF modeling for designing with windings variability,» chez *IEEE International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM)*, Tunis, 2022.
- [19] S. Yang, S. Asfirane, S. Hlioui, S. Mezani, G. Krebs, Y. Amara et W. Hua, «Introduction to mesh based generated lumped parameter models for electromagnetic problems,» chez *CES Transactions on Electrical Machines and Systems*, 2021.
- [20] Y. Amara, S. Hlioui, H. Ahmed et M. Gabsi, «Power capability of hybrid excited synchronous motors in variable speed drives applications,» *IEEE Transactions on Magnetics*.

### **Références bibliographiques concernant le Promoteur IFPEN**

- [21] A. Nasr, B. Chareyron, A. Abdenour Et M. Milosavljevic, «Design of a Permanent Magnet assisted Synchronous Reluctance motor using Ferrites,» chez *ICEM*, 2020.
- [22] A. Nasr, S. Hlioui Et M. Gabsi, «A hybrid-excited flux-switching machine for fault short-circuit current limitation in embedded DC alternator applications,» *European Journal of Electrical Engineering*, 2016.

- [23] A. Nasr, M. Gabsi Et S. Hlioui, «Hybrid-excited flux-switching machine for DC alternator applications. New design for fault short-circuit current limitation,» chez *International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM)*, 2016.

### **Références bibliographiques concernant le Co-Promoteur IFPEN**

- [24] M. El Amri, C. Helbert, M. Munoz Zuniga, C. Prieur et D. Sinoquet, «Feasible set estimation under functional uncertainty by Gaussian Process modelling,» *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2023.
- [25] C. Duhamel, C. Helbert, C. Munoz Zuniga, C. Prieur et D. Sinoquet, «A SUR version of the Bichon criterion for excursion set estimation,» *Statistics and Computing journal*, 2023.
- [26] T. Tran, D. Sinoquet, S. Da Veiga et M. Mongeau, «Derivative-free mixed binary necklace optimization for cyclic-symmetry optimal design problems,» *Optimization and Engineering*, 2021.
- [27] z. Ding, K. Truffin, K. Jay et D. Sinoquet, «Uncertainty and sensitivity analysis in turbulent pipe flow simulation,» *World Congress in Computational Mechanics and ECCOMAS Congress*, 2021.
- [28] M. Munoz Zuniga et D. Sinoquet, «Global Optimization for mixed categorical-continuous variables based on Gaussian process models with a randomized categorical space exploration step,» *INFOR, Information Systems and Operational Research*, 2020.