

# Approche par métamodèles pour l'optimisation sur cycle de conduite automobile d'une machine synchrone à rotor bobiné

Rebecca Mazloun<sup>1,2</sup>, Sami Hlioui<sup>3</sup>, Luc Laurent<sup>4</sup>, M'Hamed Belhadi<sup>1</sup>, Guillaume Mermaz-Rollet<sup>1</sup>, Mohamed Gabsi<sup>2</sup>

1 : Stellantis, 78955 Carrières-sous-Poissy, France

2 : SATIE : Systèmes et Applications des Technologies de l'Information et de l'Energie, ENS Paris-Saclay, CNRS, Université Paris-Saclay, 91190 Gif-sur-Yvette, France

3 : SATIE : Systèmes et Applications des Technologies de l'Information et de l'Energie, CY Cergy Paris Université, CNRS, Université Paris-Saclay, 95000 Cergy, France

4 : LMSSC : Laboratoire de Mécanique des Structures et des Systèmes Couplés, CNAM, HESAM Université, Paris, France

**RESUME**—L'objectif des travaux présentés dans cet article est d'établir une méthodologie de dimensionnement d'une machine synchrone à excitation bobinée en prenant en compte la globalité du cycle de fonctionnement dès la phase de dimensionnement. Pour gérer le nombre important de points de fonctionnement et les contraintes fortes de temps de calcul, des métamodèles, avec deux approches différentes, sont mis en place et exploités dans les différentes boucles d'optimisation. Un résultat d'optimisation de cette méthodologie ainsi que les machines obtenues sont également présentés pour un cahier des charges automobile

**Mots-clés**—Cycle de conduite, machine synchrone à rotor bobiné, métamodèles, optimisation, véhicule électrique

## 1. INTRODUCTION

Les véhicules électriques constituent aujourd'hui une solution intéressante et efficace pour la mobilité minimisant la pollution. Plusieurs travaux [1] - [2] se sont donc intéressés à l'optimisation des moteurs électriques dans le cadre de ces applications. Les cycles de conduite, présentés par des profils de vitesse et de couple en fonction du temps, font partie des exigences du cahier des charges automobile. Cependant, la prise en compte de ces cycles de conduite dans le processus de dimensionnement par optimisation des machines électriques est très coûteuse en termes de temps de calcul. Pour s'affranchir de ce verrou, ces cycles sont généralement simplifiés et remplacés par quelques points représentatifs [3]–[5] et des phénomènes importants, comme la saturation magnétique, sont négligés. D'autres travaux prennent en compte la totalité des cycles de conduite en exploitant des modèles analytiques [6] - [7] dans le but de réduire le temps de calcul. Ainsi, l'utilisation des codes éléments finis (EF) n'est souvent pas envisageable. Le but de ce travail est alors de développer une méthode générique permettant de prendre en compte :

- La totalité du cycle de conduite ;
- La saturation magnétique ;
- La vraie géométrie ;
- La dépendance temporelle des points de fonctionnement pour envisager, dans un second temps, la prise en compte des phénomènes transitoires (thermiques, état de charge ...)

Pour établir et expliquer la méthodologie établie, une machine synchrone à rotor bobiné (MSRB) sera exploitée et un modèle éléments finis non linéaire sera considéré. Cette machine, par rapport à une machine à aimants permanents, dispose d'un degré de liberté supplémentaire : le courant d'excitation permettant le contrôle du flux d'excitation dans la machine. Ainsi, trois paramètres d'alimentations  $[J_{exc}, J_{ind}, \psi]$  (densité de courant d'excitation, densité de courant d'induit, angle de commande) devront être optimisés afin de minimiser les pertes totales pour chacun des points du cycle de fonctionnement, augmentant ainsi la complexité et le temps de calcul du problème à traiter.

Pour pallier au problème du temps de calcul, les modèles EF seront remplacés par des métamodèles. Ces derniers sont des modèles rapides qui permettent d'estimer les quantités d'intérêt avec un temps considérablement réduit. Ils peuvent alors être utilisés comme modèles de substitution dans le but de remplacer un modèle coûteux dans tout le domaine d'étude [8] ou pour accélérer une procédure d'optimisation [9].

Dans ce qui suit, une approche hybride regroupant ces deux types d'utilisation de métamodèles sera présentée dans le cadre d'optimisation sur un cycle de conduite de machines synchrones à rotors bobinés.

## 2. METAMODELISATION

Les métamodèles utilisés pour remplacer les modèles EF peuvent prendre deux formes : des modèles de substitution fournissant une approximation globale sur l'espace de conception des quantités d'intérêt ou des métamodèles pour orienter l'optimisation.

### 2.1. Modèles de substitution

Les modèles de substitution peuvent être exploités afin de construire une approximation globale précise de la fonction coûteuse dans tout le domaine d'étude. Ce dernier est déterminé par les intervalles dans lesquels peut varier chacun des paramètres d'entrée. Un nombre  $N$  de points d'apprentissage doit être choisi où la réponse exacte est évaluée en utilisant la méthode coûteuse. Ces réponses seront ensuite utilisées pour la création du modèle de substitution. De ce fait, plus on augmente

$N$ , plus on améliore la précision du modèle créé, mais on augmente en conséquence le temps de calcul nécessaire. L'avantage d'un modèle de substitution est, une fois créé, il sert à fournir d'une manière rapide une approximation de la quantité d'intérêt dans tout l'espace d'étude considéré.

## 2.2. Métamodèles pour l'optimisation

Plusieurs algorithmes d'optimisation globale existent déjà, mais présentent des limites lorsque la fonction objectif est coûteuse à évaluer. Dans ce cas, on s'intéresse à des algorithmes pouvant trouver le minimum de la fonction objectif tout en minimisant le nombre d'appels à cette dernière. Dans ces travaux l'optimisation bayésienne [10] est employée. Elle s'appuie sur deux étapes :

- Créer un ensemble initial (de taille limitée) de points d'apprentissage, évaluer leurs réponses exactes et construire un métamodèle initial ;
- Sélectionner le point suivant en utilisant une fonction d'acquisition, évaluer sa réponse exacte et reconstruire le métamodèle.

L'étape 2 sera répétée jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. Le choix du nouveau point à ajouter à chaque itération est basé sur des critères d'exploitation locale et d'exploration globale [11]. La distribution des points d'apprentissage dans ce cas n'est pas uniforme dans l'espace d'étude, mais plutôt dirigée vers la localisation du minimum global de la fonction objective

## 3. MODÈLE HYBRIDE

L'utilisation des métamodèles dans le cadre de ce travail a pour but de déterminer une alimentation optimale pour chacun des points de fonctionnement du cycle WLTC [12]. La figure 1 montre les profils de couple et de vitesse en fonction du temps ainsi que les points de fonctionnement dans le plan couple-vitesse. Ces points sont présentés en bleu. Un pas de temps d'une seconde est considéré, menant à un total de 1801 points de fonctionnement. Dans le cas du cahier des charges pour une application automobile, des points critiques doivent être considérés en plus des points du cycle considéré et correspondent à des fonctionnements à forte puissance : le premier à fort couple et le second à haute vitesse. Ces deux points sollicités durant des périodes de temps très limitées (~ quelques dizaines de secondes) sont présentés en rouge sur la figure 1 et doivent également être considérés lors du processus de dimensionnement par optimisation de manière à s'assurer que la machine obtenue pourra atteindre ces performances.

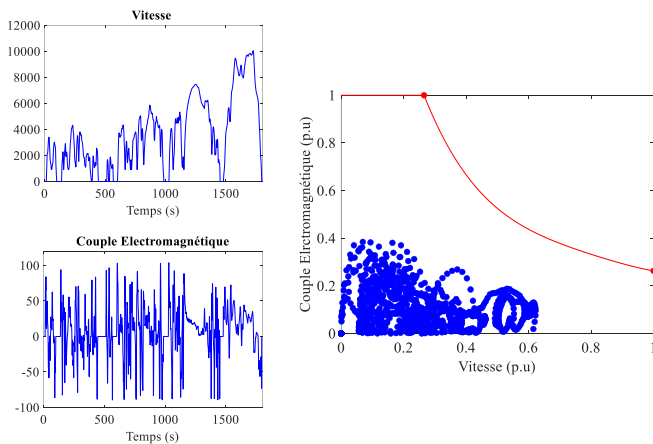


Fig. 1. Points de fonctionnement du cycle WLTC.

Comme indiqué, dans le cas d'une MSRB, trois paramètres d'alimentation doivent être optimisés dans le but de minimiser les pertes totales dans la machine tout en respectant des contraintes de couple et de tension.

En considérant les limitations thermiques, les densités de courant au rotor comme au stator ne peuvent pas dépasser des valeurs maximales qui dépendent principalement du système de refroidissement choisi. Pour la MSRB de 59 kW étudiée [13], une densité maximale de 15 A/mm<sup>2</sup> permet d'atteindre les couples demandés du cycle. Vu le nombre important des points du cycle (points bleus), il est plus avantageux, en termes de temps de calcul, de créer des modèles de substitution que de lancer des problèmes d'optimisation par métamodèles pour chacun de ces points. Cette approche permet de réduire le nombre d'appels intensifs au modèle EF. En revanche, pour atteindre les performances des points critiques à forte puissance (~100 kW) les densités de courant maximales doivent être augmentées. Ceci a pour conséquence d'élargir l'espace d'étude. Pour un même nombre  $N$  de points d'apprentissage, le fait d'élargir l'espace d'étude mène à réduire le remplissage de ce dernier et donc systématiquement à augmenter l'erreur sur la quantité prédite. La figure 2 illustre cette influence en comparant la moyenne et la variance des erreurs quadratiques moyennes sur les pertes fer obtenues sur 100 tirages différents pour deux densités de courant maximales différentes : 15 et 35 A/mm<sup>2</sup>.

Les points d'apprentissage sont obtenus à l'aide de la méthode d'hypercube latin améliorée (*IHS : Improved Hypercube Sampling*) [14].

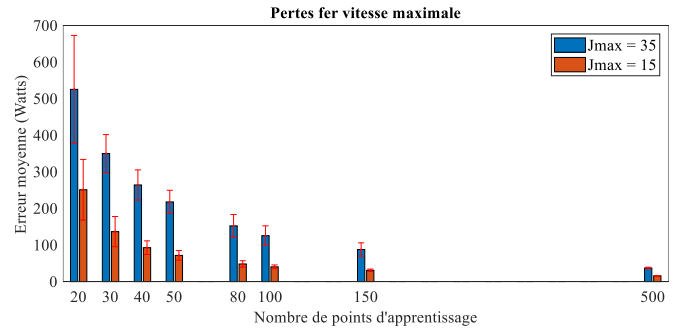


Fig. 2. Évolution de l'erreur en fonction du nombre de points d'apprentissage.

Afin d'éviter la dégradation de la précision du modèle de substitution établi, la densité de courant maximale sera fixée à 15 A/mm<sup>2</sup> et l'alimentation optimale correspondant aux deux points de forte puissance sera déterminée par une optimisation bayésienne.

Les deux types de métamodèles présentés en section 2 seront donc exploités : des modèles de substitution par processus gaussien [10], [15] pour les points bleus, et une optimisation par métamodèles basée sur le processus gaussien également pour les deux points rouges. La distribution du métamodèle par processus gaussien est définie par l'équation (1) où  $Y$  est la quantité d'intérêt à prédire au point  $x$ ,  $m$  la fonction moyenne et  $k$  est la fonction de covariance.

$$Y(x) \sim \mathcal{PG}(m(x), k(x, x')) \quad (1)$$

La fonction  $k$  modélise la covariance entre chaque paire de points dans  $x$ . Son choix est très influent sur la qualité de l'estimation obtenue. Une étude de sensibilité a été réalisée afin de choisir judicieusement cette fonction [16].

#### 4. OPTIMISATION DE L'ALIMENTATION SUR CYCLE DE CONDUITE

##### 4.1. Formulation du problème

Afin de remplacer le modèle EF de la MSRB, il est nécessaire d'employer 4 métamodèles pour estimer précisément toutes les grandeurs et performances de la machine. Les deux premiers modèles, estimant les flux dans l'axe d et q, serviront au calcul du couple et de la tension. Deux autres modèles, estimant les pertes fer pour deux vitesses différentes, permettront une estimation polynomiale des pertes fer dans la machine pour n'importe quelle vitesse sur cycle.

Pour chacun des points de fonctionnement du cycle, le problème d'optimisation est formulé comme suit :

minimiser

$$Pertes_{totales}(J_{exc}, J_{ind}, \psi)$$

sous contraintes

$$\begin{cases} C(J_{exc}, J_{ind}, \psi) \geq C_{demandé} \pm \Delta C \\ V(J_{exc}, J_{ind}, \psi) < V_{max} \end{cases}$$

Où  $C$  correspond au couple calculé,  $C_{demandé}$  au couple demandé sur cycle,  $\Delta C$  à la tolérance sur le couple,  $V$  et  $V_{max}$  correspondent à la tension calculée et la tension maximale imposée par l'onduleur respectivement.

En plus des contraintes de couple et de tension, une contrainte sur le courant maximal est ajoutée aux deux points critiques.

L'organigramme de la figure 3 résume la méthode développée.

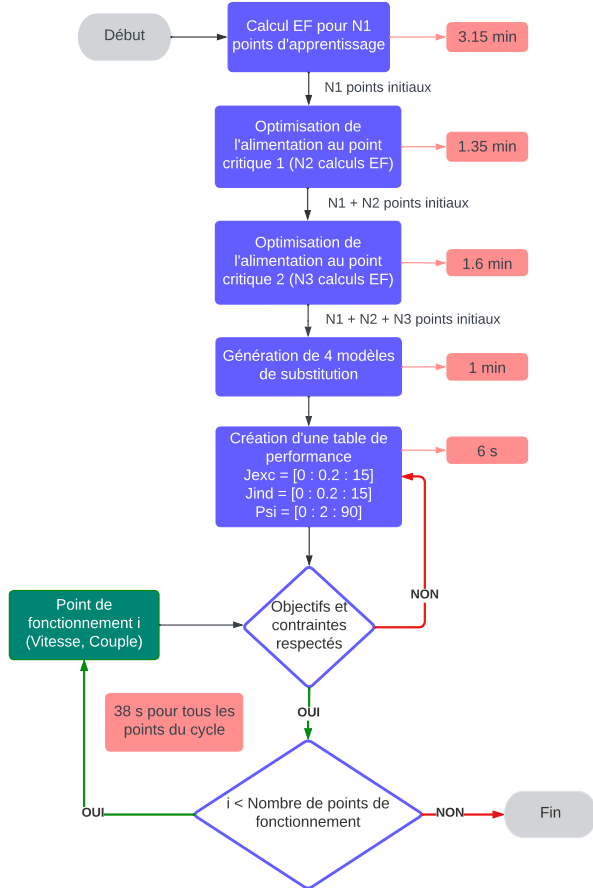


Fig. 3. Organigramme de la méthode de recherche d'alimentation optimale.

Les temps de calcul correspondant à chaque étape sont présentés également sur la figure 3 pour  $N_1 = 50$ ,  $N_2 = 15$  et  $N_3 = 15$ , avec :

- $N_1$  : le nombre de triplets  $(J_{exc}, J_{ind}, \psi)$  qui sont générés par *IHS*. Les densités de courant sont tirées dans l'espace  $[0; 15 \text{ A/mm}^2]$  et
- $N_2$  et  $N_3$  : le nombre maximal de points autorisé pour l'optimisation bayésienne. Les densités de courant choisi l'optimiseur peuvent être choisi dans l'espace  $[0; 35 \text{ A/mm}^2]$ .

Pour l'angle de commande  $\psi$ , il varie toujours dans l'intervalle  $[0; 90^\circ]$ .

Afin de profiter de tous les calculs EF effectués, les points  $N_1$  générés dans l'espace réduit seront fournis à l'optimiseur au point critique 1 comme points initiaux. De même, les points d'apprentissage calculés pour la résolution aux points critiques  $(N_2 + N_3)$  seront utilisés comme points additionnels pour les modèles de substitution exploités sur le cycle de conduite. En fonction des exigences sur la précision et le temps de calcul, le nombre de points d'apprentissage pourra être modifié.

Enfin, la table de performance permet d'avoir, pour toute combinaison des trois paramètres d'alimentation, le couple, la tension ainsi que les pertes Joule et pertes fer afin de résoudre le problème d'optimisation.

##### 4.2. Résultats

La méthode présentée permet, en moins de huit minutes ( sur un PC Intel® Core™ i7-10700 CPU @ 2.90 GHz), de déterminer le triplet  $[J_{exc}, J_{ind}, \psi]$  minimisant les pertes pour chacun des 1800 points de fonctionnement du cycle considéré. La précision des résultats obtenus est maintenant étudiée et la comparaison avec les résultats EF est présentée sur la figure 4.

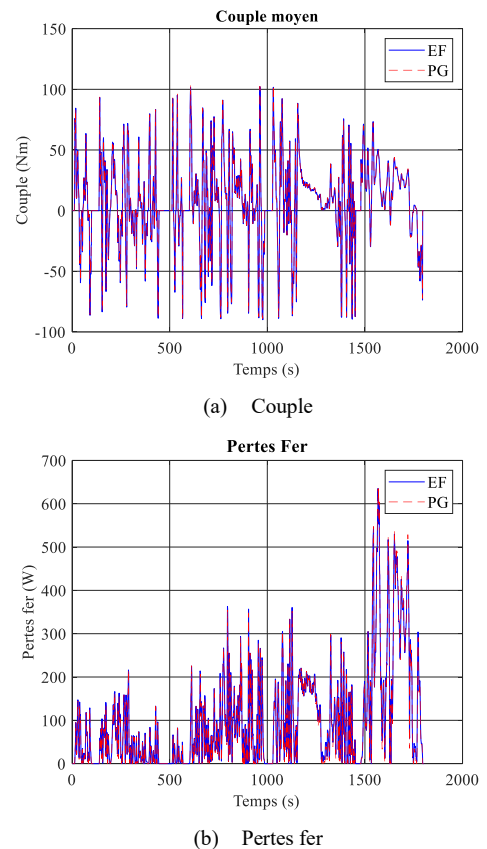


Fig.4. Comparaison des résultats issus du modèle hybride aux résultats EF.



5.2. Résultats de l'optimisation géométrique

L'algorithme d'optimisation NSGA-III [18] est utilisé en considérant une population initiale de 400 individus et 40 générations, correspondant à 16 000 évaluations au total. Le calcul prend environ 5 jours en utilisant 40 cœurs (sur un PC AMD Ryzen Threadripper PRO 3995WX 64-Cores 2.69 GHz).

La figure 7 présente le front de Pareto des résultats d'optimisation. L'axe des abscisses correspond à l'énergie totale perdue sur le cycle de conduite calculée par l'approche hybride déjà présentée en section 4. L'axe des ordonnées montre la masse de chacune des machines obtenues. La figure 8 montre les géométries de deux machines issues du front de Pareto. La machine 1 et 13 correspondent à l'énergie perdue sur cycle la plus faible et la plus élevée respectivement. On remarque que la machine 13 occupe moins de surface que la machine 1 vu que son rayon d'arbre est plus élevé. En plus, la machine 13 a 35% de moins en longueur active que la machine 1 ce qui mène à un volume plus réduit et donc une masse plus faible. Les deux machines ont un nombre de spires identique au stator ; à noter 2 spires par encoche donc 4 spires par phase et par pôle.

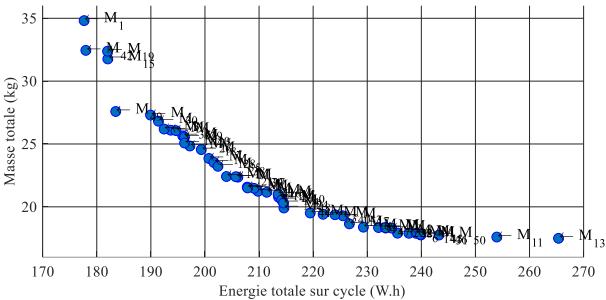


Fig. 7. Front de Pareto des résultats d'optimisation.

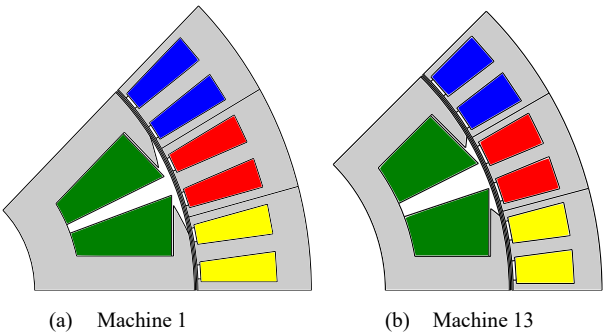


Fig.8. Géométries de machines optimisées sur cycle.

Les deux machines permettent d'atteindre les performances du cycle WLTP présenté en figure 1. Cependant, les cartographies de la figure 9 montrent que, pour atteindre les mêmes niveaux de couple, la machine 13 a besoin de plus de courant d'induit et d'excitation. Ceci explique alors les pertes plus élevées sur cycle pour cette machine. D'autre part et en fonctionnement en régime permanent, la machine 1 arrive à atteindre un couple de 150 Nm en respectant toujours la limitation en courants ainsi que la contrainte de tension alors que la machine 13 se limite à 117 Nm comme valeur de couple maximal. En termes de rendement, la machine 1 a globalement des rendements plus élevés sur l'ensemble du plan couple/vitesse.

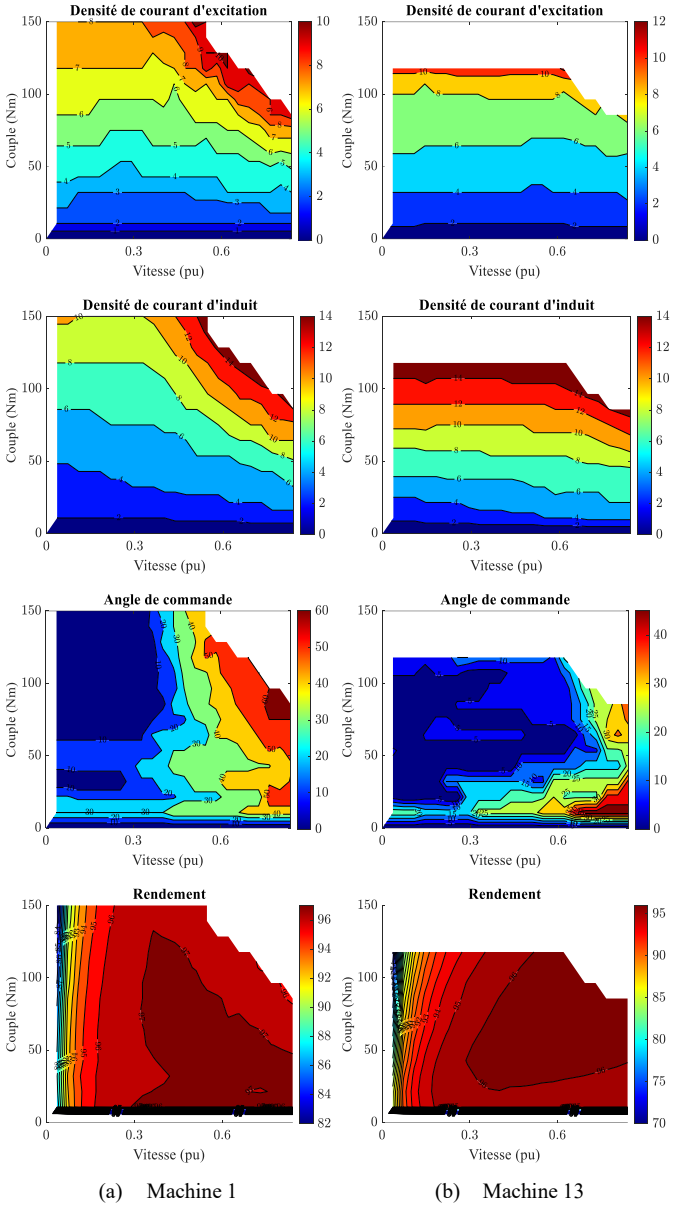


Fig.9. Cartographies de deux machines issues de l'optimisation sur cycle.

Afin de quantifier l'erreur provenant des prédictions par métamodèles, des calculs EF ont été lancés avec l'alimentation optimale obtenue pour chacun des points de fonctionnement. Ceci permet alors la comparaison d'énergie perdue sur cycle calculée par EF et celle prédite en utilisant la méthodologie mise en place. Les valeurs obtenues dans le tableau 3 montrent une bonne correspondance entre les résultats des deux modèles pour les deux machines optimisées comparées.

	Machine 1	Machine 13
Energie prédite sur cycle (W.h)	177	265
Energie sur cycle calculée par EF (W.h)	181	269
Erreur relative (%)	2.2	1.5

## 6. CONCLUSIONS

Une méthode rapide, précise et générique a été développée afin de trouver une alimentation optimale pour chacun des points du cycle de conduite ainsi que le point fort couple et le point haute vitesse. Basée sur l'emploi conjoint de deux types de métamodèles (approximation globale et optimisation bayésienne), elle permet de réaliser des optimisations paramétriques sur l'ensemble des points du cycle en n'utilisant qu'un nombre limité d'appels au code EF ce qui réduit considérablement les temps de calcul. De plus, l'approche hiérarchique proposée permet d'améliorer la précision des résultats obtenus sans avoir à réduire ou enlever des points de fonctionnement.

Cette méthode développée a été ensuite couplée à la méthodologie de dimensionnement géométrique dans le but de trouver des géométries satisfaisant les exigences imposées. Les cartographies de courants et de rendement pour deux machines optimisées sont présentées. Une comparaison entre les calculs EF et les résultats issus de la méthodologie mise en place permet de montrer un niveau de précision satisfaisant atteint par les métamodèles.

La suite de ces travaux consiste en la mise en œuvre d'un modèle thermique couplé à l'approche présentée afin de prendre en compte l'aspect thermique transitoire sur tout le cycle de conduite. Une comparaison des machines optimales obtenues par cette méthodologie aux machines issues d'un cas de cycle réduit à quelques points de fonctionnement servira également à montrer l'impact de la réduction du cycle sur le dimensionnement des machines électriques.

## 7. REMERCIEMENTS

Ce travail est soutenu par l'OpenLab 'Electrical Engineering for mobility', Stellantis, et co-financé par l'ANRT.

## 8. REFERENCES

- [1] K. M. Cisse, S. Hlioui, M. Belhadi, G. Mermaz-Rollet, M. Gabsi, and Y. Cheng, "Design Optimization of Multi-Layer Permanent Magnet Synchronous Machines for Electric Vehicle Applications," pp. 1–21, 2021.
- [2] H. Chen, A. M. El-Refaei, Y. Zuo, S. Cai, L. Cao, and C. H. T. Lee, "Comparative Study and Design Optimization of a Dual-Mechanical-Port Electric Machine for Hybrid Electric Vehicle Applications," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 71, no. 8, pp. 8341–8353, 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3175476.
- [3] P. Lazari, J. Wang, and L. Chen, "A computationally efficient design technique for electric-vehicle traction machines," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 50, no. 5, pp. 3203–3213, 2014, doi: 10.1109/TIA.2014.2304619.
- [4] A. Fatemi, N. A. O. Demerdash, T. W. Nehl, and D. M. Ionel, "Large-Scale Design Optimization of PM Machines over a Target Operating Cycle," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 52, no. 5, pp. 3772–3782, 2016, doi: 10.1109/TIA.2016.2563383.
- [5] M. Djami, M. Hage-Hassan, C. Marchand, G. Krebs, P. Dessante, and L. A. Belhaj, "Kriging Metamodel for Electric Machines: A Drive Cycle Approach," 2022 *Int. Conf. Electr. Mach. ICEM 2022*, pp. 251–256, 2022, doi: 10.1109/ICEM51905.2022.9910946.
- [6] P. H. Nguyen, E. Hoang, and M. Gabsi, "Performance synthesis of permanent-magnet synchronous machines during the driving cycle of a hybrid electric vehicle," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 60, no. 5, pp. 1991–1998, 2011, doi: 10.1109/TVT.2011.2118776.
- [7] L. Dang, N. Bernard, N. Bracikowski, and G. Berthiau, "Design Optimization with Flux Weakening of High-Speed PMSM for Electrical Vehicle Considering the Driving Cycle," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 64, no. 12, pp. 9834–9843, 2017, doi: 10.1109/TIE.2017.2726962.
- [8] A. Keane, A. Forrester, and A. Sobester, *Engineering Design via Surrogate Modelling: A Practical Guide*. John Wiley & Sons, 2008.
- [9] R. T. Haftka, D. Villanueva, and A. Chaudhuri, "Parallel surrogate-assisted global optimization with expensive functions – a survey," *Struct. Multidiscip. Optim.*, vol. 54, no. 1, pp. 3–13, 2016, doi: 10.1007/s00158-016-1432-3.
- [10] C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams, *Gaussian Processes for Machine Learning*, vol. 7, no. 5. Cambridge, MA: MIT press, 2006.
- [11] J. N. Fuhg, A. Fau, and U. Nackenhorst, *State-of-the-Art and Comparative Review of Adaptive Sampling Methods for Kriging*, vol. 28, no. 4. Springer Netherlands, 2021.
- [12] B. Ciuffo et al., "The development of the World-wide Harmonized Test Procedure for Light Duty Vehicles (WLTP) and the pathway for its implementation into the EU legislation," *Transp. Res. Board Annu. Meet.*, vol. 15–4935, no. January, 2015, doi: 10.13140/RG.2.1.3175.8562.
- [13] A. Di Gioia et al., "Design and Demonstration of a Wound Field Synchronous Machine for Electric Vehicle Traction with Brushless Capacitive Field Excitation," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 54, no. 2, pp. 1390–1403, 2018, doi: 10.1109/TIA.2017.2784799.
- [14] L. Laurent, "MultiDOE: sampling technics on MATLAB/OCTAVE," 2019, doi: 10.5281/ZENODO.2677748.
- [15] Mathworks, "Statistics and Machine Learning Toolbox User's Guide R2019b." 2019.
- [16] R. Mazloun, S. Hlioui, L. Laurent, M. Belhadi, G. Mermaz-Rollet, and M. Gabsi, "On the use of surrogate models for drive cycle automotive electrical machine design," 2022.
- [17] R. Crozier and M. Mueller, "A new MATLAB and octave interface to a popular magnetics finite element code," *Proc. - 2016 22nd Int. Conf. Electr. Mach. ICEM 2016*, pp. 1251–1256, 2016, doi: 10.1109/ICELMACH.2016.7732685.
- [18] M. K. Heris, "NSGA-III: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, the Third Version — MATLAB Implementation," 2016. url: <https://yarpiz.com/456/ypea126-nsga3>.