



Université Mohamed Khider de Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de génie électrique

MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies
Génie électrique
Électrotechnique

Réf. : .

Présenté et soutenu par :
MERIA Mohamed Bachar Mouataz & GOUBI Ahmed

Le : mardi 3 juin 2025

Identification des paramètres d'un moteur asynchrone par essaim de particule (PSO) et loup gris (GWO)

Jury :

M.	GHAMRI Ahmed	Pr	Université Biskra	Président
M.	MEGHRBI Ahmed Chaouki	Pr	Université Biskra	Rapporteur
M.	AMRANI Ishaq	MCB	Université Biskra	Examineur



Université Mohamed Khider de Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de génie électrique

MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies
Génie électrique
Électrotechnique

Réf. : .

Identification des paramètres d'un moteur asynchrone par essaim de particule (PSO) et loup gris (GWO)

Le : mardi 3 juin 2025

Présenté par :

MERIA Mohamed Bachar Mouataz

GOUBI Ahmed

Avis favorable de l'encadreur :

Pr. MEGHRBI Ahmed Chaouki

Signature Avis favorable du Président du Jury

Cachet et signature

Remerciements

Avant tout, je rends grâce à Dieu, le Tout-Puissant, pour m'avoir accordé la santé, la patience, la persévérance et la lucidité nécessaires à l'aboutissement de ce mémoire.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de mémoire, professeur Meghrebi ahmed chaouki, pour la qualité de son encadrement, sa disponibilité, ses conseils judicieux et son soutien constant tout au long de ce travail. Son expertise et son exigence scientifique ont largement contribué à l'enrichissement de cette recherche.

Je remercie également les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font en acceptant d'évaluer ce mémoire, ainsi que pour l'attention portée à mon travail et les remarques constructives qu'ils ne manqueront pas d'y apporter.

Je souhaite également adresser mes remerciements les plus sincères à Monsieur Sebhi abd-elhadi pour leur aide précieuse et leur accompagnement dans l'étape de simulation simulink Matlab de ce projet.

Je n'oublie pas de remercier chaleureusement mes camarades de promotion ainsi que mes amis, pour leur soutien moral, leurs encouragements et les échanges enrichissants qui ont nourri ma réflexion.

Enfin, j'exprime toute ma reconnaissance à ma famille, en particulier à mes parents, pour leur amour, leurs sacrifices et leur soutien indéfectible, sans lesquels rien de tout cela n'aurait été possible.

merci

je dédie ce modeste travail

à mes parents .

à ma petite sœur .

à mes frères et ma famille .

à mon prof Boukhlouf.

à Gourari taher, khaled, Abdalleh benechaoui .

*à mes amis marocains : Fayssel, Zouhir, Sami, Anes,
Khadija , Sally .*

*à tous mes camarades du groupe : électrotechnique promo
2025 .*

*de la faculté des sciences et de technologie ; à tous les
étudiants de la faculté .*

Mouataz

je dédie ce modeste travail

à mes parents .

à mes frères et mes sœurs .

à ma famille .

à mes amis de la résidence universitaire .

Ahmed

الملخص

تُعدّ التحديد الدقيق لمعاملات المحرك غير المتزامن خطوة حاسمة لضمان تشغيله الجيد، وتحسين التحكم فيه، وزيادة كفاءته الطاقوية. في هذا البحث، نقترح منهجية تعتمد على خوارزميتين: خوارزمية التحسين بواسطة سرب الجسيمات (PSO)، من أجل تحديد المعاملات الكهربائية لمحرك غير متزامن ثلاثي الأطوار وخوارزمية التحسين بواسطة الذئب الرمادي (GWO).

من أجل تقليل دالة الهدف GWO و PSO، تم تنفيذ الخوارزميتين بعد بناء نموذج رياضي للمحرك في الإحداثيات الدوّارة (d-q) المعتمدة على الخطأ التربيعة بين الإشارات المحاكائية والقياسات الحقيقية. تم تقييم أداء الطريقتين ومقارنتهما عبر محاكاة باستعمال برنامج: MATLAB/Simulink

أظهرت النتائج أن كلتا الطريقتين قادرتان على تقدير فعال لمعاملات المحرك، غير أن خوارزمية GWO تفوقت من حيث الدقة وسرعة التقارب نحو الحل الأمثل. ويبرز هذا العمل الإمكانيات الكبيرة التي توفرها الخوارزميات لحل المشاكل المعقدة المرتبطة بتحديد المعاملات في مجال الآلات الكهربائية

الكلمات المفتاحية:

لمحرك غير المتزامن. تحديد المعلمات أو التعرف على المعلمات, خوارزمية سرب الجسيمات PSO
خوارزمية الذئب الرمادي GWO , تقنيات التحسين الذكية, تحسين

Résumé

L'identification des paramètres d'un moteur asynchrone est une étape cruciale pour garantir son bon fonctionnement, optimiser sa commande et améliorer son rendement énergétique. Dans ce mémoire, nous proposons une approche basée sur deux algorithmes métaheuristiques : **l'Optimisation par Essaim de Particules (PSO)** et **l'Optimisation par Loup Gris (GWO)**, pour identifier les paramètres électriques d'un moteur asynchrone triphasé.

Après avoir établi un modèle mathématique du moteur dans le repère (d-q), les algorithmes PSO et GWO ont été implémentés pour minimiser une fonction objectif basée sur l'erreur quadratique entre les signaux simulés et Machines a paramètres connues. Les performances des deux méthodes ont été évaluées et comparées à travers des simulations sous MATLAB/Simulink.

Les résultats obtenus montrent que les deux techniques permettent une estimation efficace des paramètres, mais le **GWO offre une meilleure précision et une vitesse de convergence plus rapide**. Ce travail met en évidence le potentiel des métaheuristiques pour résoudre des problèmes complexes d'identification dans le domaine des machines électriques.

Mots-clés : moteur asynchrone, identification des paramètres, PSO, GWO, métaheuristiques, optimisation.

LISTE FIGURES :

Chapitre 1 :

Figure I.1: Constitution du moteur asynchrone triphasé :.....	3
Figure I.2: Image du stator d'une machine asynchrone :.....	4
Figure I.3: Principe d'une cage d'écureuil :.....	5
Figure I.4: Principe d'un rotor bobiné :.....	5
Figure I.5: Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone triphasé :.....	6
Figure I.6: Diagramme et bilan de puissance d'une machine asynchrone :.....	7
Figure I.7: Représentation du Modèle triphasée- triphasée :.....	7
Figure. I.8: Représentation des axes de la machine :.....	10
Figure I.9: Simulation de MAS :.....	12
figure I.10: Evolution de couple :.....	12
Figure I.11: Evolution de courant statorique :.....	13
Figure I.12: Evolution de vitesse :.....	13

Chapitre 2 :

Figure II.1 : Groupe (a)oiseux,(b)poissons :.....	17
Figure II.2 :Organigramme de pso :.....	21
Figure II.3 : L'algorithme de PSO d'identification des paramètres de MAS :.....	22
Figure II.4 : Hiérarchie du loup gris (GWO) :.....	23
Figure. II.5 : Comportement de chasse des loups gris : (A) poursuite, approche et pistage des proies (B–D) poursuite, harcèlement et encerclement (E) situation stationnaire et attaque :.....	25
Figure II.6 : (a-b). Vecteurs de position 2D et 3D et leurs prochains emplacements possibles :.....	25
Figure II.7 : Organigramme de l'algorithme GWO :.....	27

Chapitre 3 :

Figure III.1 : Schéma bloc general expliquant le fonctionnement de l'identification par les méthodes métaheuristique :.....	30
Figure III.2 : Schéma bloc d'identification des paramètres de la machine asynchrone par PSO :.....	32
Figure III.3 : Fitness de PSO :.....	32
Figure III.4 : La resistance enroulement statorique R_s :.....	33
Figure III.5 : La resistance rotorique R_r :.....	33
Figure III.6: L'inductance enroulement statorique L_s :.....	34
Figure III.7 : L'inductance rotorique L_r :.....	35
Figure III.8 : L'inductance muteulle M :.....	35
Figure III.9 : Schéma bloc d'identification des paramètres de la machine asynchrone par GWO :.....	36
Figure III.10 : Fitness de GWO :.....	36
Figure III.11 : La resistance enroulement statorique R_s :.....	37
Figure III.12 : La resistance rotorique R_r :.....	38
Figure III.13 : L'inductance enroulement rotorique L_s :.....	38
Figure III.14 : L'inductance rotorique L_r :.....	39
Figure III.15: L'inductance muteulle :.....	40
Figure III.16: Comparaison entre la fitness en deux methodes :.....	41

SOMMAIRE :

Introduction général :	1
 Chapitre 1: Généralités sur la machine asynchrone :	
I.1. Introduction :	3
I.2. Constitution d'un moteur asynchrone triphasé :	3
I.2.1.Stator :	4
I.2.2.Rotor :	4
a) Rotor à cage (court-circuit) :	4
b) Rotor bobiné :	5
I.3. Principe de fonctionnement :	6
I.4. Bilan des puissances :	6
I.5. Représentation du Modèle triphasée- triphasée :	7
I.6.LES HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES :	7
I.7.Mise en équations de la MAS :	8
I.7.1.Equations des tensions :	8
a) Stator :	8
b) Rotor :	8
I.7.2.Equations des flux :	8
a) Stator :	8
b) Rotor :	9
I.7.3. Equations mécaniques :	9
I.8. Transformation de Park :	10
I.9.Résultats de simulation de la machine asynchrone.....	11
Conclusion :	13

Chapitre 2: LES ALGORITHMES D'OPTIMISATION PSO ET GWO :

II.1.Metaheuristiques :	15
II.1.1.Defntion :	15
II.1.2.Types de Métaheuristiques :	15
II.1.3.Applications des Métaheuristiques :	16
II.2.Optimisation Par Essaim de Particules(Particule Swarm Optimization) :	16
II. 2.1. Principe de l'algorithme PSO :	17
II.2.2-Application de PSO :	17
a) Systèmes et centrales électriques :	17
b) Contrôle : Domaines d'application :	17
c) Réseaux de communication :	18
d) Robotique :	18
e) Traitement du signal :	18
II.2.3.Mécanismes d'émergence et composantes d'optimisation par essaims :	18
II.2.4. Les équations, les Paramètres et l'organigramme d'algorithme de PSO :	18
a) Les équations de PSO :	18
b) Les Paramètres :	19
c) L'organigramme :	20
II.2.5.Application PSO pour l'identification des Paramètres de moteur asynchrone :	21
Conclusion.....	22
II.3.Grey wolf optimization GWO (loup gris optimisation) :	23
II.3.1.Introduction :	23
II.3.2.Stratégie de chasse des loups gris : une coordination implacable :	24
II.3.3.Principe de GWO :	26
II.3.4.Les équations et l'organigramme de l'algorithme GWO :	26
a) Les équations :	26

b) L'organigramme :.....	27
II.3.5.Application GWO pour l'identification des Paramètres de moteur asynchrone :.....	27
II.3.5.1.Équations clés pour l'identification paramétrique :.....	27
a) Modèle mathématique du moteur asynchrone :.....	28
b) Fonction objectif pour l'identification paramétrique :.....	28
Conclusion :.....	28
Chapitre 3: étude de l'identification des paramètres de la machine asynchrone par Les deux méthodes : PSO et GWO :	
III.1.Introduction :.....	30
III.2.Schema bloc de l'identification des parametres moteur asynchrone par PSO et GWO :.....	30
III.3.Validation de deux methodes (PSO et GWO) sur le moteur asynchrone :.....	31
III.4.Simulation de moteur asynchrone par la methode PSO et résultat:.....	31
III.5.Simulation de moteur asynchrone par la methode GWO et résultat:.....	36
III.6. La comparaison entres les parametres de deux methodes:.....	41
Conclusion :.....	42
Conclusion général.....	44

Introduction générale

Introduction générale

Les moteurs asynchrones, largement utilisés dans les domaines industriels et domestiques, doivent être modélisés avec précision pour garantir leur efficacité, leur stabilité et leur contrôle optimal. Cette modélisation dépend directement de la connaissance des paramètres électriques et mécaniques du moteur, tels que les résistances, les inductances ou encore le moment d'inertie. Or, ces paramètres varient selon les conditions de fonctionnement et sont souvent difficiles à déterminer avec exactitude par des méthodes classiques.

Face à ces limites, les **méthodes métaheuristiques** apparaissent comme des outils puissants et flexibles pour résoudre des problèmes d'optimisation non linéaires et complexes. Dans ce contexte, nous nous intéressons à deux de ces algorithmes : le **PSO (Particle Swarm Optimization)** et le **GWO (Grey Wolf Optimizer)**. Ces deux méthodes, inspirées du comportement collectif de la nature (essaims et meutes), permettent d'identifier les paramètres moteurs à partir d'un modèle numérique et de mesures expérimentales.

L'objectif de ce mémoire est de mettre en œuvre ces deux algorithmes pour identifier les paramètres d'un moteur asynchrone, d'analyser leurs performances, et de comparer leur efficacité en termes de précision et de rapidité de convergence. Ce travail s'inscrit dans le cadre de l'amélioration des techniques d'estimation appliquées aux systèmes électromécaniques, avec des perspectives vers des applications de commande adaptative et de diagnostic avancé.

Afin de réaliser cet objectif, le manuscrit est articulé sur trois chapitres répartis comme suit:

- Le premier chapitre où sera présenté des définitions et des généralités sur les moteurs asynchrones tout en présentant leurs modèles mathématiques.
- Le deuxième chapitre sera dédié à aborder les deux méthode d'optimisation métaheuristiques PSO et GWO avec une description de ses fonctionnement.
- Le troisième chapitre portera à la simulation en utilisant Matlab-simulink afin d'identifier les paramètres électriques du moteur asynchrone en se basant sur une procédure d'optimisation d'essaim de particules (PSO) et loup gris optimiser (GWO). Une étude sera menée sur l'influence des paramètres de cet algorithme sur la précision et la convergence sera indiquée avec une discussion sur les résultats obtenus.

Ce travail est finalisé par une conclusion générale.

Chapitre I :

Généralités sur la machine asynchrone

I.1. Introduction

La machine asynchrone, ou machine à induction dans la terminologie anglo-saxonne, est une machine électrique à courant alternatif caractérisée par l'absence de connexion directe entre son stator et son rotor. Celles équipées d'un rotor en "cage d'écureuil" sont spécifiquement appelées machines à cage. Son nom "asynchrone" vient du fait que la vitesse de rotation de son rotor ne correspond pas exactement à la fréquence des courants statoriques. Bien que par le passé les machines synchrones lui aient fait concurrence pour les applications de forte puissance, l'électronique de puissance a favorisé l'essor des machines asynchrones. On les retrouve aujourd'hui dans une multitude de domaines comme les transports (métro, train, navires, véhicules électriques), l'industrie (machines-outils) et l'électroménager. Initialement utilisées uniquement comme moteurs, elles servent désormais aussi de génératrices, notamment dans les éoliennes, grâce aux avancées de l'électronique de puissance [1].

I.2. Constitution d'un moteur asynchrone triphasé

Cette section vise à présenter une description détaillée des **composants structurels** des machines asynchrones triphasées, afin de comprendre leur conception et leur fonctionnement.

La **figure I.1** montre une décomposition mécanique de cette machine, divisée en trois éléments principaux :

- **Le stator** : partie fixe de la machine, reliée à la source d'alimentation électrique.
- **Le rotor** : élément mobile qui transmet l'énergie mécanique à la charge via sa rotation.
- **Les roulements** : dispositifs mécaniques supportant l'arbre du rotor et facilitant sa rotation libre et fluide.

Cette analyse met en lumière l'architecture essentielle de ces moteurs, reliant leur conception à leur performance opérationnelle.

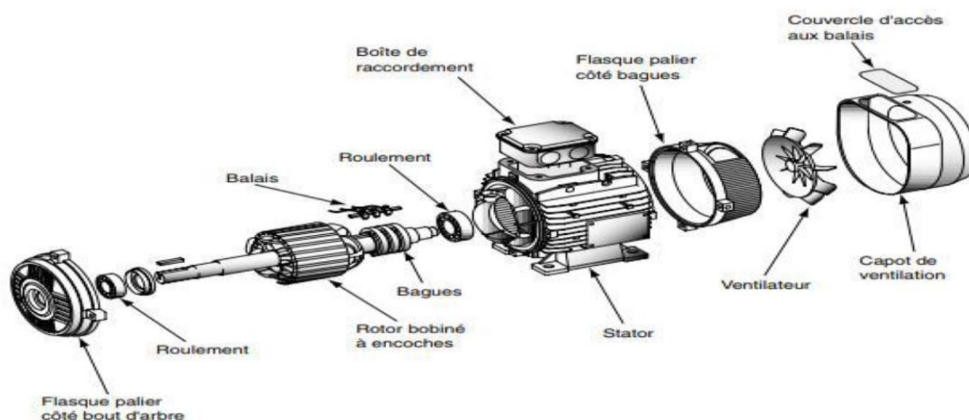


Figure I.1: Constitution du moteur asynchrone triphasé [2]

I.2.1.Stator :

Le stator est constitué d'un bobinage logé dans les encoches d'un circuit magnétique. Ce circuit, formé de tôles empilées avec des encoches parallèles à l'axe (Figure 1.2), supporte le bobinage. Ce dernier se divise en deux parties : les conducteurs d'encoches, responsables de la création du champ magnétique dans l'entrefer pour la conversion électromagnétique, et les têtes de bobines. Ces dernières connectent stratégiquement les conducteurs pour fermer les circuits de courant. L'objectif est d'obtenir une distribution de courant dans l'entrefer la plus sinusoïdale possible, minimisant ainsi les variations du couple électromagnétique.

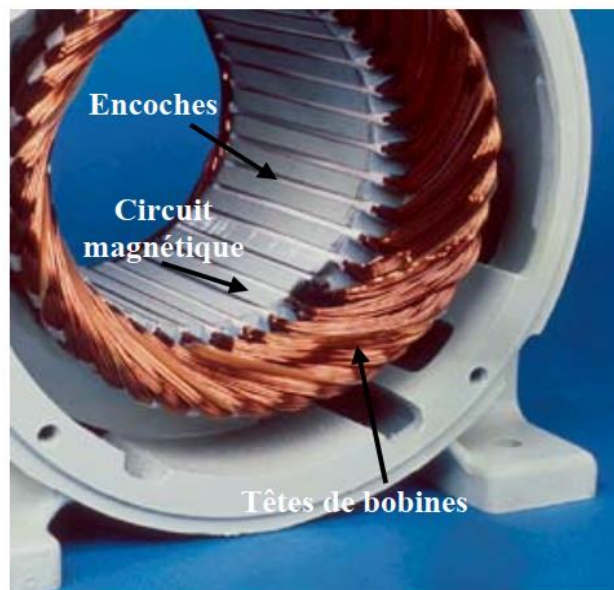


Figure I.2: Image du stator d'une machine asynchrone [3]

I.2.2.Rotor :

Le rotor est réalisé de deux façons :

a) Rotor à cage (court-circuit) :

Contrairement à un bobinage traditionnel, le rotor utilise ici une structure en "cage" composée de barres en cuivre ou en aluminium insérées dans des encoches. Ces barres sont connectées à leurs extrémités par deux anneaux conducteurs, formant un circuit fermé. Pour limiter les harmoniques d'encoches, les barres sont souvent inclinées, ce qui a pour effet secondaire de légèrement réduire la force électromotrice (FEM) induite par le stator. Ce type de rotor est non seulement très robuste mais aussi particulièrement économique à produire.

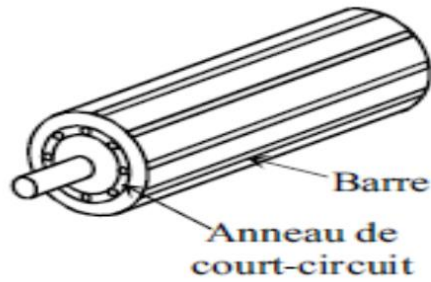


Figure I.3: principe d'une cage d'écureuil [4].

b) Rotor bobiné :

Ce type de rotor loge dans ses encoches périphériques des enroulements similaires à ceux du stator, généralement configurés en triphasé. Chaque enroulement est connecté en étoile, avec une extrémité commune. Les trois autres extrémités sont soit reliées à un coupleur centrifuge, soit aboutissent à trois bagues collectrices en cuivre, isolées, sur lesquelles frottent des balais en charbon. Les encoches du rotor sont légèrement inclinées par rapport à l'axe de la machine. Cette inclinaison réduit les variations de réluctance dues à la position relative rotor/stator et limite certaines pertes harmoniques. L'accès au circuit rotorique via les bagues permet d'y insérer des éléments externes (résistances, dispositifs électroniques) afin de modifier la caractéristique couple-vitesse. Ce type de moteur est particulièrement adapté aux applications nécessitant des démarrages difficiles [5].

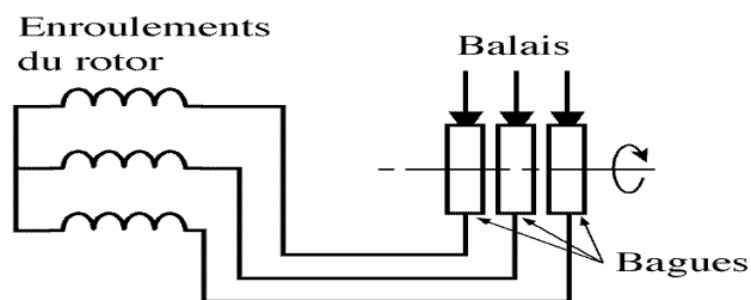


Figure I.4: principe d'un rotor bobiné [4]

I.3. Principe de fonctionnement :

Le fonctionnement du moteur asynchrone repose sur l'interaction électromagnétique entre le champ tournant créé par le stator, alimenté par un réseau triphasé équilibré de fréquence ω_s (ou f_s), et les courants induits dans le rotor. Conformément à la loi de Lenz, ce champ magnétique tournant induit des courants dans les conducteurs du rotor. L'interaction qui génère le couple moteur n'est possible que s'il existe une différence de vitesse entre le champ tournant et le rotor. Dans la machine asynchrone, le champ tournant se propage dans l'entrefer à la vitesse de synchronisme Ω_s . Cette vitesse est directement liée à la fréquence d'alimentation f_s par l'équation suivante :

$$\Omega_s = \frac{\omega_s}{p} = 60 \frac{f_s}{p} \quad (1.1)$$

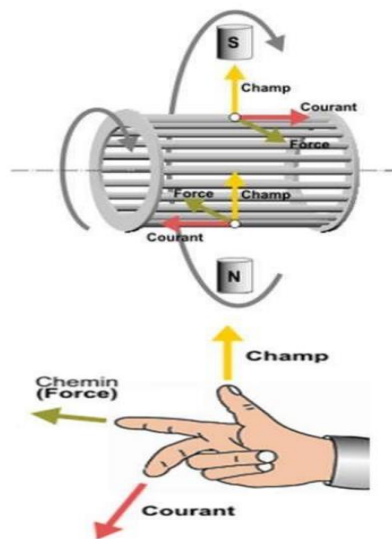


Figure I.5: Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone triphasé [6]

I.4. Bilan des puissances :

Le principe de la MAS repose sur la conversion de la puissance électrique absorbée en puissance mécanique utile. Ce processus, qui implique plusieurs étapes, est illustré par la figure ci-dessous :

Avec :

Ω : vitesse de synchronisme.

$\Omega' = \Omega_r$: vitesse de rotor

$T = T_e$: couple transmis au rotor ou couple électromagnétique.

$T_u = T_m$: couple utile.

P_{tr} : Puissance électromécanique transmise au rotor.

P_r : Puissance mécanique du rotor.

R : résistance entre phase du stator.

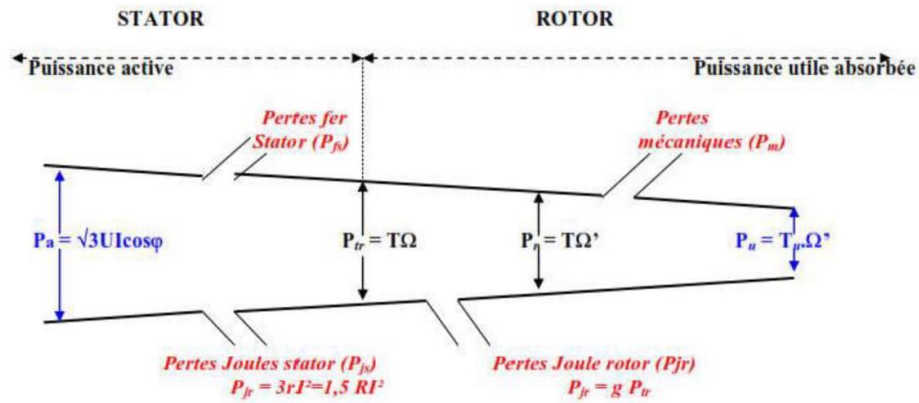
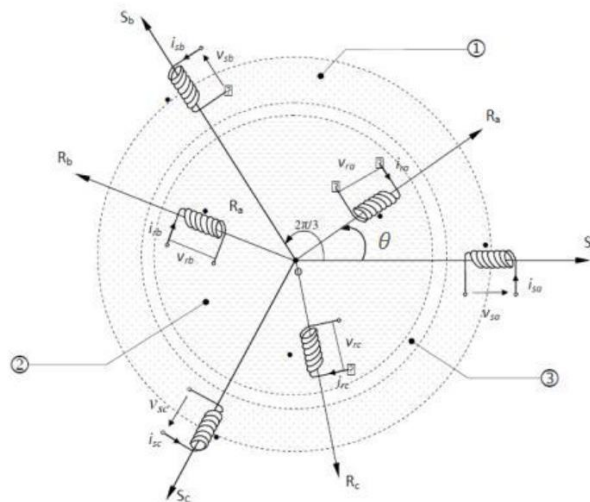


Figure I.6: Diagramme et bilan de puissance d'une machine asynchrone [7]

I.5. Représentation du Modèle triphasée- triphasée :

La figure I.7 illustre une représentation de la machine asynchrone triphasée où le stator et le rotor comportent chacun trois bobinages dont les axes sont décalés de 120° . Cette schématisation permet d'appréhender la configuration des enroulements triphasés :



1 Partie fixe : Stator. 2 Partie mobile : Rotor. 3 Entrefer constant.

Figure I.7: Représentation du Modèle triphasée- triphasée[8]

I.6.LES HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES :

- Symétrie parfaite de la construction.
- Circuit magnétique non saturé.
- Variation thermique des résistances de bobinage négligée (résistances supposées fixes).
- Constante de l'entrefer (distance rotor-stator).
- Inductances (propres et mutuelles) considérées comme constantes, indépendantes du courant.

- Pertes dans le fer (par hystérésis et courants de Foucault) ignorées.
- Distribution spatiale de la force magnétomotrice (f.m.m) et du flux d'entrefer purement sinusoïdale.

I.7.Mise en équations de la MAS:

I.7.1.Equations des tensions :

a) Stator :

$$\begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.1})$$

Ou bien :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt} [\varphi_s] \quad (\text{I.2})$$

$[V_s]$: La matrice de résistance par phase du stator.

b) Rotor :

$$\begin{bmatrix} v_{ra} \\ v_{rb} \\ v_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.3})$$

Ou bien :

$$[V_r] = [R_r][i_r] + \frac{d}{dt} [\varphi_r] \quad (\text{I.4})$$

Le rotor est en court-circuit, par conséquent les tensions au niveau du rotor sont nulles et nous pouvons formuler :

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = [R_r][i_r] + \frac{d}{dt} [\varphi_r] \quad (\text{I.5})$$

$[R_r]$: La matrice de résistance par phase du rotor.

I.7.2.Equations des flux :

a) Stator :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \end{bmatrix} = [L_s] \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \end{bmatrix} + [M_{sr}] \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.6})$$

b) Rotor :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} = [L_r] \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + [M_{sr}] \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.7})$$

Telque : $[M_{sr}] = [M_{rs}]^t$

$[L_s]$: matrices des inductances statoriques

$[L_r]$: matrices des inductances rotoriques

$[M_{sr}]$: matrices des inductances mutuelles statoriques

$[M_{rs}]$: matrices des inductances mutuelles rotoriques

Et :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix} \quad (\text{I.8})$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_r & M_r & M_r \\ M_r & L_r & M_r \\ M_r & M_r & L_r \end{bmatrix} \quad (\text{I.9})$$

$$[M_{sr}] = [M_{rs}] = M_0 \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

Avec :

L'angle électrique θ correspond à la position relative instantanée entre les axes du stator et les axes du rotor, qui sont sélectionnés comme axes de référence.

M : Inductance mutuelle maximale entre la phase du stator et la phase correspondante du rotor.

I.7.3. Equations mécaniques :

L'équation mécanique de la machine est donnée par :

$$C_{em} = J \frac{d\Omega}{dt} + C_r + f\Omega \quad (\text{I.11})$$

Avec :

C_{em} : le couple électromagnétique.

C_r : le couple résistant.

f : coefficient de frottement.

J : moment d'inertie du rotor.

I.8. Transformation de Park

La transformation de Park est un outil mathématique qui convertit les grandeurs d'un repère triphasé fixe (a, b, c) en un repère biphasé tournant (d, q). Elle combine une transformation triphasée-biphasée et une rotation. Pour chaque ensemble de grandeurs (statoriques et rotoriques), on applique la transformation de Park. Pour simplifier les équations, et par conséquent le modèle. Les repères de la transformation de Park des grandeurs statoriques et celle des grandeurs rotoriques doivent coïncider. En effet, si l'on note Par θ_s (resp. Par θ_r) l'angle de la transformation de Park des grandeurs statoriques (resp. Rotorique). Ceci se fait en liant les angles θ_s et θ_r par la relation suivante : $\theta + \theta_r = \theta_s$

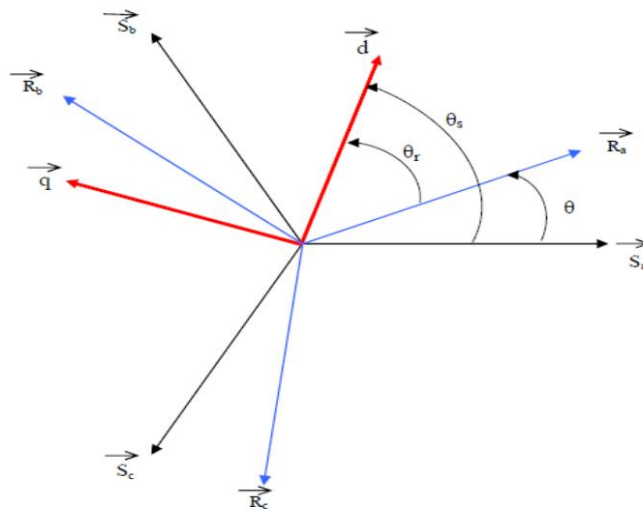


Figure I.8: Représentation des axes de la machine

$$X_{dq} = [p(\theta)] X_{abc}$$

Tel que :

X : peut-être la tension, le courant ou le flux.

$[P(\theta)]$ est la matrice de la transformation de Park définie par :

$$[P(\theta)] = \sqrt{\frac{3}{2}} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin \theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{I.12})$$

$[p(\theta)]^{-1}$: est la matrice inverse de Park :

$$[P(\theta)]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{I.13})$$

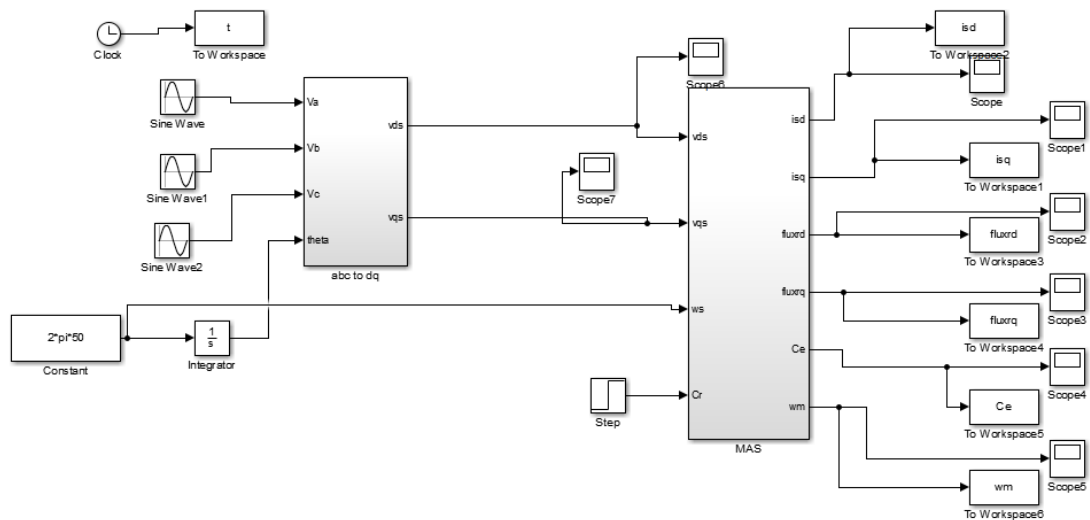
Avec :

L'angle θ correspond à la position du repère choisi pour la transformation.

* $\theta = \theta_s$ pour le stator.

* $\theta = \theta_r$ pour le rotor [9].

I.9. Simulation de la machine asynchrone :



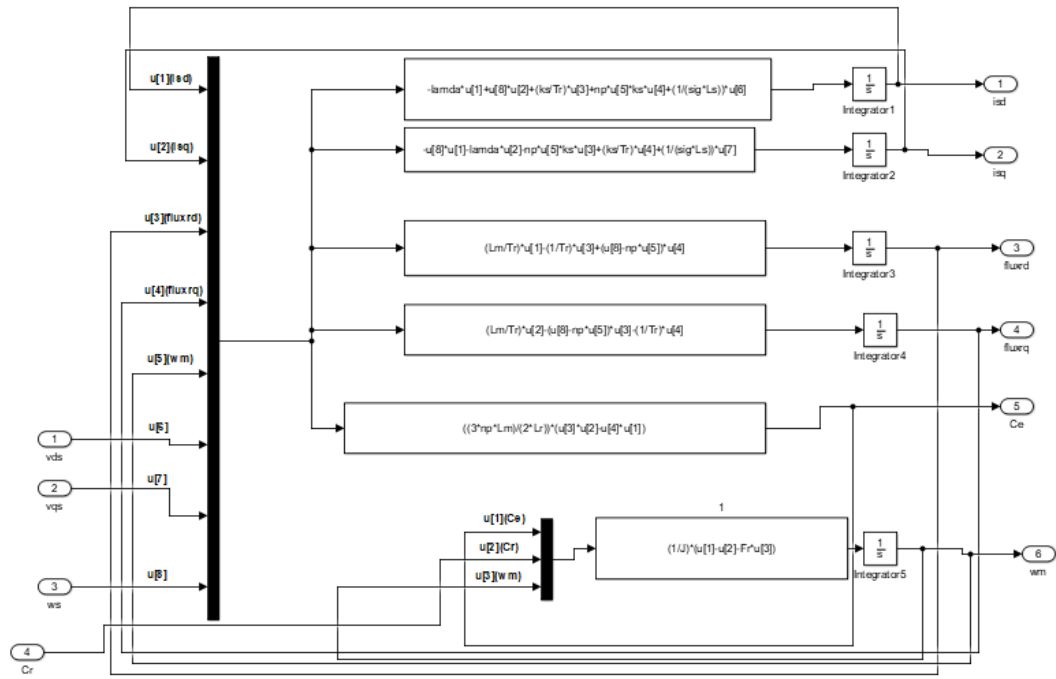


Figure I.9: Simulation de MAS

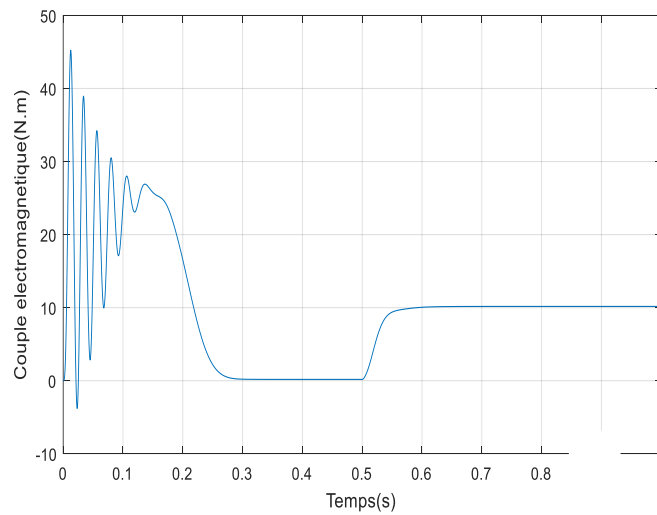


figure I.10: Evolution de couple

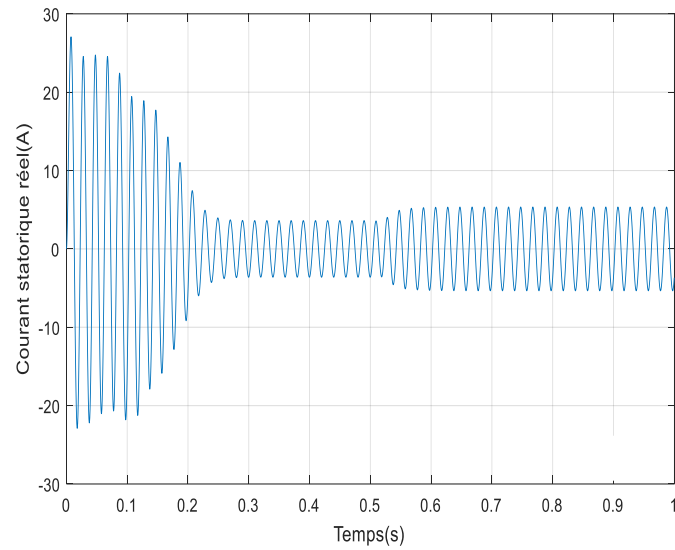


Figure I.11: Evolution de courant statorique

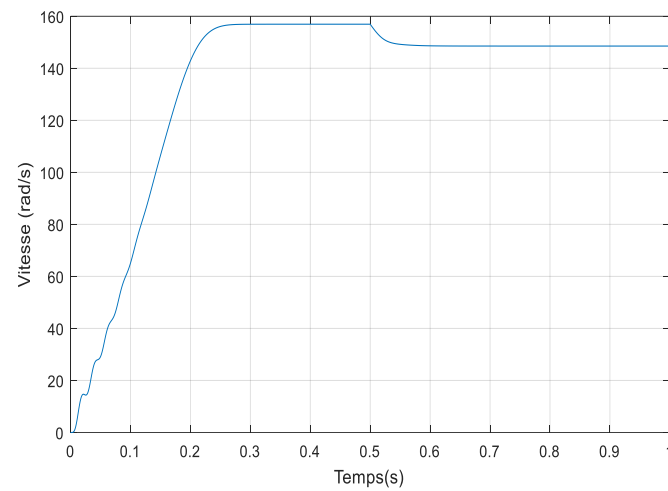


Figure I.12: Evolution de vitesse

Conclusion :

Ce chapitre présente le moteur asynchrone, détaillant son principe de fonctionnement et sa modélisation mathématique simplifiée. La transformation de Park sera appliquée pour convertir le système triphasé en biphasé, facilitant ainsi la simulation. Nous sélectionnerons le référentiel lié au stator pour déterminer les paramètres du moteur.

Chapitre II :

Les méthodes métaheuristiques PSO et GWO

II.1.métaheuristiques :

II.1.1.defntion :

Les métaheuristiques sont des algorithmes d'optimisation conçus pour résoudre des problèmes complexes, souvent issus de domaines tels que la recherche opérationnelle ou l'intelligence artificielle, pour lesquels les méthodes classiques sont inefficaces. Ces algorithmes stochastiques et itératifs recherchent un optimum global en échantillonnant une fonction objectif. Ils apprennent les caractéristiques du problème pour approximer la meilleure solution possible, à l'instar des algorithmes d'approximation. Il existe une grande variété de métaheuristiques, allant de la simple recherche locale à des méthodes de recherche globale complexes. Leur haut niveau d'abstraction permet de les adapter à un large éventail de problèmes [10].

II.1.2.Types de Métaheuristiques :

De nombreuses métaheuristiques ont été développées au fil des ans, chacune avec ses propres forces et faiblesses. Voici quelques-unes des plus connues, accompagnées d'une brève description de leur fonctionnement :

1. **Algorithmes Génétiques (AG) :** Inspirés de la sélection naturelle, ils génèrent une population initiale de solutions aléatoires, puis l'évaluent par sélection, croisement et mutation. Les solutions les plus performantes se reproduisent, imitant l'évolution naturelle. Les AG sont utilisés pour optimiser des paramètres ou des caractéristiques.
2. **Optimisation par Essaims Particulaires (PSO) :** Basée sur le comportement collectif des organismes sociaux, elle génère un essaim de particules représentant des solutions potentielles. Chaque particule se déplace dans l'espace de recherche en fonction de sa position, de sa vitesse et de la meilleure position trouvée par l'essaim. Le PSO est utilisé pour optimiser des configurations, comme les poids dans les réseaux de neurones.
3. **Recuit Simulé (SA) :** Inspiré du recuit en métallurgie, il génère une solution initiale et réduit progressivement la "température". À mesure que la température baisse, l'algorithme accepte moins de solutions de moindre qualité pour éviter les optima locaux. Le SA est utilisé pour optimiser des paramètres dans des modèles complexes.
4. **Recherche Tabou (TS) :** Inspirée de la mémoire humaine, elle génère une solution initiale et explore son voisinage. Une "liste tabou" empêche de revisiter des solutions récentes. La TS est utilisée pour optimiser des séquences ou des décisions, comme la planification ou le routage.

5. **Optimisation par Colonies de Fourmis (ACO) :** Inspirée du comportement des fourmis cherchant le chemin le plus court entre leur nid et une source de nourriture, l'ACO génère initialement des traces de phéromones, qui représentent la qualité des solutions trouvées. Les fourmis se déplacent dans l'espace de recherche, déposant ou suivant des traces de phéromones en fonction de la qualité des solutions. L'ACO est utilisé pour optimiser des itinéraires ou des chemins, par exemple en logistique ou en transport.[11]

II.1.3.Applications des Métaheuristiques :

Les métaheuristiques sont appréciées pour leur facilité de programmation et leur adaptabilité à divers problèmes d'optimisation. Elles sont particulièrement utiles pour les problèmes complexes où les méthodes classiques sont limitées.

En général, les métaheuristiques sont bien adaptées aux problèmes présentant les caractéristiques suivantes :

- Complexité NP-complète.
- Nombreux optima locaux.
- Discontinuités.
- Contraintes fortes.
- Non-dérivabilité.
- Temps de calcul de la fonction objectif élevé.
- Recherche d'une solution approchée.[10]

II.2.Optimisation Par Essaim de Particules :

L'optimisation par essaim de particules (OEP ou PSO), développée par Kennedy et Eberhart, s'inspire directement du comportement social des individus. Ces derniers tendent à reproduire les actions collectives observées dans leur environnement, comme le vol groupé des oiseaux, les bancs de poissons ou les essaims d'abeilles, tout en y intégrant leurs propres variations. Le PSO partage de nombreuses similitudes avec les techniques de calcul évolutionnaire, notamment les algorithmes génétiques (AG). Toutefois, contrairement à d'autres méthodes heuristiques, le PSO se distingue par son mécanisme flexible et son équilibre entre l'exploration globale et locale. À l'opposé des algorithmes génétiques, qui imitent les processus génétiques de l'évolution, le PSO n'intègre pas d'opérateurs d'évolution tels que le croisement ou la mutation. Son fonctionnement repose plutôt sur la dynamique de formation d'une culture [12].



Figure II.1: Groupe (a)oiseux,(b)poissons [16]

II. 2.1. Principe de l'algorithme PSO :

Dans l'algorithme PSO (Optimisation par Essaim de Particules), chaque individu est appelé une *particule*, et l'ensemble des particules forme un *essaim* (swarm). Une particule ajuste sa position et sa vitesse en s'inspirant des mouvements des autres membres de l'essaim durant le processus d'optimisation. Elle se base pour cela sur des informations locales, telles que le déplacement de ses voisins les plus proches, afin de déterminer sa propre trajectoire. Des règles comportementales simples, comme « rester proche du groupe », « suivre la même direction » et « adapter sa vitesse », permettent de maintenir la cohésion collective [13].

II.2.2-Application de PSO :

a) Systèmes et centrales électriques :

- Contrôle et optimisation de la puissance électrique.
- Gestion et commande des systèmes photovoltaïques.
- Stratégies de contrôle pour les centrales électriques à grande échelle.
- Conception de systèmes de contrôle de compensateurs robustes aux défaillances.

b) Contrôle : Domaines d'application :

- Automatisation du réglage de la production.
- Conception et développement de systèmes de contrôle.
- Application des techniques de contrôle aux centrales et systèmes électriques.
- Maîtrise des procédés industriels et de la combustion.

c) Réseaux de communication :

- Réseaux Bluetooth.
- Réglage automatique des réseaux de télécommunications mobiles universels.

d) Robotique :

- Commande des manipulateurs et bras robotiques.
- Planification et contrôle de mouvements robotiques.

e) Traitement du signal :

- Reconnaissance de motifs dans les signaux de planéité.
- Conception de filtres IIR et de filtres adaptatifs non linéaires [14].

II.2.3.Mécanismes d'émergence et composantes d'optimisation par essaims :

Des comportements collectifs complexes émergent chez certains animaux malgré la faible intelligence individuelle et la connaissance locale limitée. L'interaction locale mène à une "intelligence globale" supérieure à la somme des parties, inspirant l'algorithme d'optimisation par essaims de particules (PSO), où des solutions potentielles (particules) explorent l'espace de recherche. Le déplacement de chaque particule est influencé par les trois composantes suivantes :

- Une composante physique : la particule a tendance à suivre la direction de son mouvement actuel.
- Une composante cognitive : la particule a tendance à se diriger vers la meilleure position qu'elle a déjà explorée.
- Une composante sociale : la particule a tendance à tenir compte de l'expérience de ses voisins et, par conséquent, à se diriger vers la meilleure position déjà atteinte par les particules voisines [17].

II.2.4. Les équations, les Paramètres et l'organigramme d'algorithme de PSO :

a) Les équations de PSO :

Une particule i de l'essaim dans un espace de dimension D est caractérisée, à l'instant t , par :

– X : sa position dans l'espace de recherche ;

- V : sa vitesse ;
- P_b : la position de la meilleure solution par laquelle elle est passée ;
- P_g : la position de la meilleure solution connue de tout l'essaim ;
- $f(P_b)$: la valeur de fitness de sa meilleure solution ;
- $f(P_g)$: la valeur de fitness de la meilleure solution connue de tout l'essaim.

Le déplacement de la particule i entre les itérations t et $t+1$ se fait selon les deux équations:

$$\bullet \quad V(t+1) = V(t) + C_1 r_1 [P_b(t) - X(t)] + C_2 r_2 [g(t) - X(t)] \quad (\text{II.1})$$

$$\bullet \quad X(t+1) = X(t) + V(t+1) \quad (\text{II.2})$$

- C_1 et C_2 : deux constantes qui représentent les coefficients d'accélération, elles peuvent être non constantes dans certains cas selon le problème d'optimisation posé ;
- r_1 et r_2 : deux nombres aléatoires tirés de l'intervalle $\{0,1\}$. [19].

b) Les Paramètres :

Un essaim est une population de particules, où chaque particule encode une solution candidate dans un espace de recherche de dimensionnalité D . Chaque particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur de position actuel $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$ et reformuler : son vecteur vitesse de déplacement $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ [17].

Chaque particule évalue la qualité de sa position actuelle x_{id} via la fonction objectif $f(x_{id})$. Au cours de l'optimisation, elle conserve en mémoire :

P_{best_id} (Meilleure solution locale) :

La meilleure position personnelle rencontrée :

$P_{best_i} = (P_{best_i1}, P_{best_i2}, \dots, P_{best_iD})$

G_{best_id} (Meilleure solution globale) :

La meilleure position trouvée par l'ensemble de son voisinage :

$G_{best} = (G_{best_1}, G_{best_2}, \dots, G_{best_D})$

Paramètres clés du PSO

v_{id} : Vitesse de la particule (direction et amplitude du déplacement)

x_{id} : Position actuelle de la particule

w (Coefficient d'inertie) :

Contrôle l'équilibre entre :

→ Exploration (recherche de nouvelles zones)

→ Exploitation (affinement des solutions prometteuses)

c_1, c_2 (Coefficients d'accélération) :

Pondèrent l'influence :

→ c_1 : de l'expérience individuelle (Pbest)

→ c_2 : de l'intelligence collective (Gbest)

Rôle des composantes

✓ Pbest → Maintient la diversité des solutions

✓ Gbest → Favorise la convergence vers l'optimum

✓ w, c_1, c_2 → Régulent l'exploration et l'exploitation

Variante concise :

"Chaque particule suit Pbest (son historique optimal) et Gbest (la meilleure solution du groupe), tandis que w, c_1 et c_2 ajustent le compromis exploration/exploitation." [15].

c) L'organigramme :

L'organigramme de la méthode PSO est présenté dans la figure II.2 :

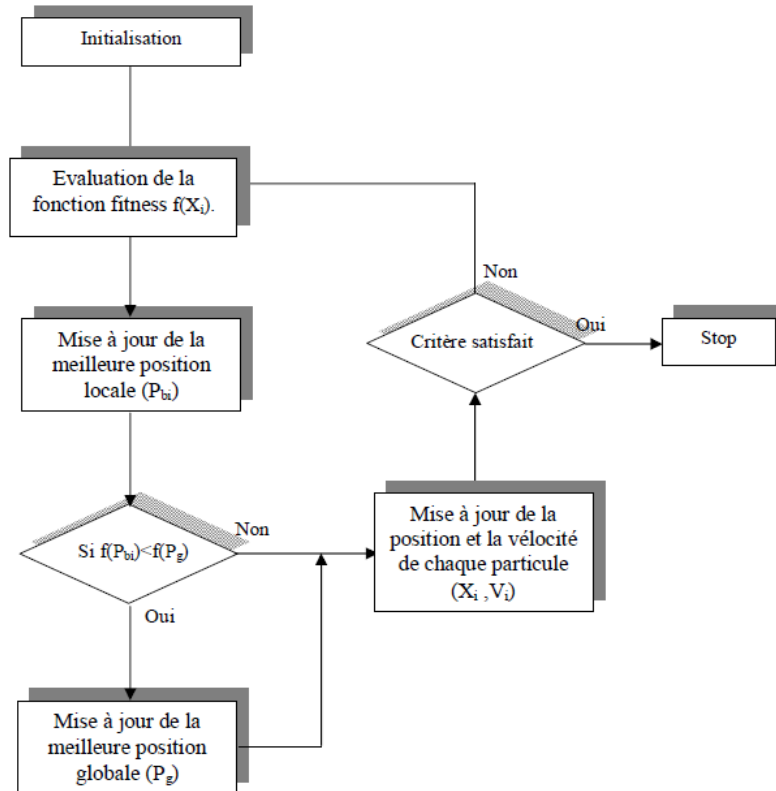


Figure II.2: Organigramme de PSO [16]

II.2.5.Application PSO pour l'identification des Paramètres de moteur asynchrone :

L'identification des paramètres d'une MAS implique une comparaison de la dynamique simulée par un modèle numérique avec la dynamique mesurée. L'algorithme PSO est itérativement utilisé pour ajuster les paramètres du modèle jusqu'à ce que l'erreur quadratique de sortie soit minimale.

Généralement, nous utilisons un critère intégral comme l'erreur quadratique intégrée (ISE) pour évaluer la performance . L'expression dans le temps continu du critère ISE est donnée par:

$$ISE = \int_t^t e^2(t) dt \quad (II.3)$$

L'identification des paramètres des moteurs asynchrones triphasés dans ce travail repose sur un processus itératif utilisant l'algorithme d'optimisation PSO. L'erreur entre les sorties mesurées de la machine réelle et celles de son modèle dq est minimisée en ajustant les paramètres du modèle. La figure montre que les courants mesurés et estimés (par un modèle avec la même entrée **US**) sont comparés pour cette minimisation.

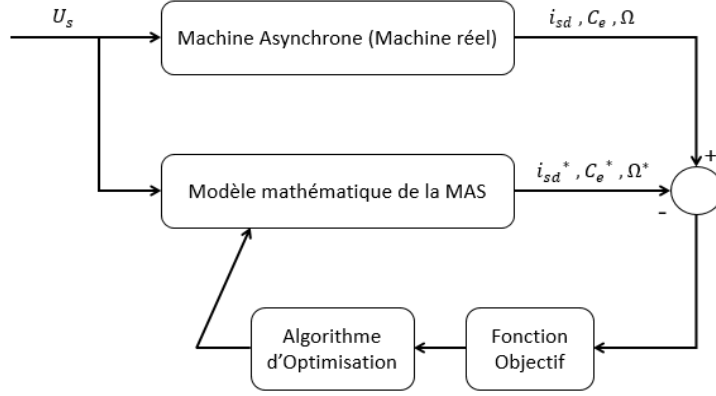


Figure II.3: L'algorithme de PSO d'identification des paramètres de MAS

On utilise l'erreur quadratique entre les deux courbes, qui sera la fonction de coût pour évaluer l'algorithme d'optimisation :

$$\text{Fitness} = \text{ISE} = [k_1(i_{sd} - i'_{sd})^2 + k_2(C_e - C_e')^2 + k_3(\Omega - \Omega')^2]. \quad (\text{II.4})$$

(1,): poids de l'importance : {0,1} [8].

i_{sd} : courant réel , i'_{sd} : courant modèle . C_e : couple réel , C_e' : couple modèle .

Ω : vitesse réel , Ω' : vitesse modèle .

k_1, k_2, k_3 sont des poids qui déterminent l'importance relative de chaque variable dans le processus d'identification des paramètres.

K_1 : Donne plus ou moins d'importance à l'erreur entre le courant réel et simulé.

K_2 : Accentue ou minimise l'effet de l'erreur sur le couple.

K_3 : Contrôle l'impact de l'erreur de vitesse dans la fonction de coût.

Conclusion :

Le PSO est une méthode efficace pour l'identification paramétrique des moteurs asynchrones, combinant simplicité algorithmique et performance. Son application nécessite une modélisation précise du système et un réglage adapté des coefficients (ω, C_1, C_2) pour équilibrer vitesse de convergence et précision.

II.3. Grey wolf optimization GWO (loup gris optimisation)

II.3.1. Introduction :

L'optimisation par loup gris (GWO) est une métaheuristique d'optimisation basée sur la population, inspirée du comportement hiérarchique et de chasse des loups gris (*Canis lupus*). L'algorithme simule cette structure sociale en classant la meute en alpha (chef), bêta (assistant), delta (subordonné dominant) et oméga (niveau inférieur). La figure 1 illustre cette hiérarchie :

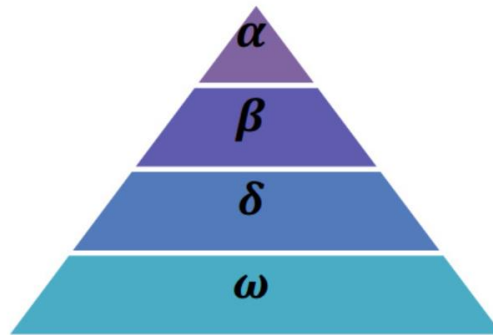


Figure II.4: Hiérarchie du loup gris (GWO) [21]

➤ **Le premier niveau hiérarchique est celui des alphas (α)**, les leaders de la meute (un mâle et une femelle). Ils prennent les décisions clés concernant la chasse, le repos, etc., et leurs ordres sont généralement suivis. Bien qu'ils soient les dominants (reconnaissables à leurs queues baissées), un comportement démocratique où l'alpha suit le groupe a été observé. Seuls les alphas s'accouplent. Il est notable que l'alpha est choisi pour ses compétences de gestion plutôt que sa force brute, soulignant l'importance de l'organisation et de la discipline dans la meute.

➤ **Le deuxième niveau hiérarchique est celui des loups bêta (β)**. Ces loups subordonnés assistent l'alpha dans la prise de décision et la gestion de la meute. Qu'ils soient mâles ou femelles, les bêtas constituent les meilleurs candidats pour remplacer un alpha vieillissant ou disparu.

Leur rôle est double :

- **Respecter et renforcer l'autorité de l'alpha** en relayant ses directives au reste de la meute.
- **Superviser les niveaux inférieurs** (delta et oméga), tout en jouant un rôle de conseiller et de régulateur au sein du groupe.

Ainsi, les bêtas assurent la cohésion de la meute en soutenant l'alpha tout en maintenant l'ordre hiérarchique.

➤ **Le troisième niveau hiérarchique est celui des loups Delta (δ).** Ni alpha, bêta, ni oméga, ces loups occupent une position intermédiaire : ils se soumettent aux alphas et bêtas, mais dominent les omégas (le rang le plus bas).

Les deltas assurent des **rôles spécialisés** essentiels à la meute :

- **Les éclaireurs** surveillent les frontières du territoire et alertent en cas de danger.
- **Les sentinelles** veillent à la sécurité du groupe.
- **Les anciens**, loups expérimentés ayant autrefois occupé des rangs supérieurs (alpha ou bêta), apportent leur sagesse.
- **Les chasseurs** assistent les alphas et bêtas dans la traque des proies et l'approvisionnement en nourriture.

Ainsi, les deltas jouent un **rôle opérationnel clé**, combinant obéissance aux niveaux supérieurs et gestion des omégas.

➤ **Le dernier et plus bas niveau de la hiérarchie est occupé par les loups oméga (ω).** Ces loups servent principalement de **boucs émissaires** à la meute.

Rôle et importance des omégas :

- Ils doivent **se soumettre à tous les autres membres dominants** (alpha, bêta et delta).
- Ils sont **les derniers à pouvoir manger**, après que les autres loups se sont nourris.
- Bien qu'ils semblent marginalisés, leur présence est **cruciale pour l'équilibre social** de la meute [22].

II.3.2 : Stratégie de chasse des loups gris : une coordination implacable :

Lorsqu'une meute de loups gris chasse, elle déploie une **tactique organisée en trois phases clés** :

- **Repérage et traque**
 - Les loups **repèrent et approchent** leur proie en silence, minimisant les risques de fuite précoce.
 - Ils engagent ensuite une **poursuite stratégique**, évaluant les points faibles de la cible.
- **Harcèlement et encerclement**
 - La meute **encercle progressivement** la proie, limitant ses possibilités de fuite.
 - Par des **attaques ciblées et répétées**, ils épuisent physiquement et mentalement leur victime.
- **Assaut final**
 - Une fois la proie **affaiblie et immobilisée**, les loups passent à l'attaque décisive.

- Cette phase ultime garantit une mise à mort rapide, réduisant les risques de blessures pour la meute.

Cette méthode de chasse **allie patience, coordination et efficacité**, illustrant parfaitement l'intelligence collective des loups gris à l'état sauvage [23].

comme nous le voyons dans les images suivantes :



Figure II.5: Comportement de chasse des loups gris : (A) poursuite, approche et pistage des proies (B–D) poursuite, harcèlement et encerclement (E) situation stationnaire et attaque.

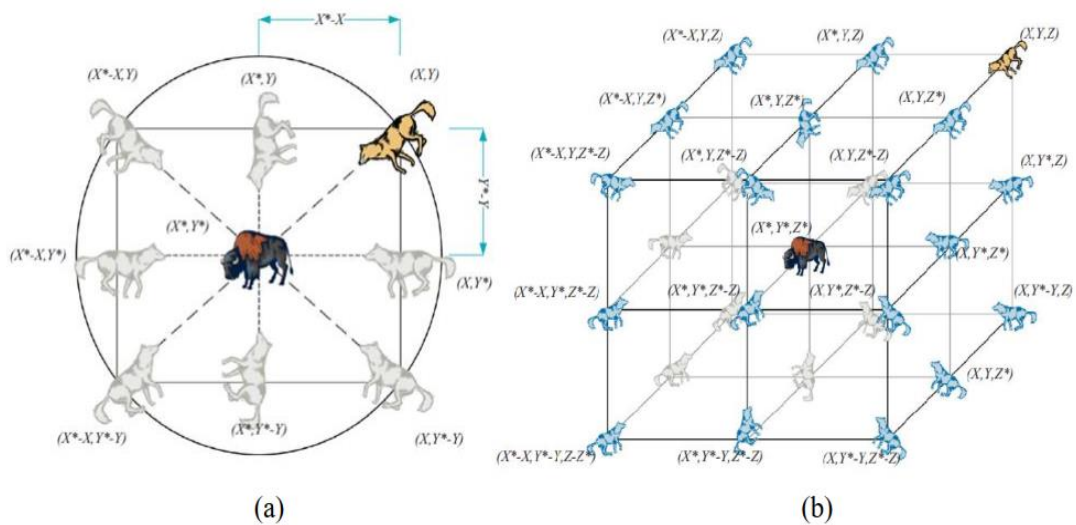


Figure II.6: (a-b). Vecteurs de position 2D et 3D et leurs prochains emplacements possibles [24].

II.3.3 :Principe de GWO :

- a. **Initialisation** : Générer aléatoirement une meute de loups (solutions candidates).
- b. **Évaluation** : Calculer la performance de chaque loup via la fonction objectif.
- c. **Hiérarchisation** :
 - α = meilleure solution
 - β = 2^e meilleure
 - δ = 3^e meilleure
- d. **Mise à jour** :
 - Ajuster les positions des autres loups (ω) en suivant α , β et δ .
 - Actualiser les paramètres a, A et C pour équilibrer exploration/exploitation.
- e. **Résultat** : Retourner α comme solution optimale lorsque les critères sont remplis (convergence ou itérations max).

→ Algorithme itératif inspiré de la chasse en meute, combinant suivi des leaders et adaptation dynamique [25].

II.3.4 .Les équations et l'organigramme de l'algorithme GWO :

a) Les équations :

il y'a quatre étapes principales pour faire le chasse par les loups :

Encerclement de proies Pour une itération K donnée, une proie située en $\vec{X}_p(k)$ est

En cerclée par les loups gris, qui mettent à jour leur position individuelle $X(k)$ comme :

$$\vec{X}(k+1) = \vec{X}_p(k) \cdot \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (\text{II.5})$$

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(k) - \vec{X}(k)| \quad (\text{II.6})$$

$$\vec{A} = 2 \cdot \vec{a} \cdot r_1 - \vec{a} \quad (\text{II.7})$$

$$\vec{C} = 2 \cdot r_2 \quad (\text{II.8})$$

$$\vec{X}(k+1) = \frac{\vec{x1} + \vec{x2} + \vec{x3}}{3} \quad (\text{II.9})$$

On calculant $\vec{x1}, \vec{x2}$ et $\vec{x3}$ comme suite :

$$\vec{x1} = \vec{x}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha \quad (\text{II.10})$$

$$\vec{x2} = \vec{x}_\beta - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_\beta \quad (\text{II.11})$$

$$\vec{x3} = \vec{x}_\delta - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_\delta \quad (\text{II.12})$$

$\vec{x}_\alpha, \vec{x}_\beta$ et $\vec{x}_\delta$ sont les calculs de position des loups alpha, beta et delta , et $\vec{A}_1, \vec{A}_2$ et $\vec{A}_3$ sont les variables obtenues a l'aide de l'Eq , $\vec{D}_\alpha, \vec{D}_\beta$ et $\vec{D}_\delta$ sont definis comme :

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{x}_\alpha - \vec{X}| \quad (\text{II.13})$$

$$\vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{x}_\beta - \vec{X}| \quad (\text{II.14})$$

$$\vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{x}_\delta - \vec{X}| \quad [26] \quad (\text{II.15})$$

b) L'organigramme :

Les étapes de l'algorithme d'optimisation par loup gris (GWO) sont présentées à la figure 4.

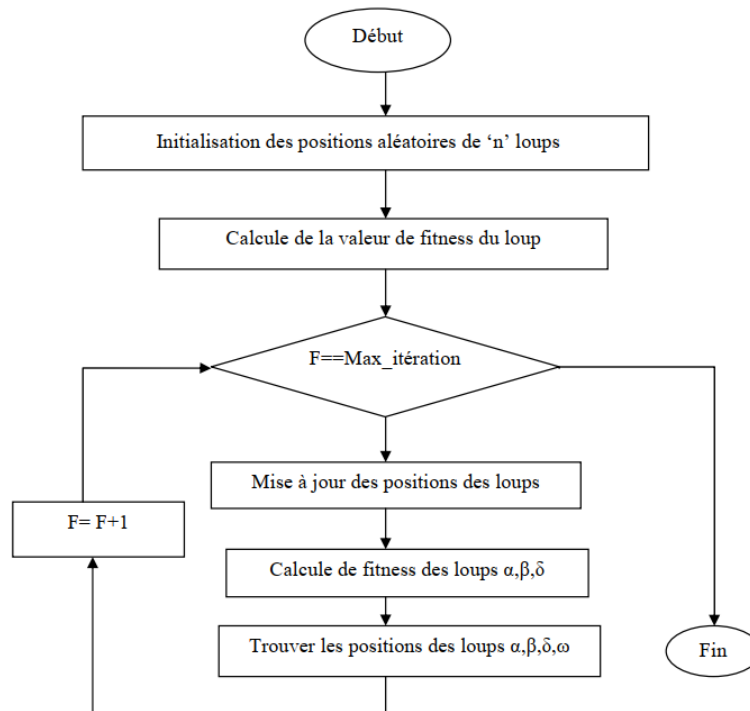


Figure II.7: Organigramme de l'algorithme GWO [27]

II.3.5.Application GWO pour l'indentification des Paramètres de moteur asynchrone :

II.3.5.1.Équations clés pour l'identification paramétrique :

a) Modèle mathématique du moteur asynchrone :

Les paramètres électromécaniques à identifier incluent typiquement :

- **Résistance statorique** (R_s).
- **Résistance rotorique** (R_r).
- **Inductance mutuelle** (L_m).
- **Inductances de fuite** (L_s , L_r).
- **Inertie** (J) et **coefficient de frottement** (F).

b) Fonction objectif pour l'identification paramétrique

La méthode GWO cherche à minimiser l'erreur entre les **sorties simulées** (modèle) et les **données expérimentales** (mesures). La fonction objectif (f) est souvent une **erreur quadratique** :

$$\text{Fitness} = \text{ISE} = [k_1(i_{sd} - i'_{sd})^2 + k_2(Ce - Ce')^2 + k_3(\Omega - \Omega')^2]. \quad [27] \quad (\text{II.16})$$

i_{sd} : courant réel , i'_{sd} : courant modèle . Ce : couple réel , Ce' : couple modèle .

Ω : vitesse réel , Ω' : vitesse modèle .

k_1 , k_2 , k_3 sont des poids qui déterminent l'importance relative de chaque variable dans le processus d'identification des paramètres.

K_1 : Donne plus ou moins d'importance à l'erreur entre le courant réel et simulé.

K_2 : Accentue ou minimise l'effet de l'erreur sur le couple.

K_3 : Contrôle l'impact de l'erreur de vitesse dans la fonction de coût.

Conclusion :

Inspiré par le comportement social et de chasse des loups gris, l'algorithme GWO (Grey Wolf Optimizer) est une méthode efficace pour résoudre les problèmes d'optimisation. Sa structure hiérarchique simple permet d'équilibrer exploration et exploitation. Appliqué à l'identification des paramètres d'un moteur asynchrone, GWO offre une solution performante : il est précis, rapide et adapté aux systèmes complexes, tout en étant facile à mettre en œuvre.

Chapitre III
L'identification des
paramètres de la machine
asynchrone par
PSO et GWO

III.1.Introduction :

Dans cette partie, nous présentons une approche d'identification des paramètres du moteur asynchrone en utilisant deux algorithmes métaheuristiques puissants : PSO (Particle Swarm Optimization) et GWO (Grey Wolf Optimizer). Le schéma bloc général (Figure III.1) illustre le fonctionnement global du processus d'optimisation appliqué à l'identification des paramètres électriques du moteur. Afin de valider l'efficacité de ces deux méthodes, une série de simulations est réalisée dans l'environnement MATLAB/Simulink. Les paramètres physiques et électriques du moteur sont estimés à partir de données connues et comparés aux valeurs réelles, en mettant en évidence la performance de chaque algorithme à travers l'évolution des erreurs et de la fonction fitness au fil des itérations.

III.2.Schema bloc de l'identification des parametres moteur asynchrone par PSO et GWO :

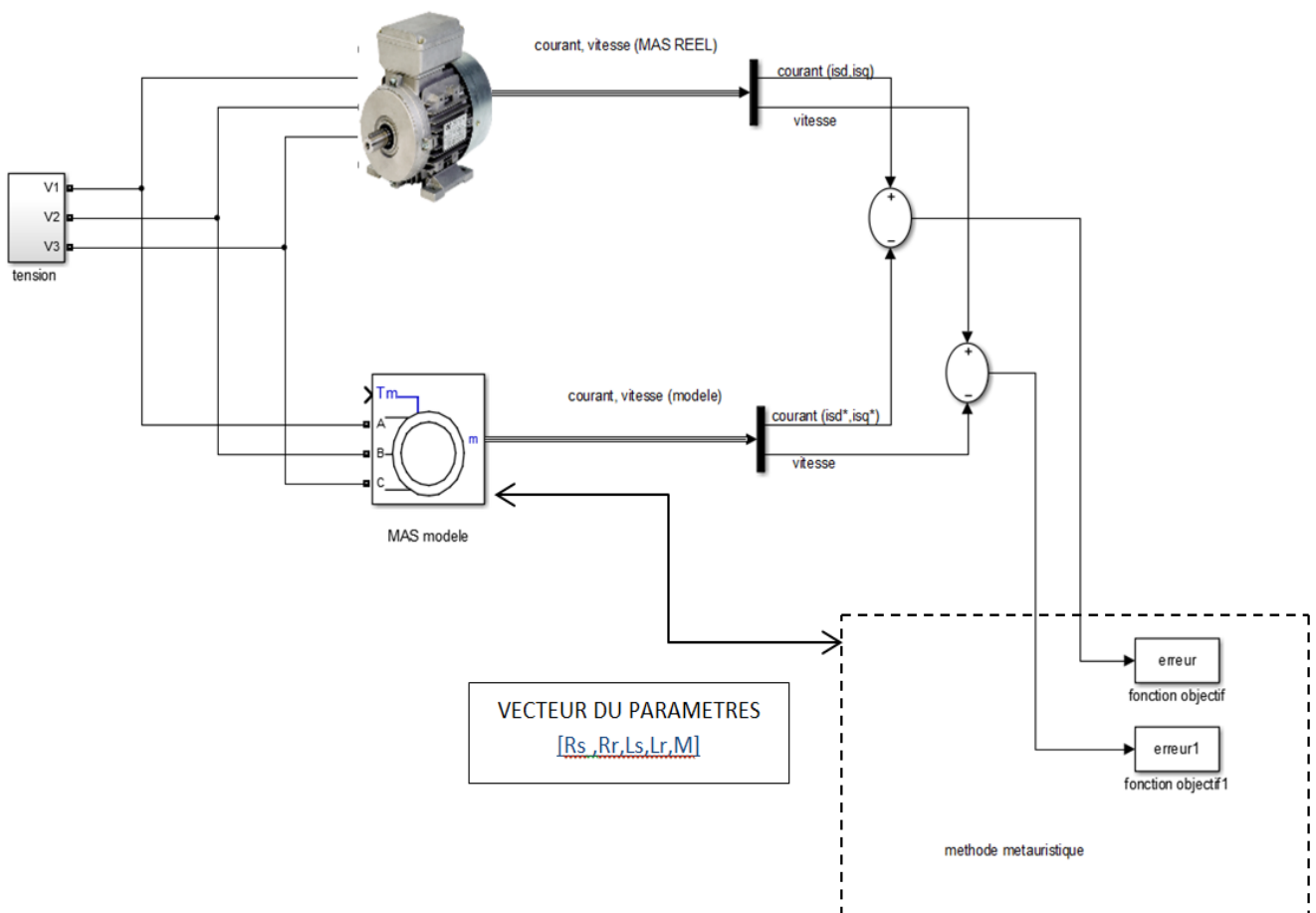


Figure III.1: Schéma bloc general expliquant le fonctionnement de l'identification par les méthodes métaheuristique

III.3.Validation de deux methodes (PSO et GWO) pour l'identification des paramètres d'un moteur :

Dans ce test on va faire identification des paramètres de moteur asynchrone par la méthode PSO, avec les paramètres suivants :

- Resistance en roulement statorique (R_s) : 6.9 ohm
 - inductance en roulement statorique (L_s) ; 0.023 H
 - Resistance rotorique (R_r) : 4.82 ohm
 - Inductance rotorique (L_r) : 0.023 H
 - Inductance mutuelle(M) : 1.24 H
 - Tension alimente triphase (U) : 220 v
 - Frequence (f_r) : 50 hz
 - Nombre de particules (population) : 100
 - Nombre d'iteration : 100
 - Coefficient de frottement (F) : 0.003 N.m.s
 - Moment d'inertie (J) : 0.01 kg.m²
 - Coefficients de l'importance : $k_1=1$, $k_2=0.5$
 - Facteur d'acceleration personnel et global : $C_1=2$, $C_2=2$
- L'intervalle de parametres (électriques) :
- Ub : le maximum pour chaque valeur [L_s L_r M R_s R_r]
- Lb : le minimum pour chaque valeur [L_s L_r M R_s R_r]
- Ub : [0.03 0.03 1.4 8 5.5]
 - Lb : [0.01 0.01 1.1 5 4.5]

III.4.Simulation de moteur asynchrone par la methode PSO et résultat:

Le schéma Implémentation sous l'environnement Matlab/Simulink du modèle de simulation est donné dans la figure III.2 :

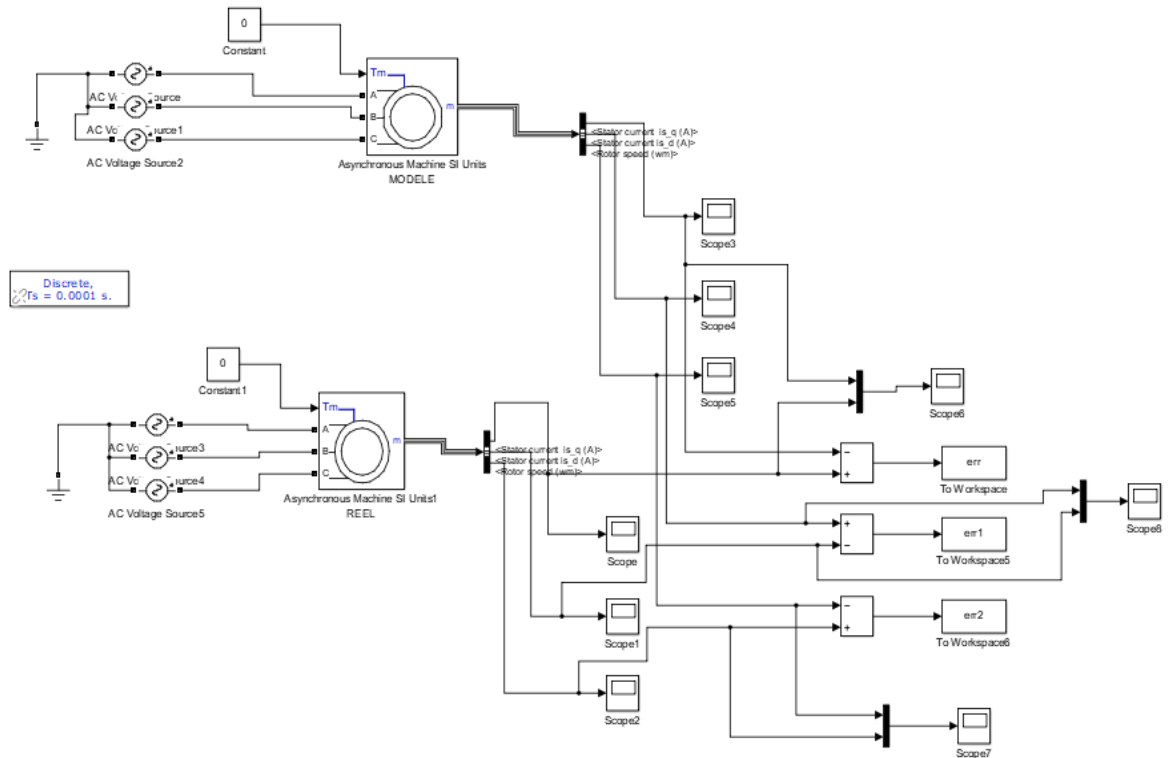


Figure III.2: Schéma bloc d'identification des paramètres de la machine asynchrone par PSO

Les figures suivantes montrent les variations des paramètres $fitness$, L_r , R_s , R_{ret} et M en fonction des nombres d'itérations :

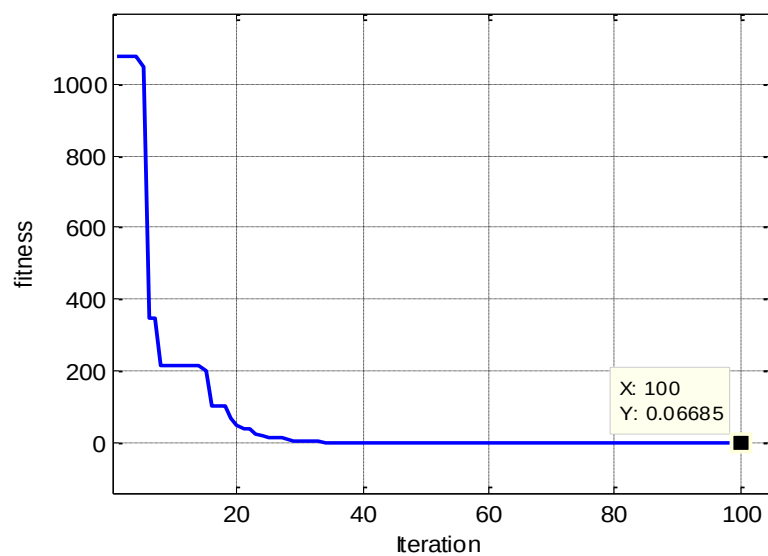


Figure III.3: Fitness de PSO

Cette convergence vers la valeur réelle est confirmée par le figure illustrant l'évolution de la fonction objectif (fitness). Celle-ci montrent qu'une valeur finale de la fonction objectif proche de 0 indique un meilleur résultat.

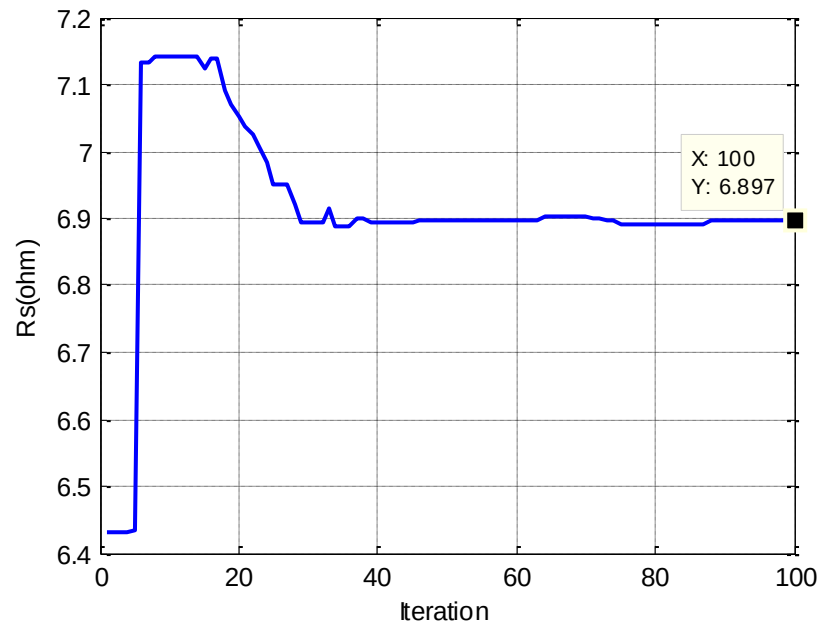


Figure III.4: La resistance enroulement statorique R_s

En début d'itération, l'estimation de la résistance des enroulements statoriques (R_s) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 29 itérations.

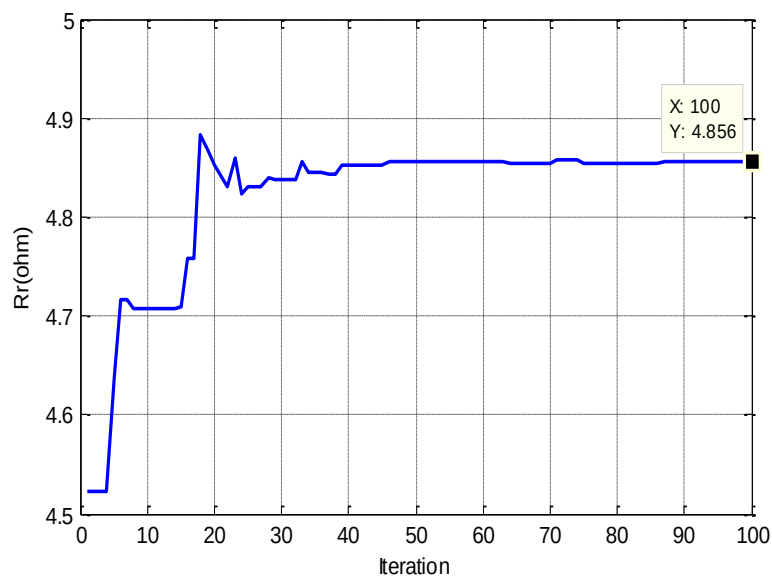


Figure III.5: La resistance rotorique R_r

En début d'itération, l'estimation de la résistance rotorique (R_r) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 30 itérations.

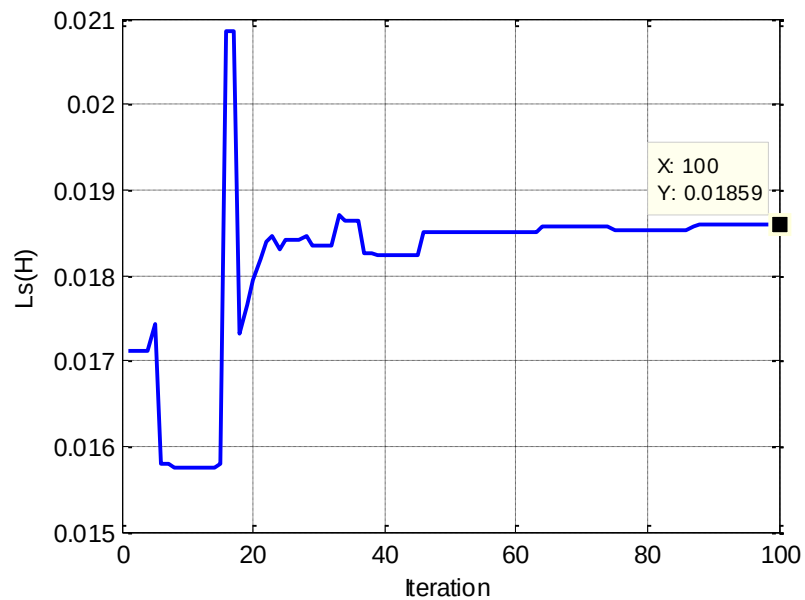


Figure III.6: L'inductance enroulement statorique L_s

En début d'itération, l'estimation de la l'inductance enroulement statorique (L_s) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 47 itérations.

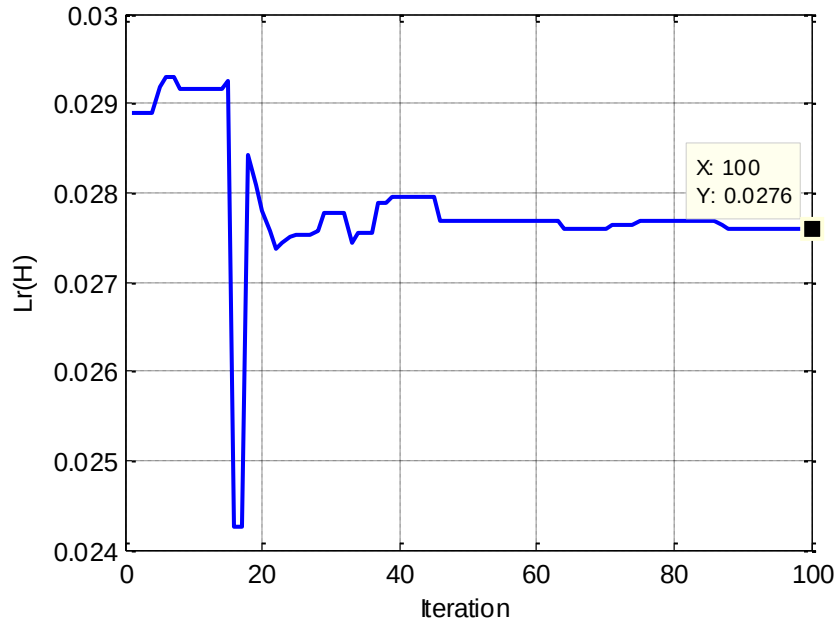


Figure III.7: L'inductance rotorique L_r

En début d'itération, l'estimation de la l'inductance rotorique (L_r) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 47 itérations

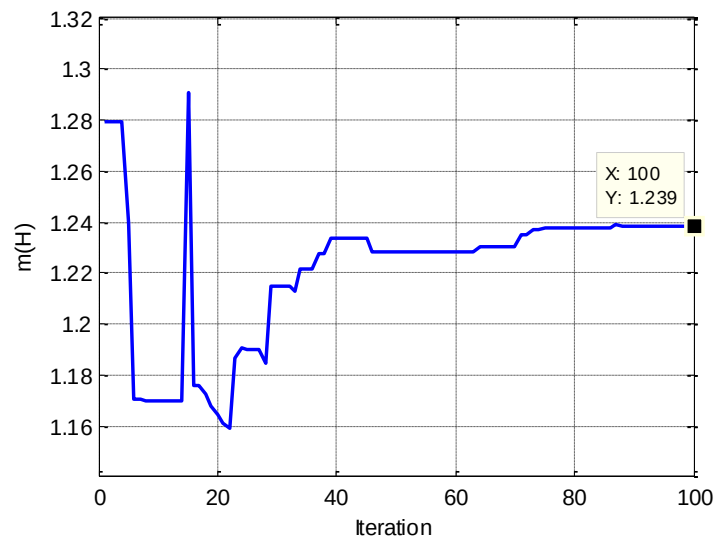


Figure III.8: L'inductance mutuelle M

En début d'itération, l'estimation de la l'inductance mutuelle (M) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 70 itérations.

III.5.Simulation de moteur asynchrone par la methode GWO et résultat:

L'implémentation sous l'environnement Matlab/Simulink du modèle de simulation est donné dans la figure III.9 :

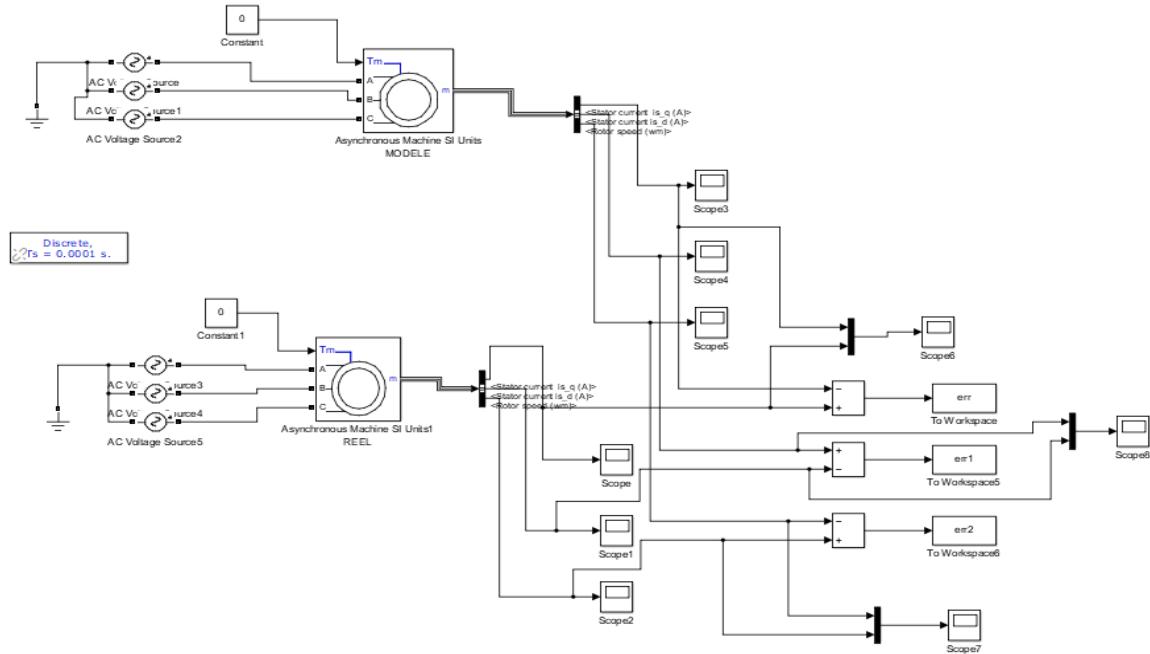


Figure III.9: Schéma bloc d'identification des paramètres de la machine asynchrone par GWO

Les figures suivantes montrent les variations des paramètres fitness, L_s , L_r , R_s , R_r et M en fonction des nombres d'itérations :

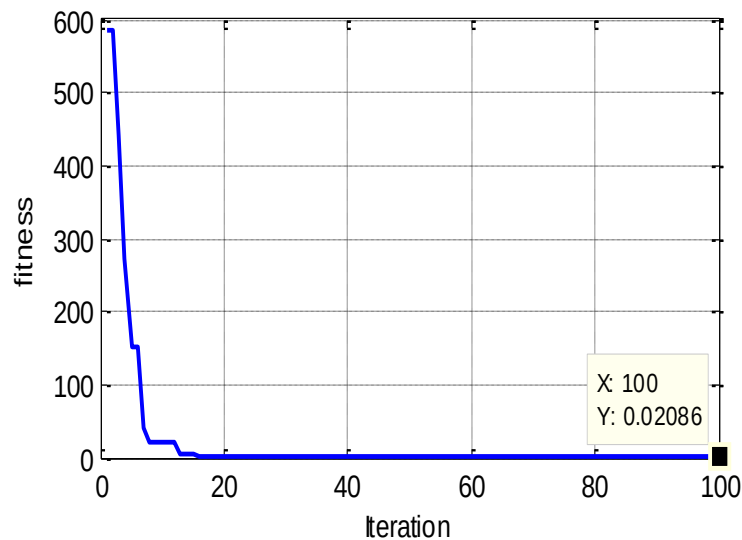


Figure III.10: Fitness de GWO

Cette convergence vers la valeur réelle est confirmée par la figure illustrant l'évolution de la fonction objectif (fitness). Celle-ci montre qu'une valeur finale de la fonction objectif proche de 0 indique un meilleur résultat.

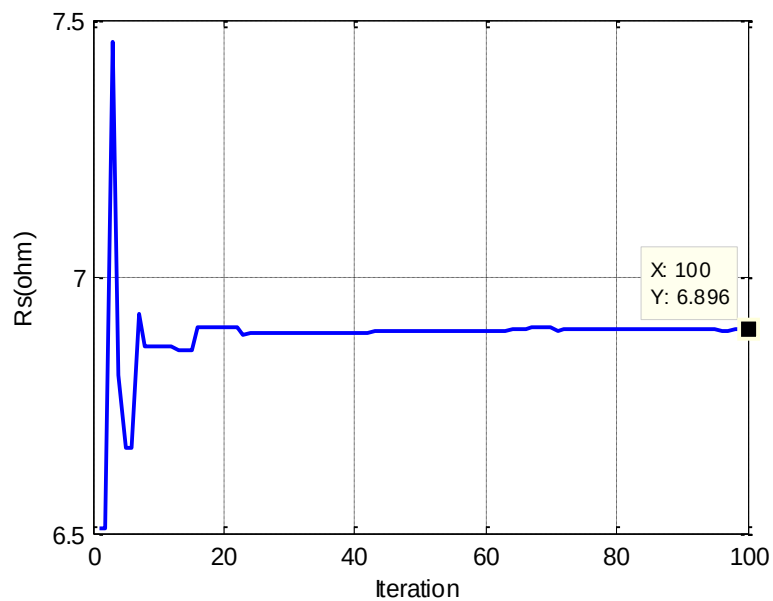


Figure III.11: La résistance enroulement statorique R_s

En début d'itération, l'estimation de la résistance des enroulements statoriques (R_s) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 11 itérations.

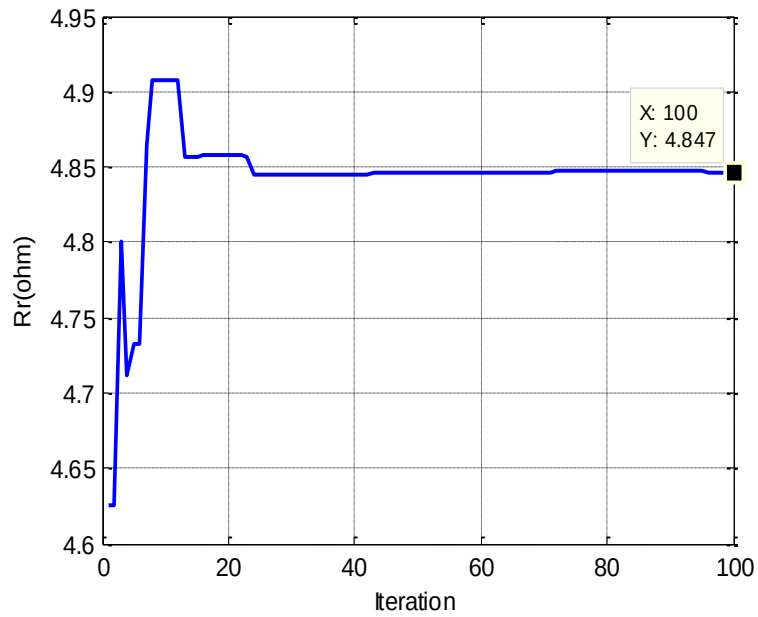


Figure III.12: La resistance rotorique R_r

En début d'itération, l'estimation de la résistance rotoriques (R_r) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 14 itérations.

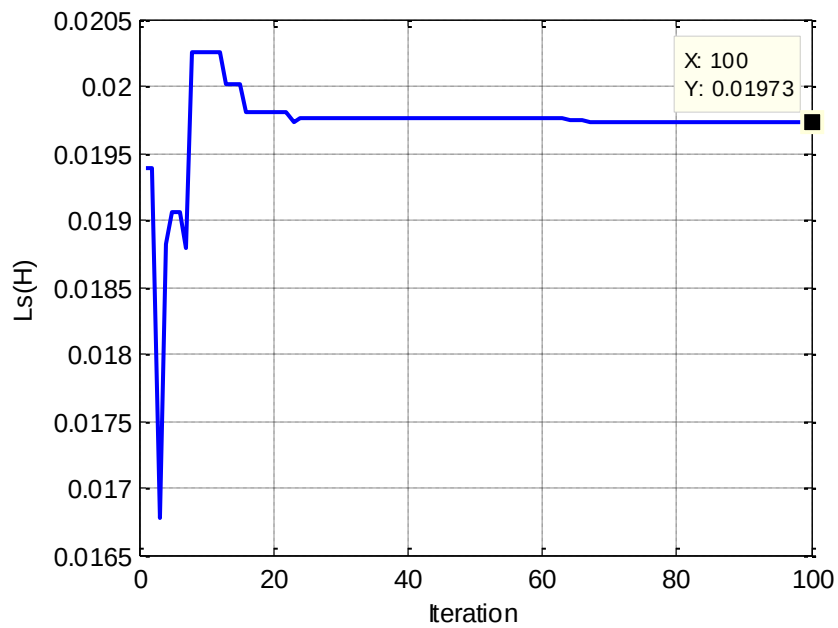


Figure III.13: L'inductance enroulement rotorique L_s

En début d'itération, l'estimation de l'inductance des enroulements statoriques (L_s) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 15 itérations.

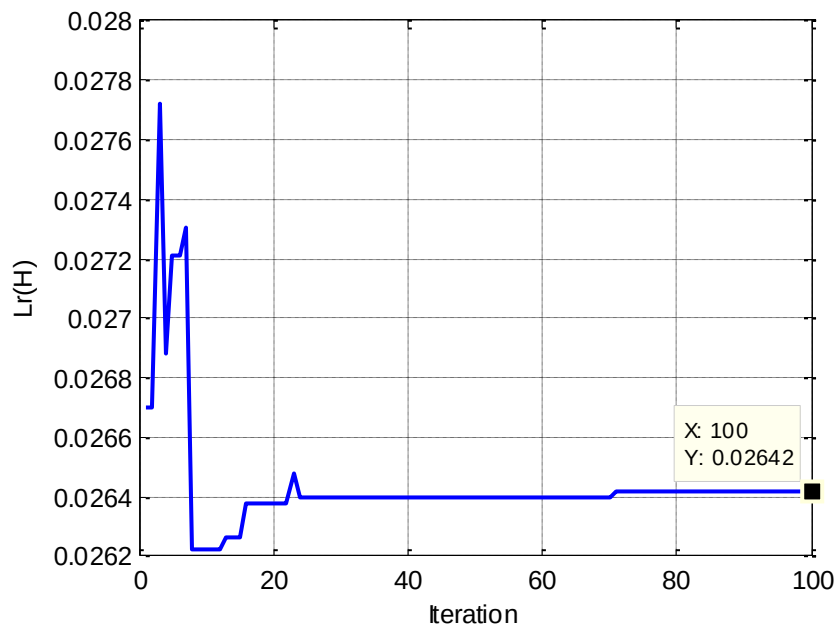


Figure III.14: L'inductance rotorique L_r

En début d'itération, l'estimation de l'inductance rotorique (L_r) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 17 itérations.

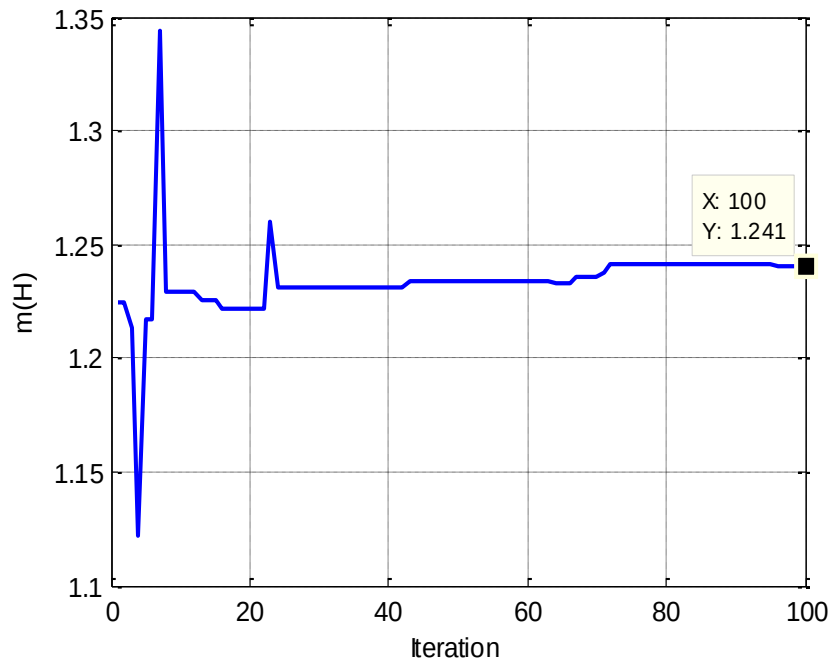


Figure III.15: L'inductance mutuelle

En début d'itération, l'estimation de l'inductance mutuelle (M) est significativement éloignée de sa valeur réelle, indiquant une erreur importante. Les résultats convergent vers la valeur réelle après environ 29 itérations.

III.6. La comparaison entre deux méthodes:

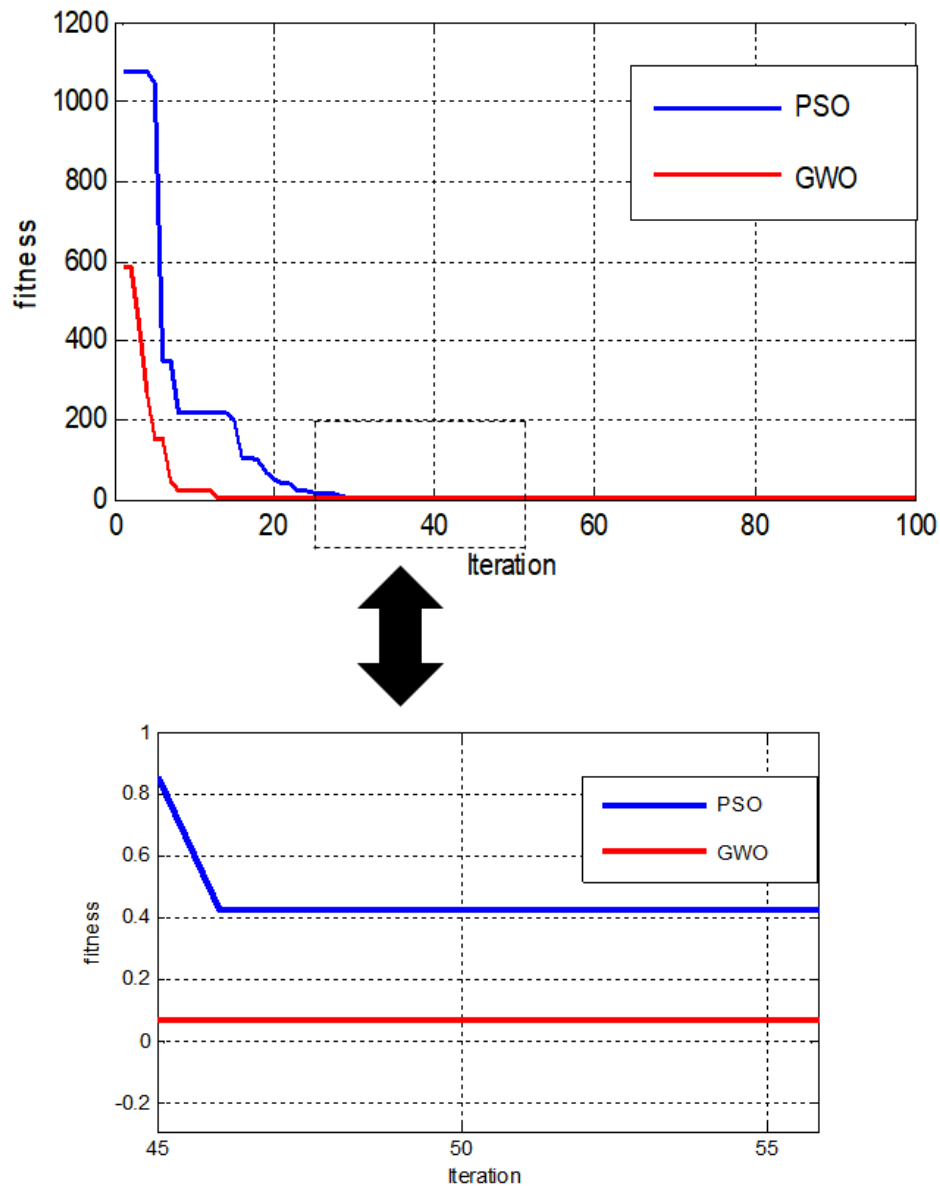


Figure III.16: Comparaison entre la fitness en deux méthodes

L'algorithme GWO surpasse le PSO en termes de vitesse de convergence et de précision. Par exemple, dans une étude comparative entre GWO et PSO dans différentes applications, GWO a montré une vitesse de convergence plus élevée et une meilleure précision dans la détermination des paramètres, le rendant plus efficace dans les applications pratiques.

Les parametres	Parametres connues	PSO	GWO	Erreur PSO %	Erreur GWO %
Rs	6.9	6.897	6.895	0.04	0.07
Rr	4.82	4.856	4.846	0.7	0.5
Ls	0.023	0.018	0.019	21.7	17.3
Lr	0.023	0.027	0.026	17.3	13.0
M	1.24	1.239	1.241	0.08	0.08

L'analyse du tableau révèle que l'algorithme GWO est globalement plus précis que PSO. Il se distingue particulièrement pour les paramètres sensibles Ls et Lr en réduisant significativement l'erreur. Bien que les deux méthodes soient fiables pour Rs, Rr et M, GWO affiche une meilleure performance globale, notamment en termes de réduction de l'erreur relative.

Conclusion :

Les résultats obtenus démontrent clairement l'efficacité des deux méthodes d'optimisation dans le processus d'identification des paramètres du moteur asynchrone. Toutefois, l'algorithme GWO s'est révélé plus performant que PSO, avec une vitesse de convergence plus rapide et une meilleure précision dans l'estimation des paramètres. Cela est notamment visible dans la fonction fitness, qui atteint des valeurs très faibles en moins d'itérations. Ce constat suggère que GWO constitue une alternative très prometteuse pour l'identification en temps réel des paramètres de machines électriques, et peut être privilégié dans les applications nécessitant une précision et une rapidité accrues.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'objectif principal de ce travail était de développer une méthode efficace pour l'identification des paramètres électriques et mécaniques d'un moteur asynchrone triphasé, en s'appuyant sur deux algorithmes d'optimisation métaheuristiques : Particle Swarm Optimization (PSO) et Grey Wolf Optimization (GWO).

Dans un premier temps, nous avons établi un modèle mathématique rigoureux du moteur dans le repère d-q, permettant de simuler son comportement dynamique avec un bon degré de précision. Ce modèle a servi de base à l'évaluation de la fonction objectif, formulée à partir de l'erreur quadratique moyenne entre les signaux simulés et les mesures expérimentales.

L'algorithme PSO a ensuite été implémenté pour estimer les paramètres du moteur. Bien qu'il ait permis une identification satisfaisante, certaines limitations ont été observées, notamment en termes de convergence vers la solution optimale dans certains cas. Pour remédier à cela, nous avons introduit l'algorithme GWO, inspiré du comportement social des loups gris, et l'avons appliqué au même problème d'identification.

Les résultats obtenus à travers des simulations sous MATLAB/Simulink ont mis en évidence la capacité des deux algorithmes à identifier efficacement les paramètres du moteur. Cependant, le GWO s'est distingué par une meilleure précision et une convergence plus rapide, ce qui confirme sa pertinence dans les applications d'identification non linéaires.

En conclusion, ce travail a démontré le potentiel des méthodes métaheuristiques, en particulier PSO et GWO, pour résoudre des problèmes complexes d'identification dans le domaine des machines électriques. Des perspectives intéressantes peuvent être envisagées, telles que l'application de ces approches à d'autres types de machines ou l'intégration d'algorithmes hybrides pour améliorer encore les performances d'identification.

Bibliographie :

- [1] Ait, I. & Azrarak, S. Calcul D'un Moteur Asynchrone Monophasé À Condensateur Transformé D'un Moteur Asynchrone Triphasé Université Mouloud Mammeri - Tizi Ouzou 2014.
- [2] Ahmed Benyahia, N.E.H., M. Boussoubel, and N. Benallal, Calculs et dimensionnement d'un moteur asynchrone triphasé à rotor bobiné Mémoire de Master, Université Djilali Bounaama Khemis Miliana 2022.
- [3] Olivier Ondel. Diagnostic par reconnaissance des formes : application à un ensemble convertisseur - machine asynchrone these de doctorat. Ecole Centrale de Lyon, 2006. Français.
- [4] Zoubia, R . Identification Des Paramètres D'un Moteur Asynchrone Par Méthode Classique Mémoire de Master, Université Mohamed Khider - Biskra 2015.
- [5] Arab, A. & Atig, M. Contribution Au Dimensionnement D'un Moteur Asynchrone Triphasé À Cage Université Mouloud Mammeri - Tizi Ouzou 2013.
- [6] Bekkari, B. & Zellouma, A. Techniques Avancées Pour Le Diagnostic Des Machines Électriques Mémoire de Master, Université Hamma Lakhdar - Eloued 2020
- [7] Saouli youcef kahli omar « etude et simulation d'un moteur asynchrone » mémoire licence, département d'électrotechnique, université badji mokhtar annaba- 2021.
- [8] BEN ALIA Mohamed Lamine & TELLI Ali Tadjeddine « Identification des paramètres d'un moteur asynchrone par essaim de particule (PSO) » Mémoire de master , Electromécanique, Université Mohamed Khider Biskra – 2024.
- [9] Nechma Mohamed Lamine « Modélisation, Commande et Simulation d'un Moteur Asynchrone à cage» : MASTER Electromécanique UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR- ANNABA -2019.
- [10] <https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9taheuristique>
- [11] M. Almufti, S., Ahmad Shaban, A., Ismael Ali, R., & A. DelaFuente, J. Overview of Metaheuristic Algorithms. Polaris Global Journal of Scholarly Research and Trends, 2(2), 10–32. <https://doi.org/10.58429/pgjsrt.v2n2a144> 2023.
- [12] Souigat, M. & Gherghout, Y. & Boudjella, . Dispatching Optimal Des Puissances Réactives Dans Un Réseau Électrique En Utilisant La Méthode Pso Mémoire de Master, Université KasdiMebah – Ouergla 2017.
- [13] Abdallahi, B. Réduction Des Fluctuations Du Couple Électromagnétique D'un Moteur Synchrone À Aimants Permanents Par Logique Floue Optimisée Mémoire de Master, Université Amar Telidji – Laghouat 2022.
- [14] Alem, M. & Saidoun, H. & Ouadi, A. Pid Controller Tuning Using De And Pso Optimization Techniques Université M'hamed Bougara – Boumerdes 2016.
- [15] mahboubi themar, Une approche intelligente pour un problème d'optimisation multicritère , Université de 8 Mai 1945 – Guelma Département d'Informatique 2019.
- [16] M. BAZI Smail ,Ingénieur d'État en Électrotechnique de l'Université de Batna, Thème Contribution à la Commande Robuste d'une Machine Asynchrone par la Technique PSO « Particle Swarm Optimization »,2009,

- [17] Berrim Ali Megdoud Dhia Eddine Abd Alhak, Mémoire de MASTER ACADEMIQUE, Réseaux Électrique ,Thème : Prédiction de la tension de contournement par l'approche d'optimisation PSO,2019
- [18] BENSABLI Ilyes ET BOUANANI Linda,Sujet Optimisation des performances d'une commande vectorielle pour moteur asynchrone par des techniques métaheuristiques, Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen – Faculté de TECHNOLOGIE 2022
- [19] maria zemzami,n.elhami , a.makhloufi , mhamed ltmi , n.hmina , univ . normandie article application d'un modele parallele de la methode pso au probleme de transport d'electricite, INSA rouen et ibn tofail, ENSA, kenitra maroc
- [20] Touabi, C. & Bentarzi, H. Photovoltaic Panel Parameters Estimation Using Grey Wolf Optimization Technique Université M'hamed Bougara – Boumerdes 2022.
- [21] Roubi, A. & Kechroud, R. & Enca/ Oudira, H. Proposition D'un Modèle De Prédiction Basé Sur L'algorithme De Grey Wolf Pour La Production D'énergie Du Module Photovoltaïque Mémoire de Master, Université Mohamed Boudiaf - M'sila 2021.
- [22] Lakhlef, N. Etude Et Optimisation Des Réseaux D'antennes Imprimées [Thèse de Doctorat, Université Mohamed Boudiaf - M'sila 2021
- [23] Mihoubi, M. & Zaanouini, A. & Tadj, W. Grey Wolf Optimizer For Estimating Confined And Leaky Aquifers Parameters From Transient Time-drawdown Data Mémoire de Master, Université Amar Telidji – Laghouat 2020
- [24] Nait Amar, M. & Zeraibi, N. & Redouane, K. Bottom Hole Pressure Estimation Using Hybridization Neural Networks And Grey Wolves Optimization Articles Scientifiques Et Publications, Université M'hamed Bougara – Boumerdes 2018
- [25] Aoulmi, Y. & Marouf, N. & Amireche, M. Modélisation Pluie-débit Et Débits De Crues En Milieu Semi-aride Par Différentes Méthodes Statistiques Et Modèles Hydrologiques Thèse de Doctorat, Université Larbi Ben M'hidi - Om-el-bouaghi 2022.
- [26] Hadj-ali, A. & Behar, K. & Hamidia, F. & Abbadi, A. Commande Mppt-gwo D'un Systeme Photovoltaïque Alimentant Un Moteur Synchrone Mémoire de Master, Université Yahia Fares – Médéa 2022.
- [27] Kennedy, J., & Eberhart, R. Particle Swarm Optimization. Proceedings of ICNN'95 1995