



# OPTIMISATION PAR ESSAIM DE PARTICULE ET ALGORITHME GÉNÉTIQUE D'UNE MACHINE À INVERSION DE FLUX

AHCENE BOULAYOUNE<sup>1</sup>, CHERIF GUERROUDJ<sup>1</sup>, RACHID SAOU<sup>1</sup>, LUC MOREAU<sup>2</sup>, MOHAMED EL-HADI ZAIM<sup>2</sup>

**Mots clé:** Machine à inversion de flux, Optimisation par essaim de particules, Algorithme génétique, Conception optimale.

Dans l'objectif de repérer des méthodes d'optimisation plus adaptées à la conception de machines électriques non conventionnelles, nous montrons dans ce travail la pertinence de l'utilisation d'une méthode stochastique nouvellement proposée appelée optimisation par essaim de particule (PSO), caractérisée par un coefficient de constriction, assurant une convergence rapide. Cette méthode est appliquée à la conception et à l'optimisation d'une machine lente à inversion de flux (FRM (50 tr/min, 10kW)) à attaque directe destinée aux applications basse vitesse de rotation. Les résultats d'optimisation de cette machine par PSO combinée avec la méthode des éléments finis (FEM) sont comparés, en termes de robustesse, de convergence et de simplicité, à ceux obtenus par algorithme génétique (GA) couplé avec la FEM. Les conclusions de cette étude s'avèrent importantes pour le développement futur du PSO lors de la conception des machines électriques.

## 1. INTRODUCTION

De nos jours, pour créer, améliorer et valider des structures techniques, la conception assistée par ordinateur (CAO) est devenue inéluctable. Souvent, les étapes de conception sont interprétées comme un problème d'optimisation. Sorti d'un pré dimensionnement analytique, un ensemble de paramètres définissant une structure est confiné dans un espace de recherche, d'où la structure optimale est à chercher par une ou plusieurs méthodes d'optimisations souvent combinées, dans le cas des machines électriques, avec la méthode des éléments finis pour les calculs numériques.

L'arrivée des heuristiques et méta-heuristiques ont amélioré et facilité la résolution des problèmes d'optimisations auparavant difficiles ou impossibles à résoudre. Leur principe général est de modéliser les notions d'évolution dans la nature comme des algorithmes imitant l'évolution naturelle. Parmi elles et récemment, l'algorithme génétique (GA) [1, 2] et l'optimisation par essaim de particules (PSO) sont apparues comme des méthodes prometteuses en raison de leurs capacités à optimiser dans des espaces de recherche multimodaux complexes appliqués à des fonctions non différentiables.

En émulant le mécanisme de la sélection génétique naturelle, les GA combinés avec la FEM tendent à reproduire des machines avec des performances améliorées et cela sans dépasser les limites imposées sur les contraintes exigées. Ils ont été utilisés dans la conception et l'optimisation de machines électriques à l'exemple de la machine à aimant permanents à double saillance (DSPM) et de la FRM dans [3, 4], de la machine à réluctance variable (MRV) dans [5] pour les applications basses vitesses et dans [6] de la machine à aimant permanent insérés pour les applications hautes vitesses.

Le PSO est un algorithme évolutionnaire inspiré par l'interaction sociale des animaux dans la nature. Les particules, pour évoluer, se basent sur l'imitation du comportement du meilleur voisin. Chaque particule est caractérisée par une position et une vitesse. Son expérience est considérée lors de l'actualisation de sa vitesse. De nombreuses versions de PSO ont été proposées dans la littérature [7–10]. Pour toutes ces approches, la caractéristique commune partagée consiste à éviter la convergence prématurée vers des optimums locaux.

Dans ce présent travail, nous avons appliqué ces deux méthodes (GA et PSO) pour l'optimisation d'une machine spéciale appelée machine à inversion de flux, une machine

inspirée à partir d'un croisement de deux machines, l'une à réluctance variable [11] et l'autre à aimants permanents [12]. Elle a fait l'objet de plusieurs travaux [3, 13–18]. Sa particularité provient du fait que c'est une machine triphasée, doublement saillante avec des aimants permanents collés sur les surfaces internes des plots statoriques. La rotation de son rotor denté inverse la polarité du flux magnétique, dû aux aimants permanents, engendré dans les bobinages des phases statoriques. Dans ce type de machines, la vitesse de rotation est directement liée au nombre de dents au rotor, ce qui les rendent très pratiques et utiles pour les entraînements directs, basse vitesse, fort couple dans les applications telle que l'automobile, l'éolien et la propulsion des navires.

Ce travail, concerne la conception et l'optimisation d'une machine à inversion de flux dédiée à l'éolien fonctionnant à basse vitesse de rotation en se basant sur la maximalisation du couple massique, par deux méthodes stochastiques : l'une évolutionniste (GA) et l'autre coopérative (PSO). Cette machine comporte 48 aimants répartis sur 12 plots au niveau du stator et un rotor passif de 64 dents.

La motivation est de valider ou de réfuter l'hypothèse largement spéculé que le PSO a la même efficacité que le GA dans la recherche de véritables solutions optimales, mais avec une meilleure efficacité de calcul. Les résultats de ce travail pourraient se révéler importante pour le développement futur de PSO dans la CAO de machines électriques.

## 2. MÉTHODES ET OUTILS D'OPTIMISATIONS

Selon Darwin, l'évolution biologique des espèces est due à la sélection naturelle résultant de la lutte concurrentielle pour la nourriture ou la production. Les algorithmes génétiques sont principalement basés sur cette théorie.

Introduite dans les années 1990 par Kennedy et Eberhart, PSO est inspirée de la capacité des troupeaux d'animaux à s'adapter à leur environnement pour trouver des sources riches de nourriture et éviter les prédateurs en mettant en œuvre une approche de partage d'informations [4]. Ces deux méthodes sont largement explicitées dans ce qui suit:

<sup>1</sup> Université de Bejaia, Laboratoire de Génie Electrique de Bejaia, 06000 Bejaia, Algérie, E-mail: boulayoune.ahcene@yahoo.com

<sup>2</sup> IREENA, Saint Nazaire, France

## 2.1. ALGORITHME GENETIQUE (GA)

Les GA ont été introduits par Holland dans les années 1970. Leurs processus d'évolution sont aléatoires et guidés par trois mécanismes: croisement, mutation pour l'exploration de l'espace de recherche et la sélection pour leur exploitation. Les GA maintiennent un ensemble de solutions candidates appelés population et les modifient à plusieurs reprises en utilisant les trois mécanismes. A chaque itération, les GA sélectionnent les individus de la population actuelle comme des parents pour produire des enfants pour la prochaine génération. Au cours des générations successives, le croisement et la mutation sont utilisés selon le besoin pour que la population évolue vers une solution optimale et reste dans le génome de la population la plus apte ayant des caractéristiques désirables les plus fortes [19]. Cette procédure est résumée par un pseudo code où  $N$  est le nombre d'individu de la population.

Pseudo code GA :

Initialisation aléatoire de la population initiale  $N$

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

Pour  $i = 1$  à  $N$  faire

Evaluer chaque individu de la population selon la fonction objective.

Fin Pour

Appliquer les opérateurs de sélection, croisement et mutation pour produire une nouvelle population.

Fin Tant que

Dans le processus de conception des machines électriques, par GA, un chromosome (individu) représente, dans notre cas, une machine, un gène le paramètre géométrique et la valeur de la fonction objective désignera la fitness.

## 2.2. OPTIMISATION PAR ESSAIM DE PARTICULE (PSO)

L'algorithme de PSO est semblable à l'algorithme génétique dans la méthode de recherche fondée sur la population et la recherche de la solution optimale en mettant à jour les générations, mais leurs stratégies sont différentes.

Dans la population appelé aussi « essaim », chaque individu ou particule possède une position  $\mathbf{x}(t)$  et une vitesse  $\mathbf{v}(t)$  ajustées dynamiquement, relativement à l'expérience propre de la particule (composante cognitive :  $\mathbf{p}-\mathbf{x}(t)$ ), ainsi qu'à celles des particules voisines (composante sociale:  $\mathbf{g}-\mathbf{x}(t)$ ), tels que montrés dans la Fig. 1. Diverses versions de la méthode traitant en général l'influence des paramètres sur la convergence de l'algorithme, ont été proposées dans la littérature [7–10]. Parmi elles, notre choix s'est porté sur celle décrite dans [8] où l'algorithme est plus stable et la convergence est plus sûre par rapport aux versions précédentes.

Au commencement de l'algorithme, chaque particule est donc positionnée aléatoirement dans l'espace de recherche du problème. Lors de chaque itération, chaque particule est mise à jour en fonction de trois composantes, à savoir: sa vitesse actuelle  $\mathbf{v}(t)$ , sa meilleure solution  $\mathbf{p}$  et la meilleure solution obtenue dans son voisinage  $\mathbf{g}$ . Cela donne l'équation de mouvement suivante:

$$\mathbf{v}(t+1) = \chi \times (\mathbf{v}(t) + C_1 \times (\mathbf{p} - \mathbf{x}(t)) + C_2 \times (\mathbf{g} - \mathbf{x}(t))) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t+1), \quad (2)$$

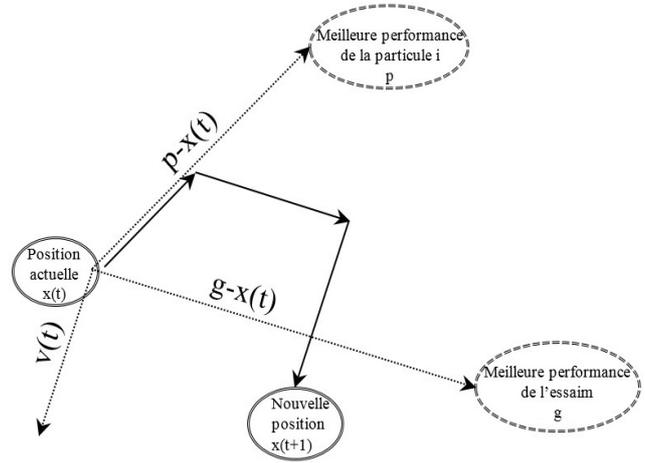


Fig. 1 – Schéma de principe du déplacement d'une particule.

avec:  $\mathbf{x}(t)$  – la position courante,  $\chi$  – coefficient de constriction:

$$\chi = \frac{2}{\Phi - 2 + \sqrt{\Phi^2 - 4 \times \Phi}} \quad (3)$$

$\Phi$  – coefficient de confiance  $\Phi = 4.1$ ;  $C_1, C_2$  – coefficients d'accélération:

$$C_1 = \left( \frac{\Phi}{2} \right) \times \text{random}(0,1). \quad (4)$$

$$C_2 = \left( \frac{\Phi}{2} \right) \times \text{random}(0,1). \quad (5)$$

PSO est un algorithme à population. Il commence par une initialisation aléatoire de l'essaim dans l'espace de recherche. À chaque itération de l'algorithme, chaque particule est déplacée suivant (1) et (2). Une fois le déplacement des particules est effectué, les nouvelles positions sont évaluées. Les  $\mathbf{p}$  ainsi que  $\mathbf{g}$  sont alors mise à jour. Cette procédure est résumée par un pseudo code où  $E$  est le nombre de particules de l'essaim.

Pseudo code PSO:

Initialisation aléatoire des positions et vitesses de chaque particule

Pour chaque particule  $i$ ,  $\mathbf{p}_i = \mathbf{x}_i$

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

Pour  $i=1$  à  $E$  faire

Déplacement de la particule à l'aide des équations (1) et (2)

Evaluation des positions

Mise à jour de  $\mathbf{p}$

Si  $f(\mathbf{x}_i) < f(\mathbf{p}_i)$  alors

$\mathbf{p}_i = \mathbf{x}_i$

Fin Si

Mise à jour de  $\mathbf{g}$

Si  $f(\mathbf{p}_i) < f(\mathbf{g})$  alors

$\mathbf{g} = \mathbf{p}_i$

Fin Si

Fin Pour

Fin Tant que

Le critère d'arrêt peut être différent suivant le problème posé. Si l'optimum global est connu a priori, on peut définir une erreur acceptable  $\epsilon$  comme critère d'arrêt. Sinon, il est commun de fixer un nombre maximum d'évaluations de la fonction objectif ou un nombre maximum d'itérations comme critère d'arrêt.

### 3. MACHINE À INVERSION DE FLUX

La machine à inversion de flux (FRM), pour les applications à basses vitesses, a été introduite par Boldea [14]. Elle ressemble à la machine à réductance variable à plots dentés seulement les dents des plots statorique sont remplacées par des aimants permanents alternés. Son bobinage est concentrique, le pas dentaire du rotor correspond à deux aimants alternés au stator. L'inductance propre d'une phase  $L$  est quasi constante. Le flux total  $\Psi$  de la FRM est la somme du flux dû au courant  $\Psi_w$  et du flux dû aux aimants  $\Psi_{pm}$  (Fig. 2).

Nous montrons par les Figs. 3 et 4, lorsqu'on injecte un courant nominal dans la phase A pour les positions de conjonction et d'opposition, la distribution de l'induction magnétique le long d'un contour situé au milieu de l'entrefer délimitant un plot entier sur une ouverture de  $60^\circ$  mécanique. Le flux de la phase A renforce ainsi le flux des aimants aimantés dans le même sens et réduit celui des aimants aimantés en sens contraire sans toutefois les démagnétiser.

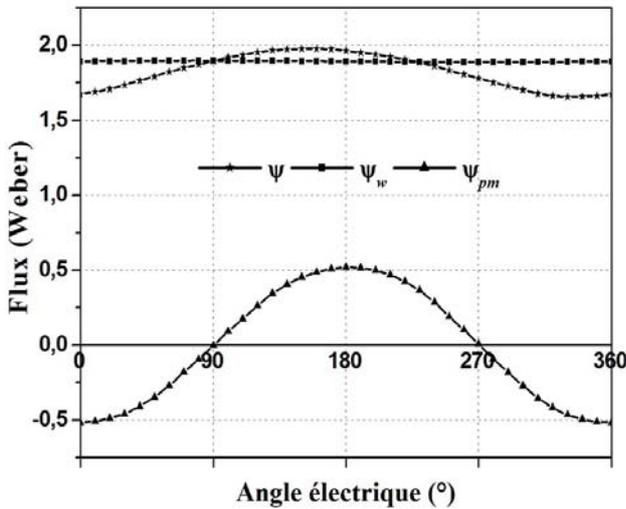


Fig. 2 – Flux en fonction de la position rotorique.

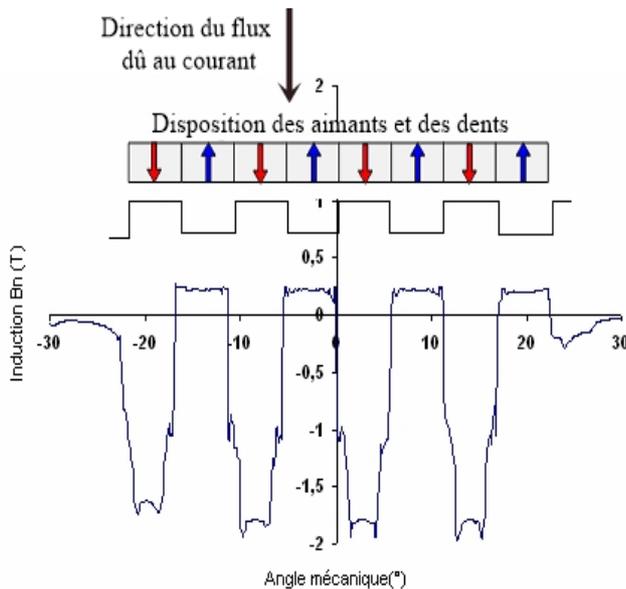


Fig. 3 – Distribution spatiale de l'induction magnétique au milieu de l'entrefer  $I = I_n$ , phase A en position de conjonction.

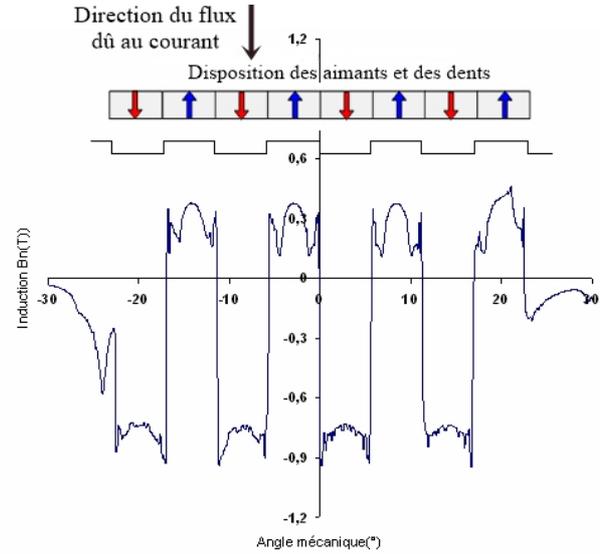


Fig. 4 – Distribution spatiale de l'induction magnétique au milieu de l'entrefer  $I = I_n$ , phase A en position d'opposition.

Le couple électromagnétique relatif à une phase est [3, 18] :

$$T_e = \frac{1}{2} i^2 \frac{dL}{d\theta} + i \frac{d\psi_{pm}}{d\theta} \quad (6)$$

En bidimensionnel, et par éléments finis, il est déterminé pour chaque position du rotor à partir de l'intégrale le long d'un contour fermé l'entourant le rotor et situé dans l'entrefer :

$$T_e = L \oint_{\Gamma} r H_t B_n d\Gamma \quad (7)$$

$B_n$  et  $H_t$  représentent respectivement les composantes, radiale de l'induction magnétique et tangentielle du champ magnétique et  $L$  la longueur de la machine.

En se basant sur le ratio d'énergie introduit par Lawrenson [20] pour une machine à réductance variable pure, le facteur de puissance de la FRM d'étude est calculé comme suit :

$$F_p = \frac{W'(\theta_{conj}) - W'(\theta_{opp})}{[W'(\theta_{conj}) - W'(\theta_{opp})] + [W(\theta_{conj}) - W_{pm}(\theta_{conj})]} \quad (8)$$

où  $[W'(\theta_{conj}) - W'(\theta_{opp})] + [W(\theta_{conj}) - W_{pm}(\theta_{conj})]$  est l'énergie mise en jeu entre la machine et le convertisseur (Fig. 5). Ce rapport est à l'image du facteur de puissance, il permet d'évaluer l'efficacité de la conversion d'énergie de la FRM. Il indique la part d'énergie convertie ( $W'$ ) par rapport à l'énergie totale mise en jeu entre la machine et le convertisseur (Co-énergie).

L'amélioration de ce rapport conduit à la diminution de la taille du convertisseur. La présence des aimants permanents améliore le ratio d'énergie.

Les FRM basse vitesse s'obtiennent en disposant au stator  $N_{ps}$  plots sur la surface interne desquelles sont collées  $N_{dp}$  paires d'aimants permanents.

De nombreuses combinaisons sont possibles entre le nombre de phases  $q$ , le nombre de plots statoriques  $N_{ps}$ , le nombre total de paires d'aimants  $N_s$  du stator et le nombre de dents au rotor  $N_r$ . Les paramètres de la machine doivent vérifier l'équation (9):

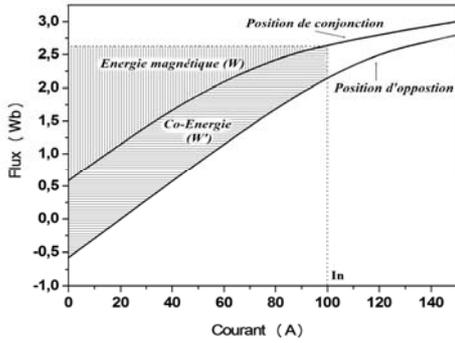


Fig. 5 – Cycle énergétique de la FRM.

$$\begin{cases} K = \frac{N_r}{N_{ps}} \pm \frac{1}{q} \\ N_{dp\max} = K \\ N_{ps} = \frac{N_s}{N_{dp}} \end{cases} \quad (9)$$

Le coefficient  $K$  représente le nombre maximum de paires d'aimants par plot  $N_{dp}$ .

La FRM d'étude possède 48 aimants répartis sur 12 plots au niveau du stator et un rotor passif de 64 dents, les paramètres géométriques globaux à optimiser (Figs. 6 et 7) sont :

- La largeur des culasses rotorique et statorique  $E_r$  et  $E_s$ .
- la hauteur de bobine  $h_b$ .
- l'ouverture des plots  $\beta$ .
- la position du point  $A$  ( $R_a$ ,  $\beta_a$ ) avec  $R_a$  la distance entre le point  $A$  et le centre de la machine  $O'$ .
- les paramètres des dents rotorique  $h_r$ ,  $\alpha_{r1}$  et  $\alpha_{r2}$ .
- la hauteur de l'aimant  $h_m$ .

Pour l'optimisation de la géométrie de la machine, l'objectif est de minimiser la fonction suivante:

$$f = \left( \frac{T}{m} \right)^{-1}, \quad (10)$$

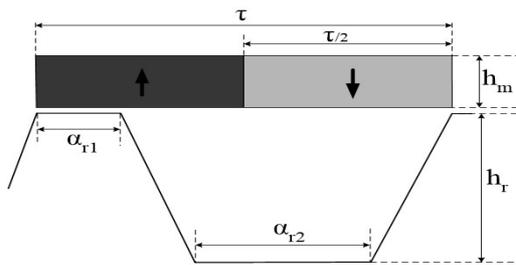


Fig. 6 – Paramètres des dents rotorique et de l'aimant.

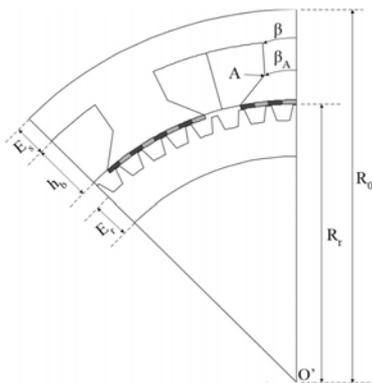


Fig. 7 – Paramètres globaux de dimensionnement.

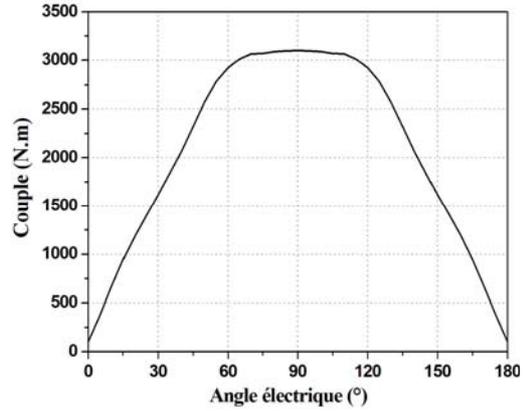


Fig. 8 – Couple électromagnétique en fonction de la position du rotor.

Tableau 1

Intervalles de validité des paramètres

Paramètres géométriques	Maximum	Minimum
$R_a$ (mm)	$R_0/3$	$0,9 \times R_0$
$E_s$ (mm)	5	50
$\beta_a$ (°)	1	15
$\beta$ (°)	1	15
$h_m$ (mm)	0,2	30
$h_b$ (mm)	5	100
$h_r$ (mm)	0,2	30
$E_r$ (mm)	5	50
$\alpha_{r1}$	0,2	0,5
$\alpha_{r2}$	0,2	0,5

avec  $T$  est le couple maximal développé par la machine. Ce couple est obtenu pour les angles électriques voisins de  $90^\circ$  (Fig. 8) et  $m$ , la masse des matériaux actifs à savoir le fer, le cuivre et les aimants permanents. Issue d'un pré dimensionnement analytique, l'espace de recherche de la FRM à optimiser est illustré dans le Tableau 1, avec  $R_0$  est le rayon extérieur de la machine fixé par le cahier des charges [3]: puissance: 10 kW, diamètre extérieur de la machine ( $2 \times R_0$ ): 600 mm, densité de courant: 5 A/mm<sup>2</sup>, coefficient de remplissage du cuivre : 0,5 et l'entrefer : 0,5 mm.

#### 4. RÉSULTATS ET DISCUSSION

Les deux méthodes décrites précédemment ont été développées et adaptées pour l'optimisation du couple massique de la machine à inversion de flux, en fonctionnement générateur, dédiée à l'éolien.

Pour étudier l'hypothèse que ces deux méthodes ont la même aptitude de trouver la solution optimale, les paramètres fixés initialement sont identiques en termes de nombre de générations maximales et du nombre de population (essaim), les autres paramètres sont propres à chacune de ces méthodes (Tableau 2).

Tableau 2

Paramètres de réglages de PSO et GA

Paramètres du PSO	Paramètres du GA
Essaim: 50	Population: 50
Maximum Générations: 50	Maximum Générations: 50
$\varphi = 4,1$	Croisement: 0,8
$\chi = 0,7298$	Mutation: 0,01
C1 et C2 $\in [0,2,05]$	

Pour les calculs numériques, le PSO et GA sont combinées avec la méthode des éléments finis utilisé par le logiciel finite element method magnetics(FEMM).

Le processeur utilisé est un Intel (R) Core (TM) 2 Duo CPU E7500 @ 2.93 GHz 2.94 GHz. La durée d'une simulation avec GA est estimée à 24h environ alors qu'il est de 8h environ avec PSO.

La convergence de la fonction objective (couple massique) en fonction des générations pour le PSO et GA est illustrée dans la Fig. 9. On peut remarquer que :

– Fortuitement, les points de départ des deux méthodes sont presque identiques, bien que la recherche est principalement aléatoire.

– Aux trente troisième générations, le GA atteint son optimum pendant que le PSO continue de progresser.

– La fonction objective est strictement croissante dans le cas du PSO, par contre pour le GA, elle décroît dans les premières générations.

L'évolution du couple maximal en fonction des générations est représentée dans la figure 10. Contrairement au PSO, le couple max obtenu par GA n'évolue plus à partir de la 33<sup>ème</sup> génération.

Figure 11 montre l'évolution de la masse des matériaux actifs en fonction des générations. La masse est considérée comme une contrainte dans les applications éoliennes, sa minimisation ne peut que rendre la tâche plus facile dans ce domaine, c'est le cas pour la machine optimale obtenue par PSO (Tableau 3).

Les structures optimales obtenues par PSO et GA sont illustrées dans la Fig. 12, et leurs paramètres sont représentés dans le Tableau 3.

Le rendement, le facteur de puissance et les pertes totales sont représentés dans le Tableau 3.

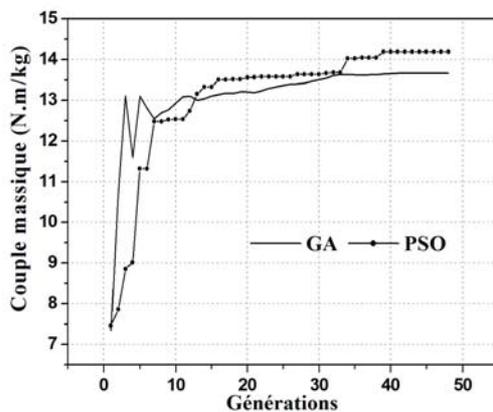


Fig. 9 – Evolution du couple massique en fonction des générations.

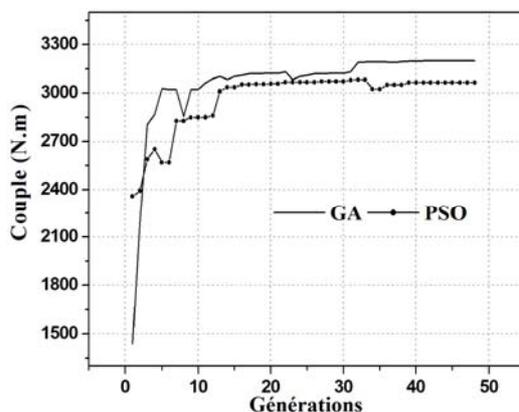


Fig. 10 – Evolution du couple en fonction des generations.

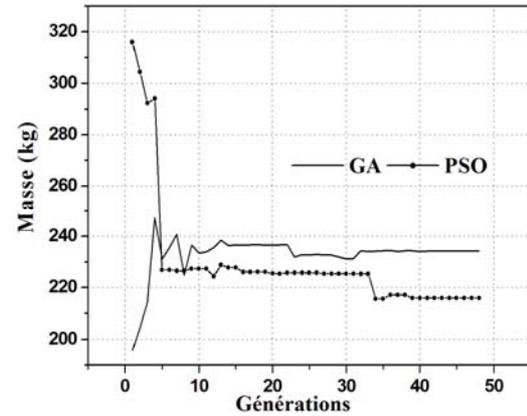


Fig. 11 – Evolution de la masse de la FRM en fonction des générations.

Tableau 3

Paramètres de la structure optimale

	GA	PSO
Couple massique (Nm/kg)	13,65	14,19
Couple maximal (Nm)	3199,05	3063,70
Masse totale (kg)	234,40	215,94
Masse du fer (kg)	193,00	168,72
Facteur de puissance	0,35	0,34
Pertes totales (W)	643	733,3
Rendement (%)	93,95	93,16
Paramètres géométriques optimaux		
$E_r$ (mm)	28,95	23,52
$E_s$ (mm)	25,60	22,95
$h_b$ (mm)	47,20	47,30
$\beta_a$ (°)	5,74	4,79
$\beta$ (°)	5,60	4,75
$R_a$ (mm)	248,75	247,15
$\alpha_{r1}$	0,26	0,20
$\alpha_{r2}$	0,33	0,44
$h_m$ (mm)	3,40	3,94
$h_r$ (mm)	12,60	16,20

## 5. CONCLUSION

Dans ce travail, nous avons appliqué deux méthodes stochastiques (PSO et GA) pour l'optimisation du couple massique d'une machine à inversion de flux dédiée à l'éolien.

D'après nos résultats obtenus, ces deux méthodes s'avèrent robustes et très adaptées à l'optimisation et la conception de ce type de machines électriques.

En termes de temps d'exécution, l'utilisation du PSO est plus avantageux comparé au GA.

Comme perspective, l'hybridation des deux méthodes est nécessaire pour mettre à profit leurs avantages.

Les résultats obtenus montrent aussi que la machine optimisée présente de bonnes performances et peut être une alternative aux entraînements directs à basse vitesse.

Reçu le 18 Février, 2016

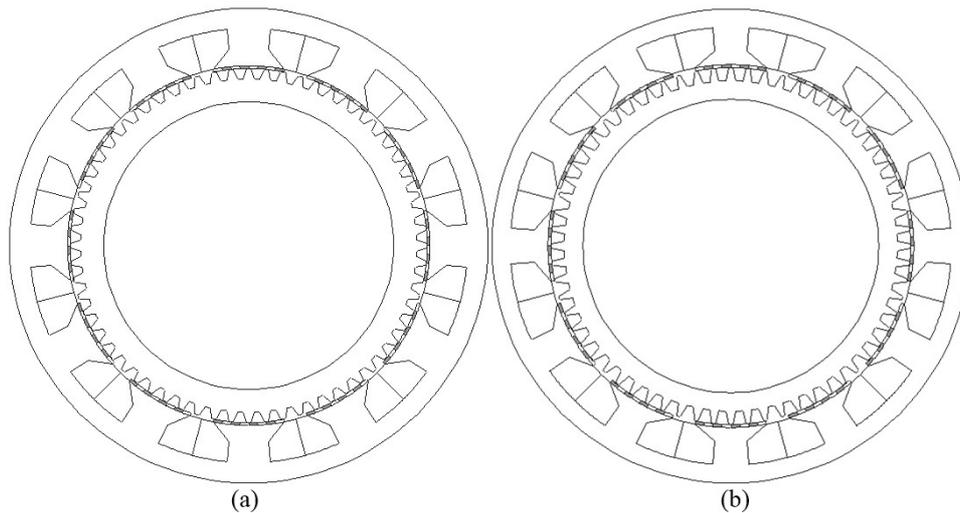


Fig. 12 – Machines à inversion de flux optimisées; a) par GA; b) par PSO.

## RÉFÉRENCES

1. M. Moradian, A. Najjar-Khodabakhsh, S. Shojaeian, *Unit Commitment Cost and Reliability Optimization Based On an Improved Genetic Algorithm*. Rev. Roum. Sci. Techn. – Électrotechn. et Énerg., 2014, **59**, 1, pp. 25–33.
2. T. Leuca, M. Novac, *Optimization Of Eddy-Current Heating Process Using Genetic Algorithms*. Rev. Roum. Sci. Techn.-Électrotechn. et Énerg., 2009.
3. R. Saou, M.E. Zaïm, K. Alitouche, *Optimal Designs and Comparison of the Doubly Salient Permanent Magnet Machine and Flux-reversal Machine in Low-speed Applications*, Electric Power Components and Systems, **36**, 9, pp. 914–931 (2008).
4. C. Guerroudj, et al., *Performance analysis of Vernier slotted doubly salient permanent magnet generator for wind power*, International Journal of Hydrogen Energy (2016), <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2016.07.043>
5. L. Moreau, M. Machmoum, M.E. Zaïm, *Design of low-speed slotted switched reluctance machine for wind energy applications*. Electric Power Components and Systems, **34**, 10, pp. 1139–1156 (2006).
6. K. Alitouche, R. Saou, M.E. Zaïm, *Analytical optimization of inset permanent magnets machine based on a genetic algorithm*, International Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics, 2007.
7. R.C. Eberhart, J. Kennedy, *A new optimizer using particle swarm theory*, Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, **1**, pp. 39–43 (1995).
8. M. Clerc, J. Kennedy, *The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, **6**, 1, pp. 58–73 (2002).
9. P.J. Angeline, *Using selection to improve particle swarm optimization*, Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, **89** (1998).
10. Y. Shi, R. Eberhart, *A modified particle swarm optimizer*, Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE International Conference, 1998, pp. 69–73.
11. A. Tahour, H. Abid, A.G. Aissaoui, *La Commande Neuronale de La Machine à Réductance Variable*, Rev. Roum. Sci. Techn – Électrotechn. et Énerg., **53**, 4, pp. 473–482, 2008.
12. B.D. Vărățiceanu, P. Minciunescu, C. Nicolescu, *Performance Comparison Between Surface Spoke and Interior Permanent Magnet Machines Designed For Traction Applications*. Rev. Roum. Sci. Techn. – Électrotechn. et Énerg., **61**, 1, pp. 3–7 (2016).
13. I. Boldea, C.X. Wang, S.A. Nasar, *Design of a three phase flux reversal machine*, Electric Machines & Power Systems, **27**, 8, pp. 849–863 (1999).
14. I. Boldea, J. Zhang, S.A. Nasar, *Theoretical characterization of flux reversal machine in low speed servo drives the pole-PM configuration*, IEEE Transactions on Industry Applications, **38**, 6, pp. 1549–1557 (2002).
15. I. Boldea, J. Zhang, S.A. Nasar, *Characterization of flux reversal machine (FRM) in low speed (direct) servo drives-the pole-PM configuration*, Electric Machines and Drives Conference (IEMDC), IEEE International, 2001, pp. 664–671.
16. I. Boldea, J. Zhang, S.A. Nasar, *Low-speed flux-reversal machines: Pole-face versus inset PM stators*, Electric Power Components and Systems, **31**, 8, pp. 805–816 (2003).
17. T.H. Kim, J. Lee, *A study of the design for the flux reversal machine*, IEEE Transactions on Magnetics, **40**, 4, pp. 2053–2055 (2004).
18. R. Saou, M.E. Zaïm, K. Alitouche, *Modelling and Design of a Low Speed Flux Reversal Machine*, Journal of Electrical Systems, Special Issue 01, pp.18–23 (2009).
19. G. Renner, A. Ekart, *Genetic algorithms in computer aided design*, Computer-Aided Design, **35**, 8, pp. 709–726 (2003).
20. P.J. Lawrenson, J.M. Stephenson, P.T. Blenkinsop, J. Corda, N.N. Fulton, *Variable-speed switched reluctance motors*, Proceedings B–Electric Power Applications, **127**, 4, pp. 253–265, 1980.

## OPTIMIZATION WITH PARTICLE SWARM AND GENETIC ALGORITHM OF FLUX REVERSAL MACHINE

AHCENE BOULAYOUNE<sup>1</sup>, CHERIF GUERROUDJ<sup>1</sup>, RACHID SAOU<sup>1</sup>, LUC MOREAU<sup>2</sup>, MOHAMMED EL-HADI ZAIM<sup>2</sup>

**Key words:** Flux reversal machine, Particle swarm optimization, Genetic algorithm, Optimization design.

With the objective to identify optimization methods more suited to design unconventional electric machines, in this work we show the relevance of using a stochastic method newly proposed called particle swarm optimization (PSO), characterized by a constriction coefficient ensuring quick convergence. This method is applied to design and optimization of low speed flux reversal machine (FRM (50 rpm, 10 kW) dedicated to direct drive applications. The optimization results of this machine by PSO combined with the finite element method (FEM) are compared in terms of robustness, convergence and simplicity, to those obtained by genetic algorithm (GA) coupled with the FEM. Conclusion study are important in future development of PSO in design electrical machines.