

**UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA**

**Faculté des Sciences de l'Ingénieur**

Département d'Electronique

## **MEMOIRE DE MAGISTER**

En électronique

Spécialité : Contrôle

### **MODELISATION ET IDENTIFICATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN TENANT COMPTE DES BARRES ROTORIQUES**

Par

**DIF Naas**

Devant le jury composé de :

M. Hadj Sadok	Maitre de conférences A	USD-Blida	Président
A. Ferdjouni	Maitre de conférences A	USD-Blida	Examineur
K. Benmansour	Maitre de conférences A	UYF-Médéa	Examineur
M. Bounekhla	Professeur	USD-Blida	Promoteur
E. Boudissa	Maitre Assistante	USD-Blida	Invitée

Blida, Jui 2012

## RESUME

Ce travail est dédié à la modélisation et l'identification paramétrique de la machine asynchrone. L'approche proposée permet de déterminer simultanément les paramètres électriques et mécaniques de la machine à l'aide de la méthode du modèle de référence, en utilisant le courant de démarrage ainsi que la tension simple correspondante comme signaux d'entrée-sortie.

Dans un premier temps, un modèle à simple cage est adopté. Deux techniques de minimisation sont mises en œuvre pour valider l'approche et vérifier l'identifiabilité de la machine. On montre que ces techniques sont adaptées à l'identification de la machine.

Dans une deuxième temps, Pour tenir compte de l'effet de peau et pour affiner le modèle, nous avons assimilé le rotor à deux bobinages distincts, ce qui augmente le nombre de paramètres à identifier. On montre l'intérêt de la prise en compte de deuxième cage les erreurs entre le courant mesuré et le courant calculé est beaucoup plus faibles que celles obtenues par le premier modèle.

Mots clés : Machine Asynchrone, Identification, algorithme génétique, algorithme mémétique, effet de peau, simple cage, double cage.

## ABSTRACT

The aim of this work is to identify the parameters of an induction machine. The proposed approach allows us to determine both the electrical and mechanical parameters of the machine; this is based on the model reference model method using the starting current together with the simple corresponding voltage as input output signals.

A single-cage model model of the machine is first adopted. two different minimization techniques are applied to validate the approach and verify the identifiability of the machine. We show that these techniques are suitable for the identification of the machine.

A model double cage is adopted, this model take into account the skin effect, we show that by taking into account this model the difference between the calculated and measured currents is much lower than those obtained by the linear model.

Keywords : Induction machine, Identification, genetic algorithm, memetic algorithm, single-cage, double cage.

### ملخص

لحساب قيم عناصر الآلة لا متزامنة. التقرب المقترح يمكننا من ايجاد في آن واحد قيم العناصر الكهربائية والميكانيكية للآلة وهذا باستعمال طريقة النموذج المرجعي، والتي تستخدم تيار الإقلاع والتوتر البسيط المناسب كإشارات دخول وخروج.

في النموذج الأول تبيننا النموذج الخطي للآلة، استخدمت ثلاثة طرق لخفض الفارق بين القياس والحساب لإثبات المقاربة، نبين بأن هذه التقنيات المتبناة لتحديد عناصر الآلة لديها نتيجة حسنة.

في النموذج الثاني تم أخذ بعين الاعتبار تأثير الجلد، هذا الأخير يسمح باعتبار الآلة تتكون من دوارين، الأول يساعد في توفير عزم إقلاع كبير، هذه المقاربة استعملت لإيجاد القيم الكهربائية والميكانيكية في آن واحد للآلة.

كلمات مفتاحية : آلة لا متزامنة, تخفيض, خوارزمية جينية, خوارزمية, قفص أحادي, قفص ثنائي

## REMERCIEMENTS

Ce travail de mémoire a été réalisé au sein de l'équipe " *Commande Moteur* " du laboratoire " *LABSET* " du département d'électronique.

Je tiens tout d'abord à remercier Monsieur *BOUNEKHLA M'hamed*, Professeur à l'université de Blida, pour m'avoir accordé sa confiance, pour sa disponibilité, sa bonne humeur, sa rigueur scientifique et sa patience qui m'ont permis de mener ce travail à son terme. Je tiens à remercier madame *BOUDISSA Elghalia* pour son aide.

J'adresse également des remerciements très particuliers aux membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de participer au jugement de ce travail.

Je réserve une pensée toute particulière à mes chers parents qui m'ont toujours soutenu et guidé tout au long de mes études.

## TABLE DES MATIERES

<b>MEMOIRE DE MAGISTER</b>	0
RESUME	0
REMERCIEMENTS	2
TABLE DES MATIERES	3
LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX	5
INTRODUCTION	7
CHAPITRE 1	10
1.1. Introduction .....	11
1.2. Description du moteur asynchrone.....	11
1.3. Principe de fonctionnement.....	12
1.4. Modèle à simple cage .....	13
1.4.1. Hypothèses simplificatrices .....	13
1.4.2. Mise en équation de la Machine ASynchrone .....	14
1.4.3. Modèle de la machine dans le système d'axe d, q .....	17
1.4.4. Modèle à cinq paramètres électriques.....	20
1.4.5. Modèle à quatre paramètres électriques .....	22
1.5. Modèle de la Machine à double cage.....	23
1.5.1. Équations électriques .....	24
1.5.2. Équations des flux.....	25
1.5.3. Équation du couple.....	25
1.5.4. Modèle de Park .....	25
1.5.5. Modèle à sept paramètres .....	27
1.6. Technique d'identification.....	28
1.7. Conclusion .....	31
CHAPITRE 2	32
2.1. Introduction .....	32
2.2. Classification des méthodes d'optimisation.....	32
2.2.1. Méthodes déterministes .....	32
2.2.2. Méthodes approchées .....	37

2.3. Algorithmes Génétiques .....	42
2.3.1. Principe des Algorithmes Génétiques.....	42
2.3.2. Mécanismes d'un algorithme génétique .....	49
2.3.3. Remplacement .....	53
2.3.4. Amélioration de L'algorithme génétique .....	54
2.4. Algorithmes Mémétiques.....	56
2.5. Conclusion .....	58
CHAPITRE 3 .....	59
3.1. Introduction .....	59
3.2. Application des algorithmes pour l'identification paramétriques .....	59
3.2.1. Codage des paramètres .....	60
3.2.2. Mécanisme de l'Algorithme Génétique .....	60
3.3. Identification à l'aide des données simulées .....	60
3.4. Identification à l'aide des données mesurées .....	64
3.4.1. Identification en utilisant le modèle à Simple cage .....	65
3.4.2. Identification en utilisant le modèle à Double cage .....	69
3.5. Discussions et résultats .....	74
3.6. Conclusion .....	76
CHAPITRE 4 .....	78
4.1. Introduction .....	78
4.2. Principe des Algorithmes Mémétiques .....	78
4.3. Application des algorithmes pour l'identification paramétriques .....	79
4.4. Identification à l'aide des données simulées .....	80
4.5. Identification à l'aide des données mesurées .....	82
4.5.1. Identification en utilisant le modèle à Simple cage .....	83
4.5.2. Identification en utilisant le modèle à Double cages .....	87
4.6. Discussions et résultats .....	92
4.7. Conclusion .....	94
Conclusion Générale .....	95
Annexe A .....	97
Annexe B .....	98
bibliographie .....	102

## LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX

FIGURE 1.1: STATOR DE LA MACHINE ASYNCHRONE .....	14
FIGURE 1.2 : REPRESENTATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE ET BIPHASEE EQUIVALENTE. ....	18
FIGURE 1.3 : REPRESENTATION SCHEMATIQUE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE .....	24
FIGURE 1.4: SCHEMA DE PRINCIPE DE LA METHODE DU MODELE DE REFERENCE.....	30
FIGURE 2.1: ILLUSTRATION DE LA METHODE HOOKE ET JEEVES .....	35
FIGURE 2.2: ALGORITHME DE LA METHODE HOOKE ET JEEVES.....	36
FIGURE 2.3: ORGANIGRAMME D'UN AG STANDARD .....	43
FIGURE 2.4: L'APPROCHE SEQUENTIELLE DE L'HYBRIDATION .....	55
FIGURE 2.5: L'AG HYBRIDE UTILISANT L'IMPLANTATION PARALLELE .....	56
FIGURE 3.1 : COURANT DE DEMARRAGE ET TENSION SIMPLE CORRESPONDANTE.....	62
FIGURE 3.2 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES EN FONCTION DE NOMBRE D'ITERATIONS. ....	64
FIGURE 3.3 : TENSION ET COURANT CORRESPONDANTE DU MOTEUR M1.....	65
FIGURE 3.4 : TENSION ET COURANT CORRESPONDANTE DU MOTEUR M1.....	65
FIGURE 3.5 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE. ....	66
FIGURE 3.6 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME PERMANENT.....	67
FIGURE 3.7 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M1 .....	68
FIGURE 3.8 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE. ....	69
FIGURE 3.9 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME PERMANENT.....	69
FIGURE 3.10 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE. ....	71
FIGURE 3.11 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME PERMANENT.....	71
FIGURE 3.12 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M1 EN CONSIDERANT LA DEUXIEME CAGE ....	73
FIGURE 3.13 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE. ....	74
FIGURE 3.14 : L'ERREUR SIMPLE ENTRE LE COURANT MESURE ET CALCULE .....	74
FIGURE 4.1 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES EN FONCTION DE NOMBRE D'ITERATIONS. ....	82
FIGURE 4.2 : TENSION ET COURANT CORRESPONDANTE DU MOTEUR M1 .....	83
FIGURE 4.3 : TENSION ET COURANT CORRESPONDANTE DU MOTEUR M1 .....	83
FIGURE 4.4 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE.....	84
FIGURE 4.5 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME PERMANENT.....	85
FIGURE 4.6 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M1.....	86
FIGURE 4.7 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE.....	87
FIGURE 4.8 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME PERMANENT.....	87

FIGURE 4.9 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE.....	88
FIGURE 4.10 : L SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME PERMANENT. ....	89
FIGURE 4.11 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M1 EN CONSIDERANT LA DEUXIEME CAGE...	90
FIGURE 4.12 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME TRANSITOIRE. ....	92
FIGURE 4.13 : SUPERPOSITION DU COURANTS MESURE ET CALCULE EN REGIME PERMANENT.....	92
FIGURE B.1 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES EN FONCTION DE NOMBRE D'ITERATIONS DU M2. ....	98
FIGURE B.2 : L'EVOLUTION DES PARAMETRES EN FONCTION DE NOMBRE D'ITERATIONS DU M2 .....	99
FIGURE B.3 :L'EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M2 .....	101



## INTRODUCTION

Durant les dernières décennies, l'évolution dans la pratique de l'estimation paramétrique des machines électriques n'a cessé de croître. Les exigences industrielles justifient amplement l'intérêt porté sur la représentation des systèmes électromécaniques par des modèles mathématiques. En effet de nombreux problèmes se posent et notamment pour des systèmes complexes et d'ordre élevé. Dans plusieurs domaines industriels, la modélisation et l'identification des machines prennent une importance capitale. En effet, la nécessité de faire fonctionner les machines et leurs dispositifs de protection ou de contrôle à la limite de leur possibilité et le besoin d'assurer la liaison convertisseur statique-machine ont conduit à des recherches approfondies sur le comportement dynamique des machines asynchrones afin de mieux les contrôler. Un tel contrôle nécessite une connaissance de leur matrice de transfert pour concevoir et leur adapter un dispositif de réglage. Les paramètres de la matrice de transfert sont très souvent inconnus, d'où la nécessité de leur identification préalable.

Dans le domaine du diagnostic de défaut des machines, le développement de nombreux thèmes scientifiques liés au diagnostic des machines électriques impose un effort important de modélisation des processus électriques en raison des exigences croissantes sur le degré de sûreté de fonctionnement désiré.

De même, les concepteurs des machines sont aussi intéressés par leur modélisation car lors de l'étude en vue de la construction d'une machine destinée à une utilisation particulière, l'optimisation des organes faisant sa spécificité pourrait être beaucoup plus aisée avec un modèle complet et généralisé de la machine.

Lorsque nous parlons de modélisation, deux aspects interviennent, d'une part la structure du modèle, structure des équations de description du comportement statique et/ou dynamique, d'autre part la paramétrisation du

modèle, à savoir l'évaluation quantitative de ses paramètres. Le modèle de la machine asynchrone utilisé en simulation peut être extrêmement complexe et donc très fidèle. La mise en œuvre de modèles simplifiés est souvent désirée, afin de diminuer l'effort de calcul lors de l'étude des comportements dynamiques de longue durée. Mais ce modèle fait un impact non négligeable sur la précision des résultats obtenus.

Afin de remédier à cette faiblesse caractéristique des modèles simplifiés, les chercheurs ont développé, durant ces dernières décennies, de nouveaux modèles marqués par une structure plus complexe et, surtout, plus générale. Toutefois, les assises de tous ces modèles demeurent fondamentalement les mêmes, la théorie de Park et l'emploi des inductances pour décrire les relations flux-courant [1-5].

Mathématiquement, les machines électriques peuvent être représentées par des modèles entrées-sorties sous forme de fonction de transfert ou sous la forme standard d'équations en variable d'état. Estimer les paramètres du modèle d'une machine électrique à partir des mesures soulève une question qu'on ne peut occulter. Si la structure du modèle est correct, alors peut-on obtenir une estimée unique des paramètres à partir des données mesurés ?

La réponse à cette question ne peut provenir seulement des mesures, d'autant que celles-ci sont faites sur des machines ayant des circuits rotoriques complexes, des structures inconnues et des paramètres inconnus [5].

Lorsqu'une identification d'un système est conduite, les paramètres estimés ne contiennent pas nécessairement les vraies valeurs physiques (électriques et mécaniques). Cependant, ils doivent être les meilleures valeurs possibles pour un modèle donné.

Plusieurs axes de recherche ont été menés en vue de la modélisation et l'identification des machines électriques notamment la machine asynchrone. La façon de déterminer ces paramètres a évolué de manière importante par rapport à l'approche classique. Dans ce cadre, diverses méthodologies ont été utilisées

pour l'identification des paramètres des machines asynchrones. Elles sont appliquées soit

- ❖ en-ligne
- ❖ hors-ligne

les essais en vue de l'identification paramétrique sont effectués en conditions normales d'opération ou en conditions particulières (machine à l'arrêt, ...etc.).

Toutefois, on relèvera trois groupes de méthodes d'identification effectuées sur des machines asynchrones.

- ❖ L'identification classique détermine les paramètres en utilisant le schéma équivalent de la machine asynchrone à l'aide des deux essais classiques suivants : L'essai au synchronisme, l'essai à rotor bloqué.
- ❖ L'identification statique de la machine asynchrone consiste à déterminer les paramètres électriques en utilisant la croissance ou la décroissance du courant continu dans les enroulements de la machine. La réalisation pratique s'effectue par application ou suppression d'une tension continue dans les enroulements tout en maintenant le rotor bloqué.
- ❖ L'identification à l'aide de méthodes numériques de calcul de champs basées sur la méthode des éléments finis peut conduire à des paramètres précis. Cependant, elle nécessite la connaissance de la géométrie de la machine ainsi que la caractéristique magnétique des matériaux constituant la machine. Ces données ne sont pas toujours disponibles au niveau de l'utilisateur.

Les trois méthodes d'identifications citées ci-dessus présentent l'inconvénient de ne pas assurer l'estimation des paramètres mécaniques de la machine.

L'obtention de ces paramètres nécessite un essai de ralentissement de vitesse de la machine. La mesure de ralentissement de la vitesse est effectuée à l'aide d'une génératrice tachymétrique ou d'un codeur optique. L'accouplement de ces dernières à la machine n'est pas toujours aisé, ceci constitue un véritable inconvénient.

La méthode d'identification utilisant le régime transitoire des variables d'état mesurables (courants, tensions et vitesse) assure l'identification des paramètres électriques et mécaniques de la machine. Dans le cas de la machine asynchrone triphasée, les mesures sont effectuées au démarrage sous pleine tension et à vide. Dans cette méthode, la mesure de la vitesse constitue un véritable handicap lorsque la machine n'est pas dotée d'un codeur de vitesse (ou génératrice tachymétrique) et surtout lorsque la machine est difficilement accessible, comme c'est le cas des moteurs immergés à des profondeurs de plusieurs centaines de mètres ou des moteurs de chaînes de production difficilement déplaçables.

Compte tenu des problèmes posés précédemment, nous avons proposés deux modèles de la machine, le premier est à simple cage et le deuxième est à double cage (qui tient compte l'effet de peau), ainsi nous proposons une approche d'identification utilisant uniquement le courant de démarrage et la tension simple correspondante pour estimer simultanément les paramètres électriques et mécaniques de la machine asynchrone en régime linéaire. Ainsi en utilisant la méthode de modèle de référence, les paramètres sont déterminés par minimisation de l'erreur quadratique entre les courants mesurés et les courants calculés à partir du modèle de la machine. Nous avons proposés deux méthodes d'optimisation l'un est purement stochastique et l'autre présente une hybridation d'une méthode stochastique avec une méthode exacte pour identifier les paramètres adaptés au problème posé.

Dans le premier chapitre, nous commençons par rappeler les équations classiques régissant le fonctionnement de la machine asynchrone triphasée. Nous rappelons le modèle de la machine en considérant l'existence d'une seule cage puis en considérant la deuxième cage pour remédier le problème démarrage classique, puis nous avons présenté la technique de modèle de référence pour l'identification.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons un état de l'art sur les techniques d'optimisation des problèmes non linéaires avec une classification des différentes méthodes d'optimisation suivant le problème ou la méthode utilisé pour

## MODELISATION ET IDENTIFICATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

### 1.1.Introduction

La machine asynchrone est caractérisée par sa robustesse, son faible coût et sa simplicité de fabrication, cependant elle présente un système d'équations très complexe à étudier, exigeant un calcul matriciel pour développer un modèle plus simple.

La modélisation des machines électriques fait l'objet de grands travaux de recherche. Ainsi, on distingue des méthodes utilisant des schémas équivalents, et d'autres utilisant des méthodes de calcul de champ. L'approche actuelle de modélisation des machines électrique est basée sur la théorie des deux axes, qui transforme un système triphasé en système biphasé équivalent, ce qui réduit la complexité du modèle, et permet l'étude des régimes transitoires.

L'objectif de ce chapitre est de présenter mathématiquement, la modélisation de la machine asynchrone sous forme de différents équations différentiels selon le choix de repère, les entrées-sorties possibles du moteur. Généralement, ces modèles sont définis dans un référentiel biphasé, soit tournant, soit fixe au stator. Ces référentiels sont définis à partir du référentiel triphasé naturel de la machine asynchrone à l'aide de transformations mathématiques adaptées.

### 1.2.Description du moteur asynchrone

Le moteur asynchrone est formé:

- **d'un stator** : anneau de tôles encoche à l'intérieur et portant un enroulement triphasé. Cet enroulement est relié à la source et constitue le primaire.
- **d'un rotor** : anneau de tôles rainure à l'extérieur, concentrique au premier et séparé de lui par un entrefer étroit d'épaisseur constante. Le rotor porte un enroulement polyphasé mis en court-circuit constituant le secondaire. On distingue principalement deux types de structures de rotors :

- Un rotor bobiné portant un enroulement du même type que celui du stator permet en reliant les trois bornes (si le bobinage est triphasé) à trois bagues sur lesquelles appuyant trois balais d'avoir accès aux phases rotoriques pour en modifier, par exemple, les caractéristiques.

C'est la structure la plus robuste. Elle est utilisée dans les machines de faible puissance, c'est à dire essentiellement destinées aux applications domestiques. Dans les deux cas, le circuit est associé à un circuit magnétique qui doit canaliser le flux.

Le moteur asynchrone est donc caractérisé par :

- La présence d'un seul bobinage polyphasé alimenté par une source extérieure, au stator ;
- La présence d'un « bobinage » massif en court-circuit, au rotor.

### 1.3.Principe de fonctionnement

La MAS est une machine à courant alternatif appelée aussi machine à induction [32], caractérisée par le fait que son rotor ne tourne pas à la même vitesse que le champ tournant dans l'entrefer.

L'application adéquate d'une tension de pulsation  $\omega_s$  aux enroulements statoriques d'une machine asynchrone, crée un champ magnétique statorique tournant. Ce champ induit dans le circuit fermé du rotor un champ magnétique rotorique tournant à une vitesse  $\omega_r$  par rapport au rotor. Quand cette vitesse est additionnée à la vitesse électrique de rotation du rotor  $\omega$ , on obtient selon la relation interne de la machine asynchrone, la pulsation statorique  $\omega_s$  [1] :

$$\omega + \omega_r = \omega_s \quad (1.1)$$

$$\omega_s = \frac{2\pi f}{P} \text{ (rad/s)} \quad (1.2)$$

$$\omega_r = g \cdot \omega_s \quad (1.3)$$

Avec

$\omega_s$  : Vitesse angulaire électrique statorique.

$\omega_r$  : Vitesse angulaire électrique rotorique.

$\omega$  : Vitesse angulaire.

$P$  : Nombre de pôles.

$f_s$  : Fréquence de réseau.

$g$  : Glissement

Cette interaction électromagnétique du stator et du rotor de la machine n'est possible que lorsque la vitesse angulaire du champ tournant  $\omega_s$  diffère de celle du rotor  $\omega_r$ .

#### 1.4.Modèle à simple cage

Modéliser consiste à mettre en équation les différents paramètres d'un système. A l'issue de cette opération on se trouve face au problème suivant : plus le modèle se rapproche de la réalité, plus il devient complexe et demande un moyen de calcul très important, par contre si le système est simplifié, les calculs deviennent faciles mais on s'éloigne de la réalité. Un choix judicieux consiste à idéaliser la machine et par conséquent garder les phénomènes les plus importants et négliger les phénomènes secondaires. Il est donc important que le modèle soit utilisable en régime statique et en régime dynamique. Pour ce faire nous devons avoir recours à des hypothèses simplificatrices sur lesquelles se basera notre étude [2].

##### 1.4.1.Hypothèses simplificatrices

La machine asynchrone étant un système dynamique non linéaire, il est nécessaire de disposer d'un modèle représentant fidèlement son comportement au niveau de ses modes électrique, électromagnétique et mécanique. Nous nous plaçons dans le cas d'un système triphasé et symétrique dont la machine est à rotor bobiné, les hypothèses permettant de mettre en place le modèle de Park sont les suivantes [33] [36] [43] :

- L'inductance et l'effet de peau et de l'échauffement sur les caractéristiques ne sont pas pris en compte.
- L'induction électromagnétique est à répartition spatiale sinusoïdale.
- Le circuit magnétique est non saturé et à perméabilité constante.
- L'entrefer est supposé constant.

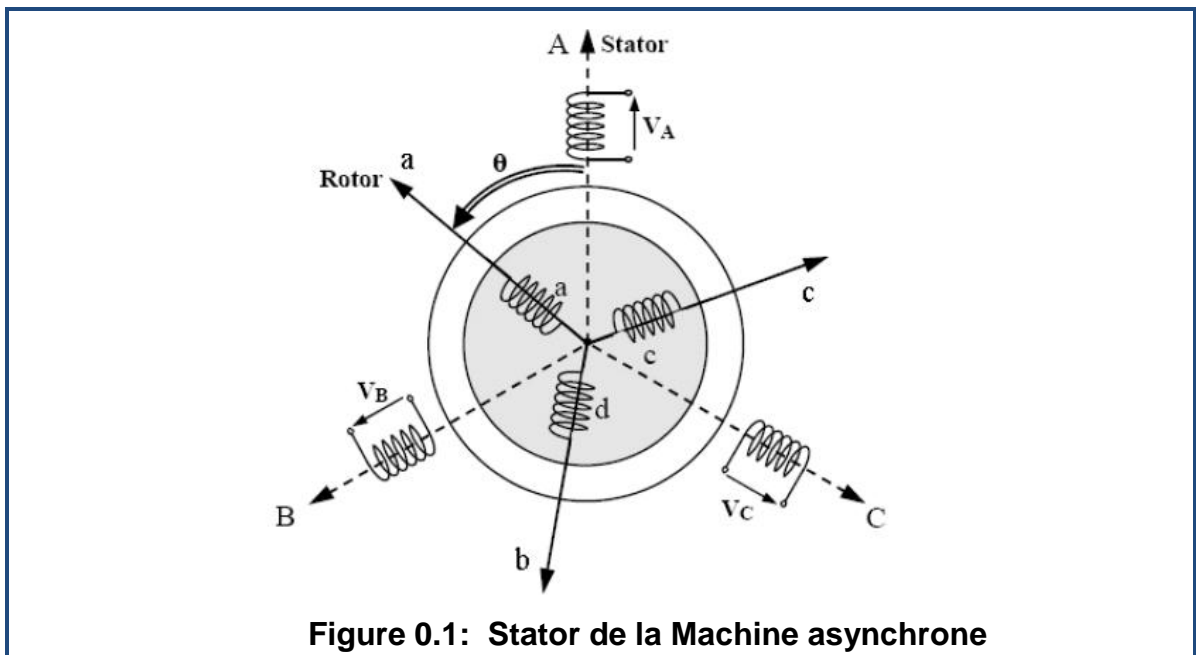
Compte tenu des hypothèses précédentes, on peut citer les conséquences suivantes :

- L'additivité des flux.
- La constance des inductances propres.
- La loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle électrique de leurs axes magnétiques.

#### 1.4.2. Mise en équation de la Machine ASynchrone

La machine asynchrone triphasée est représentée schématiquement par la figure 1.1. Elle est munie de six enroulements [3]

- Le stator de la machine est formé de trois enroulements (A, B, C) fixes décalés de  $120^\circ$  dans l'espace et traversés par trois courants variables.
- Le rotor peut être modélisé par trois enroulements (a, b, c) identiques décalés dans l'espace de  $120^\circ$ , ces enroulements sont en court-circuit et la tension à leurs bornes est nulle.
- L'angle  $\theta$  caractérise la position angulaire du rotor par rapport au stator.



##### 1.4.2.1. Equations électriques

La loi de Faraday permet d'écrire [30] [43] :



$$V = RI + \frac{d}{dt} \Phi \quad (1.4)$$

En appliquant la loi de Faraday à chaque enroulement de la machine représentée par la **figure 1.1**, on peut écrire :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt} [\Phi_s] \quad (1.5)$$

$$[V_r] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt} [\Phi_r] \quad (1.6)$$

Où l'indice s et l'indice r désignent respectivement les grandeurs relatives au stator et au rotor.

Avec

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \end{bmatrix} \quad [I_s] = \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \end{bmatrix} \quad [\Phi_s] = \begin{bmatrix} \Phi_{sa} \\ \Phi_{sb} \\ \Phi_{sc} \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

$$[V_r] = \begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix} \quad [I_r] = \begin{bmatrix} I_{ra} \\ I_{rb} \\ I_{rc} \end{bmatrix} \quad [\Phi_r] = \begin{bmatrix} \Phi_{ra} \\ \Phi_{rb} \\ \Phi_{rc} \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

Les matrices des résistances statorique et rotorique de la machine asynchrone sont données par :

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix}, [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

Les trois enroulements sont en court-circuit d'où :

$$[V_r] = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

#### 1.4.2.2. Equations magnétiques

Les hypothèses que nous avons présentées conduisent à des relations linéaires entre le flux et les courants. Elles sont exprimées sous forme matricielles comme suit

$$\begin{bmatrix} [\Phi_s] \\ [\Phi_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ i_r \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

Avec

$$[L_S] = \begin{bmatrix} L_S & m_S & m_S \\ m_S & L_S & m_S \\ m_S & m_S & L_S \end{bmatrix}, [L_r] = \begin{bmatrix} L_r & m_r & m_r \\ m_r & L_r & m_r \\ m_r & m_r & L_r \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

$$[M_{rs}] = [M_{sr}]^t = m_{rs} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

Et :

$L_S$  et  $L_r$  : Inductances propres statorique et rotorique.

$m_S$  et  $m_r$  : Inductances mutuelles entre deux phases statorique ou rotoriques.

$m_{sr}$  : Inductance mutuelle maximale entre une phase statorique et rotorique.

$\theta$  : Écart angulaire entre stator et rotor.

On obtient finalement le modèle asynchrone triphasé :

$$\begin{cases} [V_{sabc}] = [R_s] \cdot [I_{sabc}] + \left(\frac{d}{dt}\right) \{[L_s][I_{sabc}] + [M_{sr}][I_{rabc}]\} \\ [V_{rabc}] = [R_r] \cdot [I_{rabc}] + \left(\frac{d}{dt}\right) \{[M_{rs}][I_{sabc}] + [L_r][I_{rabc}]\} \end{cases} \quad (1.14)$$

#### 1.4.2.3.Équations mécanique

La relation fondamentale de la dynamique permet d'écrire :

$$C_{em} - C_r = J \frac{d\Omega}{dt} + f\Omega \quad (1.15)$$

Où

$C_{em}$ : représente le couple électromagnétique.

$C_r$  : représente le couple résistant.

$J$  : Le moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes.

$f$ : Le coefficient de frottement.

#### 1.4.2.4.Équations du couple électromagnétique

L'expression du couple électromagnétique peut être obtenue à partir de la dérivée de la Co-énergie magnétique par rapport à l'angle [34] [39] [41]. La machine étant à structure lisse, le couple s'écrit :

$$C_{em} = [I_s]^t \frac{\partial [M_{sr}(\theta)]}{\partial \theta} [I_r] \quad (1.16)$$

#### 1.4.3. Modèle de la machine dans le système d'axe d, q

L'équation (1.12) de la matrice des inductances mutuelles étant à éléments non constants et les coefficients des équations (1.14) sont variables et la résolution analytique de ce système d'équations se heurte à des difficultés insurmontables particulièrement, lors de l'étude des phénomènes transitoires. On utilise alors des transformations mathématiques qui permettent de décrire le comportement de la machine à l'aide d'équations différentielles à coefficients constants. Les transformations utilisées doivent conserver la puissance instantanée et la réciprocité des inductances mutuelles. Ceci permet d'établir une expression du couple électromagnétique dans le repère correspondant au système transformé et qui reste variable pour la machine réelle [1].

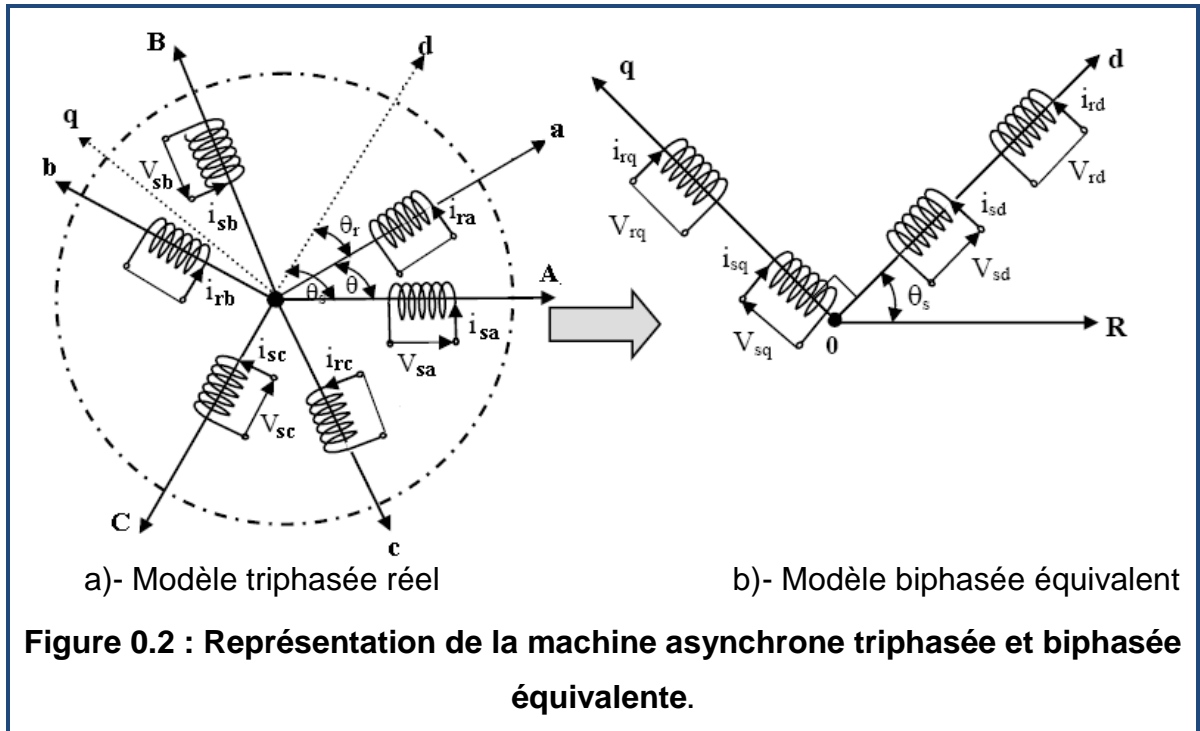
L'utilisation de la transformation de Park [4] [37-38] [40], permet de contourner dans un premier temps ces problèmes et d'obtenir un système d'équations à coefficients constants ce qui facilite sa résolution.

##### 1.4.3.1. Transformation de Park

La transformation de Park consiste à remplacer les trois phases statoriques et rotoriques par un système diphasé d'axe d et q. Une matrice  $P(\theta)$  de Park permet le passage des composantes  $X_{abc}$  du système triphasé aux composantes  $X_{dqo}$ , tournant à une vitesse qui dépend des grandeurs statoriques ou rotoriques soit [1] [35] :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = P(\theta) \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_o \end{bmatrix} \quad (1.17)$$

La figure 1.2 représente le schéma d'une machine asynchrone triphasée et sa machine biphasée équivalente issue de la transformation de Park.



Avec :

$\theta_s$ : L'angle entre l'axe direct et l'axe statorique.

$\theta_r$ : L'angle entre l'axe direct et l'axe rotorique

$\theta$  : L'angle entre l'axe de référence statorique et rotorique.

Donc pour obtenir un système d'équations à coefficients constant, on transforme les trois phases d'axes fixes A, B et C du stator comme il est indiqué sur la figure 1.2 en enroulement équivalent formé de deux bobinages d'axes en quadratures d, q tournent à la vitesse angulaire :

$$\omega_s = \frac{d}{dt} \theta_s \quad (1.18)$$

De même, pour le rotor aux enroulements a, b et c, on substitue d, q tourne à la vitesse :

$$\omega_r = \frac{d}{dt} \theta_r \quad (1.19)$$

Par rapport au rotor dont la vitesse est  $\omega$ .

La matrice de transformation de Park qui assure l'invariance de la puissance instantanée est la suivante [31] :

$$P(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

Sa matrice inverse  $P^{-1}(\theta)$  est [40]:

$$P^{-1}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

#### 1.4.3.2. Equations électriques et magnétiques dans le repère biphasé

La transformation de PARK consiste à appliquer aux courants, tensions et flux, un Changement de variable faisant intervenir l'angle entre l'axe des enroulements et l'axe (d, q).

Donc on a

$$\begin{cases} V_{sdq} = P(\theta_s)[R_s]P^{-1}(\theta_s)I_{sdq} + P(\theta_s)\frac{d}{dt}\{L_sP^{-1}(\theta_s)I_{sdq} + M_{sr}P^{-1}(\theta_r)I_{rdq}\} \\ V_{rdq} = P(\theta_r)\frac{d}{dt}\{M_{rs}P^{-1}(\theta_s)I_{sdq}\} + P(\theta_r)[R_r]P^{-1}(\theta_r)I_{rdq} + P(\theta_r)\frac{d}{dt}\{L_rP^{-1}(\theta_r)I_{rdq}\} \end{cases} \quad (1.22)$$

Après tout développement de calcul, les équations donnent les systèmes suivants :

$$\begin{cases} v_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d}{dt} \Phi_{ds} - \omega_a \Phi_{qs} \\ v_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d}{dt} \Phi_{qs} - \omega_a \Phi_{ds} \\ v_{dr} = R_r I_{dr} + \frac{d}{dt} \Phi_{dr} - (\omega_a - \omega_m) \Phi_{qr} \\ v_{qr} = R_r I_{qr} + \frac{d}{dt} \Phi_{qr} - (\omega_a - \omega_m) \Phi_{dr} \end{cases} \quad (1.23)$$

Avec

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_s I_{ds} + L_m I_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s I_{qs} + L_m I_{qr} \\ \Phi_{dr} = L_r I_{ds} + L_m I_{ds} \\ \Phi_r = L_r I_{qr} + L_m I_{qs} \end{cases} \quad (1.24)$$

$L_s, L_r$  et  $L_m$  ont pour expressions

$$\begin{cases} L_s = l_s - m_s \\ L_r = l_r - m_r \\ L_m = \frac{3}{2} m_{sr} \end{cases} \quad (1.25)$$

Les différentes inductances désignant :

$L_s$  Inductance cyclique propre d'une phase statorique.

$L_r$  : Inductance cyclique propre d'une phase rotorique.

$L_m$  : Inductance mutuelle cyclique entre stator rotor.

Dans le modèle de Park, l'expression du couple s'écrit de la manière suivante :

$$C_{em} = PL_m(I_{qs}I_{dr} - I_{ds}I_{qr}) \quad (1.26)$$

P désigne le nombre de pair de pôles de la machine.

#### 1.4.3.3.Choix du système d'axes de référence

Il existe différentes possibilités concernant le choix de l'orientation du repère d'axe (d, q), l'étude analytique du moteur asynchrone à l'aide des composantes de Park nécessite l'utilisation d'un repère qui permet de simplifier au maximum les expressions analytiques.

Il existe trois choix importants concernant l'orientation du repère d'axes (d, q). En pratique, le choix se fait en fonction des objectifs de l'application [1] [42,45].

- Repère lié au stator( $\theta_r = 0$ ) , étude des grandeurs statoriques et des régimes de démarrage
- Repère lié au rotor( $\theta_s = 0$ ) , étude des grandeurs rotoriques et d'étudier les régimes transitoires.
- Repère lié au champ tournant, étude de la commande.

#### 1.4.4.Modèle à cinq paramètres électriques

Pour un référentiel lié au stator, les équations de la machine sont déduites des équations (1.23) dans lesquelles  $\omega_a = 0$  . En ajoutant l'équation mécanique, la machine sera entièrement décrite par le système suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_s \frac{dI_{ds}}{dt} + L_m \frac{dI_{dr}}{dt} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_s \frac{dI_{qs}}{dt} + L_m \frac{dI_{qr}}{dt} \\ V_{dr} = R_r I_{dr} + L_r \frac{dI_{dr}}{dt} + L_m \frac{dI_{ds}}{dt} + P\Omega L_r I_{qr} + P\Omega L_m I_{qs} \\ V_{qr} = R_r I_{qr} + L_r \frac{dI_{qr}}{dt} + L_m \frac{dI_{qs}}{dt} + P\Omega L_r I_{dr} + P\Omega L_m I_{ds} \\ J \frac{d\Omega}{dt} = PL_m (I_{qs} I_{dr} - I_{ds} I_{qr}) - f_r \Omega \end{array} \right. \quad (1.27)$$

Avec  $\mathcal{W}_m = P \cdot \Omega$

En réarrangeant les équations précédentes de façon à faire apparaître le vecteur d'état  $[I_{ds} \ I_{qs} \ I_{dr} \ I_{qr} \ \Omega]^t$ , nous obtenons les équations suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{ds}}{dt} = -\frac{L_r R_s}{A} I_{ds} + \frac{P\Omega L_m^2}{A} I_{qs} + \frac{L_m R_r}{A} I_{dr} + \frac{L_r V_{ds}}{A} \\ \frac{dI_{qs}}{dt} = \frac{P\Omega L_m^2}{A} I_{ds} + \frac{L_r R_s}{A} I_{qs} + \frac{P\Omega L_m L_r}{A} I_{dr} + \frac{L_m R_r}{A} I_{qr} + \frac{L_r V_{qs}}{A} \\ \frac{dI_{dr}}{dt} = \frac{L_m R_s}{A} I_{ds} + \frac{P\Omega L_m L_s}{A} I_{qs} - \frac{P\Omega L_s L_r}{A} I_{qr} - \frac{L_m V_{ds}}{A} \\ \frac{dI_{qr}}{dt} = \frac{P\Omega L_m L_s}{A} I_{ds} + \frac{L_m R_s}{A} I_{qs} + \frac{P\Omega L_s L_r}{A} I_{dr} - \frac{L_s R_r}{A} I_{qr} - \frac{L_m V_{qs}}{A} \\ \text{Ou} \quad \frac{d\Omega}{dt} = \frac{PL_m}{J} (I_{qs} I_{dr} - I_{ds} I_{qr}) - \frac{f_r}{J} \Omega \\ A = L_s L_r - L_m^2 \end{array} \right. \quad (1.28)$$

L'équation (1.28), montre que le fonctionnement de la machine dépend de cinq paramètres électriques  $[R_s R_r \ L_s \ L_r \ L_m]$  et de deux paramètres mécaniques  $[J \ f_r]$ .

Le rotor d'une machine asynchrone à cage n'est pas accessible directement à l'expérimentation et il est impossible de mesurer séparément les vrais valeurs de  $R_r, L_r$  et  $L_m$  qui figurent dans le système d'équations (1.28). Après un changement de variables du vecteur d'état, nous allons déduire un modèle à quatre paramètres électriques mesurables. Le système (1.28) semble surdimensionné. En effet, nous avons constaté que les différentes techniques d'identification que nous exposerons dans les chapitres suivants, ne convergent pas lorsque l'on désire identifier simultanément les 5 paramètres électriques de la machine. Cette convergence n'est obtenue que si l'on adopte une condition supplémentaire sur

les paramètres électriques, comme par exemple celle utilisée par P.L. ALGER [5] qui admet l'égalité des inductances de fuite au rotor et au stator. Nous adoptons alors un changement de variables du vecteur d'état pour déduire un modèle à quatre paramètres électriques mesurables.

#### 1.4.5. Modèle à quatre paramètres électriques

En fonctionnement normal de la machine, les tensions  $V_{dr}$  et  $V_{qr}$  sont nulles, ce qui a pour conséquence de réduire le nombre de paramètres à quatre lorsqu'on effectue le changement de variables suivant:

$$I_{dr} = \frac{Lm}{L_r} I'_{qr}, I_{qr} = \frac{Lm}{L_r} I'_{dr}$$

En introduisant le coefficient de dispersion  $\sigma = 1 - \frac{Lm^2}{L_s L_r}$ , les constantes de temps rotorique  $T_r = \frac{L_r}{R_r}$  et statorique  $T_s = \frac{L_s}{R_s}$  les équations (1.28) deviennent :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_s \frac{dI_{ds}}{dt} + (1 - \sigma) L_s \frac{dI'_{dr}}{dt} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_s \frac{dI_{qs}}{dt} + (1 - \sigma) L_s \frac{dI'_{qr}}{dt} \\ V_{dr} = \frac{I'_{dr}}{T_r} + \frac{dI'_{dr}}{dt} + \frac{dI_{ds}}{dt} + P\Omega I'_{qr} + P\Omega I_{qs} \\ V_{qr} = \frac{I'_{qr}}{T_r} + \frac{dI'_{qr}}{dt} + \frac{dI_{qs}}{dt} + P\Omega I'_{dr} + P\Omega I_{ds} \\ J \frac{d\Omega}{dt} = P(1 - \sigma) L_s (I_{qs} I'_{dr} - I_{ds} I'_{qr}) - f_r \Omega \end{array} \right. \quad (1.29)$$

Et, en faisant apparaître le vecteur d'état  $[I_{ds} I_{qs} I_{dr} I_{qr} \Omega]^t$ , nous obtenons les équations suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{ds}}{dt} = -\frac{L_r R_s}{A} I_{ds} + \frac{P\Omega L m^2}{A} I_{dr} + \frac{L m R_r}{A} I_{dr} + \frac{P\Omega L m L_r}{A} I_{qr} + \frac{L_r V_{ds}}{A} \\ \frac{dI_{qs}}{dt} = \frac{P\Omega L m^2}{A} I_{ds} + \frac{L_r R_s}{A} I_{qs} + \frac{P\Omega L m L_r}{A} I_{dr} + \frac{L m R_r}{A} I_{qr} + \frac{L_r V_{qs}}{A} \\ \frac{dI_{dr}}{dt} = \frac{L m R_s}{A} I_{ds} + \frac{P\Omega L m L_s}{A} I_{qs} - \frac{L_s R_r}{A} I_{dr} - \frac{P\Omega L_s L_r}{A} I_{qr} - \frac{L m V_{ds}}{A} \\ \frac{dI_{qr}}{dt} = +\frac{P\Omega L m L_s}{A} I_{ds} + \frac{L m R_s}{A} I_{qs} + \frac{P\Omega L_s L_r}{A} I_{dr} - \frac{L_s R_r}{A} I_{qr} - \frac{L m V_{qs}}{A} \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{P L m}{J} (I_{qs} I_{dr} - I_{ds} I_{qr}) - \frac{f_r}{J} \Omega \end{array} \right. \quad (1.30)$$



L'équation **(1.30)** montre que le fonctionnement de la machine dépend de quatre paramètres électriques  $[\sigma \ T_r L_s T_s]$  et de deux paramètres mécaniques  $[J \ f_r]$ .

Pour qu'un moteur à simple cage ait de bonnes performances [6]

- Au démarrage, il faudrait que cette cage ait une résistance relative élevée et une inductance de fuites faible,
- Lors de fonctionnement normal à faible glissement, il faudrait l'inverse, résistance faible, réactance forte.

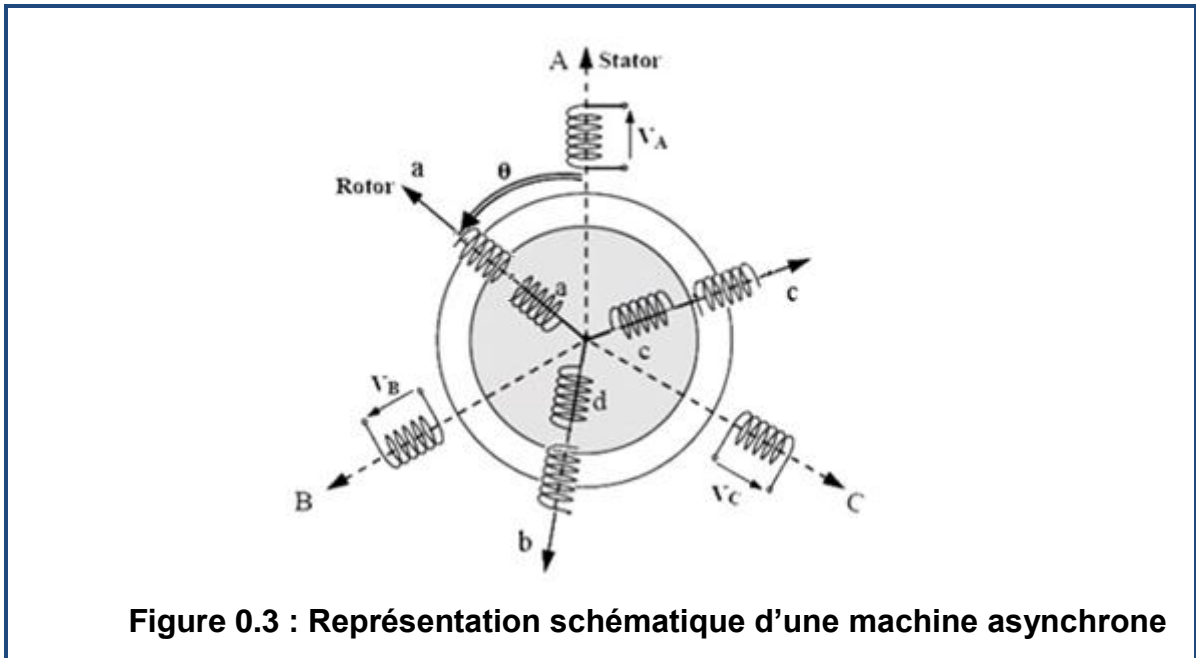
Avec une seule cage on doit réaliser un compromis entre ces souhaits contradictoires.

Aussi utilise-t-on très souvent le moteur à double cage ; la cage voisine de l'entrefer assurant de bonnes caractéristique au démarrage, l'autre plus profondément enfoncée dans le fer rotorique, donnant de bonnes performances aux faibles valeurs du glissement.

Un tel moteur équivaut à une machine à un enroulement triphasée statorique et deux enroulements triphasés rotoriques.

### 1.5. Modèle de la Machine à double cage

Le rotor est construit suivant le principe du rotor à cage simple, mais avec deux cages électriquement indépendantes. Une cage externe à la périphérie du rotor est composée de matériaux résistifs (laiton, bronze) et possède une faible dispersion magnétique. Une cage interne en cuivre possède une résistivité plus faible et une dispersion magnétique importante. La cage externe, surtout active au démarrage, permet d'obtenir un couple plus important dans cette phase de fonctionnement, tandis qu'à régime nominal la cage interne permet de retrouver les caractéristiques d'un rotor à simple cage.



### 1.5.1.Équations électriques

Les équations de tension des trois phases statorique et des six phases de rotorique (rotor interne et rotor externe) sont données par les expressions suivantes [44] :

$$\begin{cases} V_{sabc} = R_s I_s + \frac{d}{dt} \Phi_{sabc} \\ V_{r_1 abc} = R_{r_1} I_{r_1} + \frac{d}{dt} \Phi_{r_1 abc} \\ V_{r_2 abc} = R_{r_2} I_{r_2} + \frac{d}{dt} \Phi_{r_2 abc} \end{cases} \quad (1.31)$$

Où les indices  $r_1$  et  $r_2$  désignent respectivement les grandeurs relatives au stator et aux deux rotors.

$$[V_{r_1}] = \begin{bmatrix} V_{r_1 a} \\ V_{r_1 b} \\ V_{r_1 c} \end{bmatrix} \quad [I_{r_1}] = \begin{bmatrix} I_{r_1 a} \\ I_{r_1 b} \\ I_{r_1 c} \end{bmatrix} \quad [\Phi_{r_1}] = \begin{bmatrix} \Phi_{r_1 a} \\ \Phi_{r_1 b} \\ \Phi_{r_1 c} \end{bmatrix} \quad (1.32)$$

$$[V_{r_2}] = \begin{bmatrix} V_{r_2 a} \\ V_{r_2 b} \\ V_{r_2 c} \end{bmatrix} \quad [I_{r_2}] = \begin{bmatrix} I_{r_2 a} \\ I_{r_2 b} \\ I_{r_2 c} \end{bmatrix} \quad [\Phi_{r_2}] = \begin{bmatrix} \Phi_{r_2 a} \\ \Phi_{r_2 b} \\ \Phi_{r_2 c} \end{bmatrix} \quad (1.33)$$

### 1.5.2.Équations des flux

L'absence de saturation et la limitation au premier harmonique d'espace, nous permettent d'écrire les expressions des flux statorique et rotorique comme suit :

$$\begin{cases} \Phi_{sabc} = L_s I_s + M_{sr_1} I_{r_1} + M_{sr_2} I_{r_2} \\ \Phi_{r_1 abc} = M_{r_1 s} I_s + L_{r_1} I_{r_1} + M_{r_1 r_2} I_{r_2} \\ \Phi_{r_2 abc} = M_{r_2 s} I_s + M_{r_2 r_1} I_{r_1} + L_{r_2} I_{r_2} \end{cases} \quad (1.34)$$

Les neufs sous matrices d'inductances s'écrivent :

$$L_s = \begin{pmatrix} l_s & m_s & m_s \\ m_s & l_s & m_s \\ m_s & m_s & l_s \end{pmatrix}, L_{r_1} = \begin{pmatrix} l_{r_1} & m_{r_1} & m_{r_1} \\ m_{r_1} & l_{r_1} & m_{r_1} \\ m_{r_1} & m_{r_1} & l_{r_1} \end{pmatrix} \text{ et } L_{r_2} = \begin{pmatrix} l_{r_2} & m_{r_2} & m_{r_2} \\ m_{r_2} & l_{r_2} & m_{r_2} \\ m_{r_2} & m_{r_2} & l_{r_2} \end{pmatrix} \quad (1.35)$$

$$M_{sr_1} = m_{sr_1} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta_r + 120) & \cos(\theta_r - 120) \\ \cos(\theta_r - 120) & \cos(\theta) & \cos(\theta_r + 120) \\ \cos(\theta_r + 120) & \cos(\theta_r - 120) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \quad (1.36)$$

$$M_{sr_2} = \frac{m_{sr_2}}{m_{sr_1}} M_{sr_1}, M_{sr_1} = M_{r_1 s}^t \text{ et } M_{sr_2} = M_{r_2 s}^t \quad (1.37)$$

$$M_{r_1 r_2} = m_{r_1 r_2} \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & 1 & -\frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 1 \end{pmatrix}, M_{r_1 r_2} = M_{r_1 r_2}^t \quad (1.38)$$

### 1.5.3.Équation du couple

L'expression du couple électromagnétique peut être obtenue à partir de la dérivée de la Co-énergie magnétique par rapport à l'angle. La machine étant à structure lisse, le couple s'écrit :

$$C_{em} = [I_s]^t \frac{\partial [M_{sr_1}(\theta)]}{\partial \theta} [I_{r_1}] + [I_s]^t \frac{\partial [M_{sr_2}(\theta)]}{\partial \theta} [I_{r_2}] \quad (1.39)$$

### 1.5.4.Modèle de Park

Après l'application de la transformation de Park, nous avons simplifiée la complication des équations des tensions et des flux, ces transformations permettent de représenter notre machine par un système d'équations à coefficients constants.

Les équations complètes qui décrivent notre machine sont données comme suit :

$$V_{sd} = R_s I_{sd} + L_s \frac{dI_{sd}}{dt} + L_{m_1} \frac{dI_{r_1d}}{dt} + L_{m_2} \frac{dI_{r_2d}}{dt} \quad (1.40)$$

$$V_{sq} = R_s I_{sq} + L_s \frac{dI_{sq}}{dt} + L_{m_1} \frac{dI_{r_1q}}{dt} + L_{m_2} \frac{dI_{r_2q}}{dt} \quad (1.41)$$

$$V_{r_1d} = L_{m_1} \frac{dI_{sd}}{dt} + R_{r_1} I_{r_1d} + L_{r_1} \frac{dI_{s_1d}}{dt} + M_{r_1r_2} \frac{dI_{r_2d}}{dt} + P\Omega L_{m_1} I_{sq} + P\Omega L_{r_1} I_{r_1q} + P\Omega M_{r_1r_2} I_{r_2q} \quad (1.42)$$

$$V_{r_1q} = L_{m_1} \frac{dI_{sq}}{dt} + R_{r_1} I_{r_1q} + L_{m_1} \frac{dI_{s_1q}}{dt} + M_{r_1r_2} \frac{dI_{r_2q}}{dt} + P\Omega L_{m_1} I_{sd} + P\Omega L_{r_1} I_{r_1d} + P\Omega M_{r_1r_2} I_{r_2d} \quad (1.43)$$

$$V_{r_2d} = L_{m_2} \frac{dI_{sd}}{dt} + M_{r_1r_2} \frac{dI_{r_1d}}{dt} + R_{r_2} I_{r_2d} + L_{r_2} \frac{dI_{r_2d}}{dt} + P\Omega L_{m_2} I_{sq} + P\Omega M_{r_2r_1} I_{r_1q} + P\Omega L_{r_2} I_{r_2q} \quad (1.44)$$

$$V_{r_2q} = L_{m_2} \frac{dI_{sq}}{dt} + M_{r_2r_1} \frac{dI_{r_1q}}{dt} + R_{r_2} I_{r_2q} + L_{r_2} \frac{dI_{r_2q}}{dt} - P\Omega L_{m_2} I_{sd} - P\Omega M_{r_2r_1} I_{r_1d} + P\Omega L_{r_2} I_{r_2d} \quad (1.45)$$

Les différentes inductances désignent :

$L_s$  : Inductance cyclique propre d'une phase statorique.

$L_{r_1}$  : Inductance cyclique propre d'une phase rotorique de rotor interne.

$L_{r_2}$  : Inductance cyclique propre d'une phase rotorique de rotor externe.

$L_{m_1}$  : Inductance cyclique mutuelle entre stator et rotor interne.

$L_{m_2}$  : Inductance cyclique mutuelle entre stator et rotor externe.

$M_{r_1r_2}$  : Inductance cyclique mutuelle entre rotor interne et rotor externe.

$M_{r_2r_1}$  : Inductance cyclique mutuelle entre rotor externe et rotor interne.

L'expression du couple électromagnétique peut être obtenue par la formule suivante :

$$C_{em} = P * \Omega \{ L_{m_1} (I_{sq} I_{r_1d} - I_{sd} I_{r_1q}) + L_{m_2} (I_{sq} I_{r_2d} - I_{sd} I_{r_2q}) \} \quad (1.46)$$

P désigne le nombre de pair de pôles de la machine.

Les équations (1.40-46), montrent que le fonctionnement de la machine à double cage dépend de neuf paramètres électriques [ $R_s R_{r_1} R_{r_2} L_s L_{r_1} L_{r_2} L_{m_1} L_{m_2} M_{r_1r_2}$ ] et de deux paramètres mécaniques [ $J f_r$ ].

Les paramètres qui dépend des rotors ne sont pas accessible directement à la mesures. Donc il faut aborder un changement de variable convenable pour faire identifier simultanément les paramètres électriques et pour déduire un modèle à sept paramètres électriques mesurables. Nous avons admet l'absence des inductances des fuites aux rotors.

### 1.5.5.Modèle à sept paramètres

En fonctionnement normal de la machine, les tensions  $V_{dr}$  et  $V_{qr}$  sont nulles, ce qui a pour conséquence de réduire le nombre de paramètres à quatre lorsqu'on effectue le changement de variables suivant:

$$I_{dr_{1,2}} = \frac{L_{m_{1,2}}}{L_{r_{1,2}}} I'_{dr_{1,2}} \text{ et } I_{qr_{1,2}} = \frac{L_{m_{1,2}}}{L_{r_{1,2}}} I'_{qr_{1,2}}$$

En introduisant les coefficients des dispersions  $\sigma_{1,2} = 1 - \frac{L_{m_{1,2}}^2}{L_s L_{r_{1,2}}}$ , les constantes de temps rotorique  $T_{1,2} = \frac{L_{r_{1,2}}}{R_{r_{1,2}}}$  et statorique  $T_s = \frac{L_s}{R_s}$ .

Les équations (1.40-46) deviennent:

$$V_{ds} = R_s I_{ds} + L_s \frac{d}{dt} I_{ds} + L_s (1 - \sigma_1) \frac{dI'_{dr1}}{dt} + L_s (1 - \sigma_2) \frac{dI'_{dr2}}{dt} \quad (1.47)$$

$$V_{qs} = R_s I_{qs} + L_s \frac{d}{dt} I_{qs} + L_s (1 - \sigma_1) \frac{dI'_{qr1}}{dt} + L_s (1 - \sigma_2) \frac{dI'_{qr2}}{dt} \quad (1.48)$$

$$V_{dr1} = \omega I_{qs} + \frac{1}{T_{r1}} I'_{dr1} + \omega I'_{qr1} + \omega \frac{ML_{m2}}{L_{m1}L_{r2}} I_{qr2} + \frac{dI_{ds}}{dt} + \frac{dI'_{r1}}{dt} + \frac{ML_{m2}}{L_{m1}L_{r2}} \frac{dI_{dr2}}{dt} \quad (1.49)$$

$$V_{qr1} = -\omega I_{ds} - \omega I_{dr1} + \frac{1}{T_{r1}} I'_{dr1} - \omega \frac{ML_{m2}}{L_{m1}L_{r2}} I'_{dr2} + \frac{d}{dt} I_{qs} + \frac{dI'_{qr1}}{dt} + \frac{ML_{m2}}{L_{m1}L_{r2}} \frac{dI'_{qr2}}{dt} \quad (1.50)$$

$$V_{dr2} = \omega I_{qs} + \omega \frac{ML_{m1}}{L_{m2}L_{r1}} I'_{qr1} + \frac{1}{T_{r2}} I'_{dr2} + \omega I'_{qr2} + \frac{d}{dt} I_{ds} + \frac{ML_{m1}}{L_{m2}L_{r1}} \frac{dI'_{dr1}}{dt} + \frac{d}{dt} I'_{dr2} \quad (1.51)$$

$$V_{qr2} = -\omega I_{qs} - \omega \frac{ML_{m1}}{L_{m2}L_{r1}} I'_{dr1} - \omega I'_{dr2} + \frac{1}{T_{r2}} I'_{qr2} + \frac{d}{dt} I_{qs} + \frac{ML_{m1}}{L_{m2}L_{r1}} \frac{d}{dt} I'_{qr1} + \frac{d}{dt} I'_{qr2} \quad (1.52)$$

L'équation de couple est donnée :

$$C_{em} = P * L_s [(1 - \sigma_1) * (I_{qs} \cdot I_{dr_1} - I_{ds} \cdot I'_{qr_1}) + (1 - \sigma_2) * (I_{qs} \cdot I'_{dr_2} - I_{ds} \cdot I'_{qr_2})] \quad (1.53)$$

On pose :

$$P_1 = \frac{ML_{m_1}}{L_{m_2}L_{r_1}}, P_2 = \frac{ML_{m_2}}{L_{m_1}L_{r_2}}$$

On peut écrire  $P_2$  en fonction de  $P_1$  :

$$P_2 = P_1 \cdot \frac{1 - \sigma_2}{1 - \sigma_1}$$

Les équations **(1.47-53)** montrent que le fonctionnement de la machine dépend de sept paramètres électriques [ $\sigma_1$   $\sigma_2$   $T_1$   $T_2L_s$   $T_s P_1$ ] et de deux paramètres mécaniques [ $J$   $f_r$ ].

### 1.6. Technique d'identification

Dans le domaine de la détermination des modèles mathématiques des systèmes, une place importante est prise par les méthodes d'identification. Afin de déterminer un modèle mathématique, outre les systèmes d'équations décrivant au mieux leur comportement il y a, à l'intérieur de ces équations, des paramètres qu'il s'agit de déterminer. L'objectif des méthodes d'identification est alors de déterminer les valeurs spécifiques de ces paramètres, en particulier là où les méthodes classiques de mesures échouent ou se montrent lourdes à utiliser.

Quelque soient les méthodes d'identification la stratégie que l'on adopte afin de parvenir à la détermination des paramètres est la suivante :

- Choix du modèle paramétrique.
- Recherche du vecteur optimal.
- Vérification de la validité du modèle.

Ainsi à partir d'un jeu de relevés expérimentaux mesurés sur des processus réels, la première chose nécessaire est la détermination d'un critère qui puisse exprimer ces données expérimentales afin d'aboutir à une fonction appelée de coût, qui est l'indice de la capacité du modèle mathématique d'exprimer les données expérimentales.

De cette manière, l'objectif de l'identification revient à la recherche d'un vecteur de paramètres tel que le modèle puisse décrire le plus réellement possible le comportement des systèmes pour un type de fonctionnement [7, 8-9]. Il existe plusieurs méthodes paramétriques d'identification, mais en général on distingue deux groupes différents en ce qui concerne l'information sur la précision des paramètres.

Le premier groupe ne fournit aucune information sur la précision des paramètres identifiés, alors que le deuxième, qui tient compte des bruits qui perturbent le processus, associe à chaque valeur des paramètres une précision. On peut aussi classer les méthodes d'identification à partir de la manière dont on procède afin d'atteindre l'objectif. Aussi nous pouvons citer les méthodes itératives d'identification qui utilisent plusieurs fois le même jeu d'échantillons entrées-sorties et les méthodes directes qui ne l'utilisent qu'une seule fois. Cette classification est plutôt liée avec les méthodes d'optimisation utilisées.

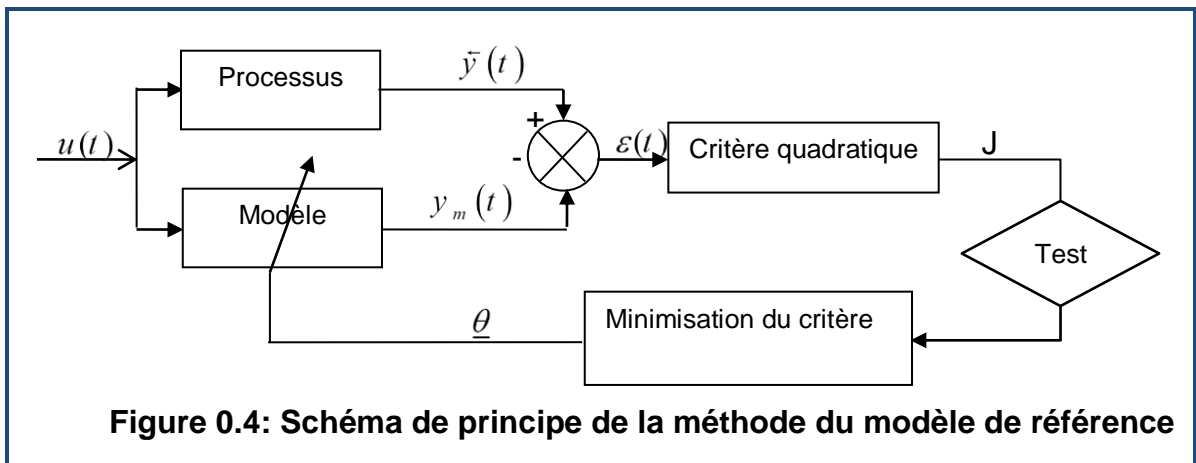
La structure du modèle dans notre cas est connue, il s'agit des équations de Park qui décrivent la dynamique de la machine asynchrone. C'est donc, un modèle du type paramétrique dont les paramètres sont liés aux équations différentielles du système, décrites dans les sections 1.4 et 1.5.

- Méthode du modèle de référence

La méthode du modèle de référence permet d'une part de déterminer les paramètres de modèle lorsque les entrées-sorties sont quelconques et de l'autre elle tolère des structures variées en ce qui concerne le modèle mathématique, lui-même. C'est pourquoi, cette méthode est extrêmement utilisée pour déterminer les paramètres des machines électriques dont le modèle est sous forme d'équations d'état.

La méthode du modèle est basée sur la comparaison du comportement de l'objet (système à identifier) et celui du modèle. Tant qu'il n'y a pas d'identité de comportement, l'objectif de la méthode est de modifier le modèle de telle sorte que l'on tende vers une meilleure conformité. Un critère est alors défini, dépendant

implicitement des paramètres du modèle, et dont la minimisation assure l'atteinte de cette conformité optimale. Cet objectif de minimisation du critère conduit alors à l'utilisation d'algorithmes classiques qui font appel à la programmation non linéaire. La méthode du modèle s'applique quelle que soit la structure du modèle (équations différentielles, fonctions de transfert, équations d'état,...etc.). La figure 1.4 montre le schéma de principe de cette méthode.



Sur ce schéma fonctionnel, on voit apparaître le processus qui est connu à travers l'observation  $\bar{y}(t)$  de son comportement alors qu'il est soumis à diverses excitations  $u$ . On voit apparaître le modèle qui est soumis à la même excitation que le processus et qui est représenté par une fonction  $f$  dépendant de  $N$  paramètres  $\theta_n (1 \leq n \leq N)$ , soit d'un vecteur de paramètres  $\underline{\theta}$ , de telle sorte que la sortie du modèle  $y_m$  soit explicitée selon la relation :

$$y_m = f(\theta) \quad (1.54)$$

On définit alors l'erreur ou l'écart de sortie  $\varepsilon$  par :

$$\varepsilon = \bar{y} - y_m \quad (1.55)$$

Et le critère quadratique que l'on cherche à minimiser est donné par :

$$J = \sum_{k=1}^k (\bar{y}_k - y_{mk})^2 = \sum_{k=1}^k \varepsilon_k^2 \quad (1.56)$$

Où  $K$  représente le nombre total d'échantillons enregistrés lors d'un essai.

On se propose alors de déterminer une estimation  $\underline{\theta}_{opt}$  de  $\underline{\theta}$  de telle sorte que  $y_{m\ opt} = f(\underline{\theta}_{opt})$  approche au mieux l'observation  $\bar{y}$ .



Le problème principal des méthodes à erreur de sortie est l'existence possible de plusieurs minima locaux vers lesquels peut converger l'algorithme d'optimisation. L'initialisation des algorithmes joue, en générale, un rôle important sur la convergence et il est nécessaire de faire appel à des procédures particulières afin d'éviter les optimums locaux.

### 1.7.Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la modélisation de la machine asynchrone triphasée. Nous avons présenté la machine asynchrone à cage dans le modèle de PARK. ensuite, une généralisation de modèle a été développée pour considérer l'effet de peau ( modèle à double cage). Finalement, nous avons présenté aussi la technique de modèle de référence en vue d'identifier les paramètres de la machine.

## CHAPITRE 2

### TECHNIQUES D'OPTIMISATION

#### 2.1.Introduction

Nombreuses sont les méthodes d'optimisation. On peut cependant les classer en deux grandes catégories : les méthodes déterministes et les méthodes approchées. Dans la première classe, on rencontre toutes les méthodes qui cherchent le minimum d'une fonction en se basant sur la connaissance d'une direction de recherche, souvent donnée par le gradient de cette fonction. Dans le cas d'optima multiples, elles s'arrêtent sur le premier rencontré. Les méthodes stochastiques sont une alternative pour pallier cet inconvénient. Les méthodes approchées les plus répandues sont les algorithmes évolutionnaires. Elles sont capables de trouver le minimum global d'une fonction même dans des castrés difficiles, mais le temps de calcul peut être élevé. Ceci est particulièrement pénalisant lorsque le calcul de la performance de chaque nouvelle solution proposée par le processus aléatoire nécessite la résolution d'un modèle éléments finis.

Dans ce chapitre nous présentons une classification des méthodes d'optimisation suivant leurs aspect déterministes ou stochastiques. Puis, une description complète des algorithmes génétiques est donnée, en suite en présentant la nouvelle méta-heuristique « Algorithme Mémétique ».

#### 2.2.Classification des méthodes d'optimisation

##### 2.2.1.Méthodes déterministes

Ces méthodes n'utilisent aucun concept stochastique. Elles peuvent impliquer des hypothèses supplémentaires sur la fonction  $f$  à optimiser telles que sa stricte convexité sa continuité ou encore sa dérivabilité. Ces méthodes peuvent être subdivisées en deux sous classes, les méthodes à base de gradient (nécessitent le calcul de dérivées), les méthodes sans calcul de dérivées.

### 1.2.1.1 Méthodes à base de gradient

Pour déterminer un optimum, ces méthodes se basent sur la connaissance d'une direction de recherche donnée souvent par le gradient de la fonction objectif par rapport aux paramètres. L'inconvénient principal des méthodes à base de gradient est que la dérivée de la fonction  $f$  n'est pas toujours connue, dans ce cas, il faut l'estimer par différences finies.

$$\frac{\Delta f}{\Delta x_i} = \frac{f(x_1, \dots, x_i + \gamma, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)}{\gamma} \quad (2.1)$$

Dans ces conditions le choix du pas du gradient  $\gamma$  est très important, il conditionne la bonne détermination de la direction de recherche. Les exemples les plus significatifs des méthodes mathématiques sont la méthode de Cauchy ou méthode de la plus grande pente [11] et la méthode du gradient conjugué [50] qui sont d'ordre un. D'autres techniques de gradient construisent une estimation du Hessien c'est-à-dire des dérivées secondes comme les méthodes DFP [13] et BFGS [14] qui sont dites quasi-Newton [50] [15] [11]. Parmi ces méthodes, la méthode du gradient conjugué, la méthode quasi-Newton, la méthode PQS. sont présentées brièvement.

#### ➤ La méthode de gradient conjugué

La méthode de gradient conjugué [22] [50] [66] [3] est une variante améliorée de la méthode de la plus grande pente, qui consiste à suivre la direction opposée au gradient. Cette méthode à l'inconvénient de créer des directions de recherche orthogonales, ce qui ralentit la convergence de l'algorithme. La méthode de Fletcher et Reeves [50] résout ce problème en déterminant la nouvelle direction de recherche à partir du gradient aux pas courant et précédent.

#### ➤ Méthode quasi-Newton

Les méthodes quasi-Newton consistent à imiter la méthode de Newton où l'optimisation d'une fonction est obtenue à partir de minimisations successives de son approximation au second ordre. Elles ne calculent pas le Hessien mais elles utilisent une approximation définie positive du Hessien qui peut être obtenue soit par l'expression proposée par Davidon-Fletcher-Powell (DFP) [14], soit par celle proposée par Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) [14].

➤ Méthode PQS

La méthode de programmation quadratique séquentielle (PQS), développée par Schittkowski en 1983 [67], est une méthode de programmation non-linéaire. Elle a été reconnue comme étant une des méthodes les plus efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation avec contraintes de taille petite et moyenne. Comme son nom le suggère, la méthode PQS trouve la solution optimale par une séquence de problèmes de programmation quadratique. A chaque itération, une approximation quadratique de la fonction objectif et des approximations linéaires des contraintes sont utilisées. Le Hessien est construit par la méthode BFGS. Une analyse canonique fournit le minimum de la fonction Lagrangienne et un déplacement est fait vers ce point.

Ces méthodes convergent rapidement et précisément vers l'optimum si celui-ci est proche du point initial. Si ces méthodes sont intéressantes en raison de leur grande rapidité de convergence, elles ont plusieurs inconvénients :

1. Les valeurs de la fonction objectif et éventuellement de ses dérivées doivent être accessibles.
2. Lorsque le gradient de la fonction n'est pas calculable directement, sa détermination par la méthode des différences finies est toujours délicate à cause de problèmes liés au choix du pas de variation pouvant conduire à des problèmes de convergence [50].
3. Ces méthodes nécessitent la résolution de systèmes matriciels pouvant être mal conditionnés [14].
4. La convergence est exclusivement locale. L'optimum trouvé dépend du point initial. La sensibilité par rapport aux conditions initiales est importante.

1.2.1.2 Méthodes sans calcul de dérivées

Elles explorent l'espace par essais successifs en recherchant les directions les plus favorables. La stratégie de Hooke et Jeeves [17], la méthode de Rosenbrock [16], ou la méthode du Simplex [19], [20] sont les plus souvent employées. Toutes ces techniques sont déterministes et locales mais elles sont beaucoup plus robustes que les méthodes à base de gradient, en particulier

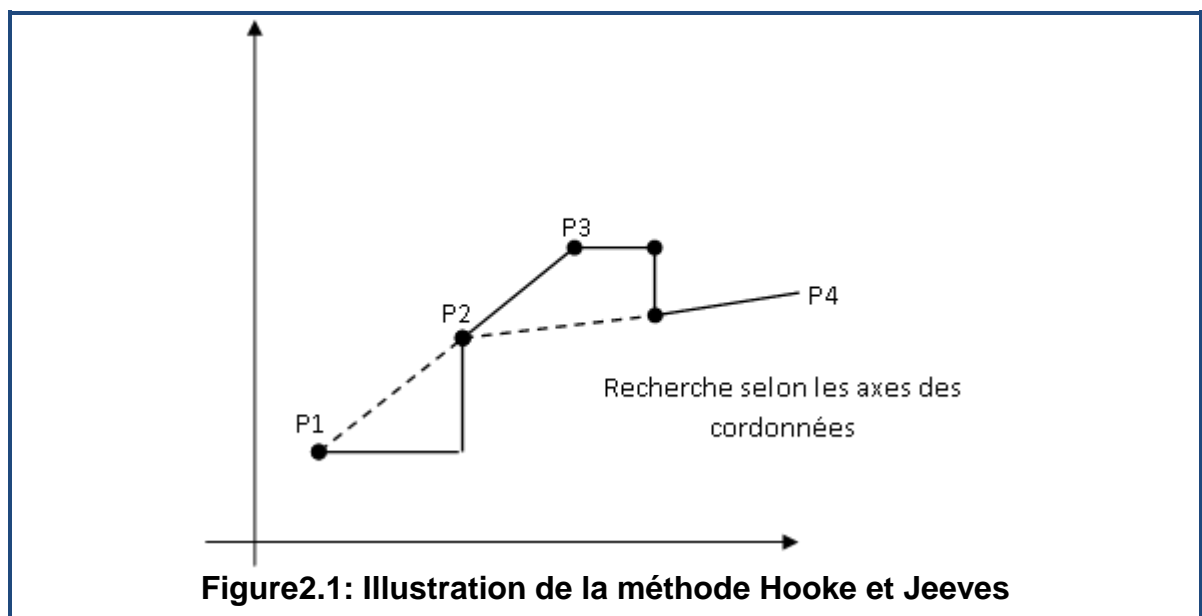
lorsque la fonction objectif est discontinue. Par contre, elles deviennent moins robustes lorsque le nombre de paramètres est élevé [21].

➤ Méthode de Hooke et Jeeves

La méthode de Hooke et Jeeves (1960) [17] appartient à la famille de méthodes directes car elle ne nécessite pas le calcul de dérivées de la fonction objectif. Chaque itération de cette méthode se décompose en deux étapes :

- ✓ une étape d'exploration qui consiste à se déplacer suivant les directions de base, de manière à améliorer la valeur de la fonction objectif.
- ✓ une étape de progression (« Pattern Search Move ») qui consiste à faire une projection suivant les deux derniers vecteurs ayant amélioré la fonction objectif.

La méthode converge rapidement quand la vallée est assez rectiligne mais plus lentement (voire pas du tout) quand elle se courbe. Lors de l'étape exploratoire, les variables sont toujours examinées dans un ordre fixé. Cette méthode est donc mieux adaptée aux problèmes où les variables de décision sont indépendantes entre elles. Cependant l'étape d'exploration est tributaire des directions initiales. La figure 2.1 illustre la méthode de Hooke et Jeeves dans le cas de deux paramètres.



Soit  $P_1$  le point initial.

1. La minimisation selon les directions constituant les paramètres donne le point  $P_2$ .
2. La minimisation suivant la direction  $P_1P_2$  donne le point  $P_3$ .
3. En démarrant du point  $P_3$ , une nouvelle recherche selon les axes donne le point  $P_4$ .
4. Une recherche selon la direction  $P_2P_4$  donne le point suivant.

Cette procédure itérative ne s'arrête jusqu'à ce que le test sur l'erreur quadratique soit satisfait.

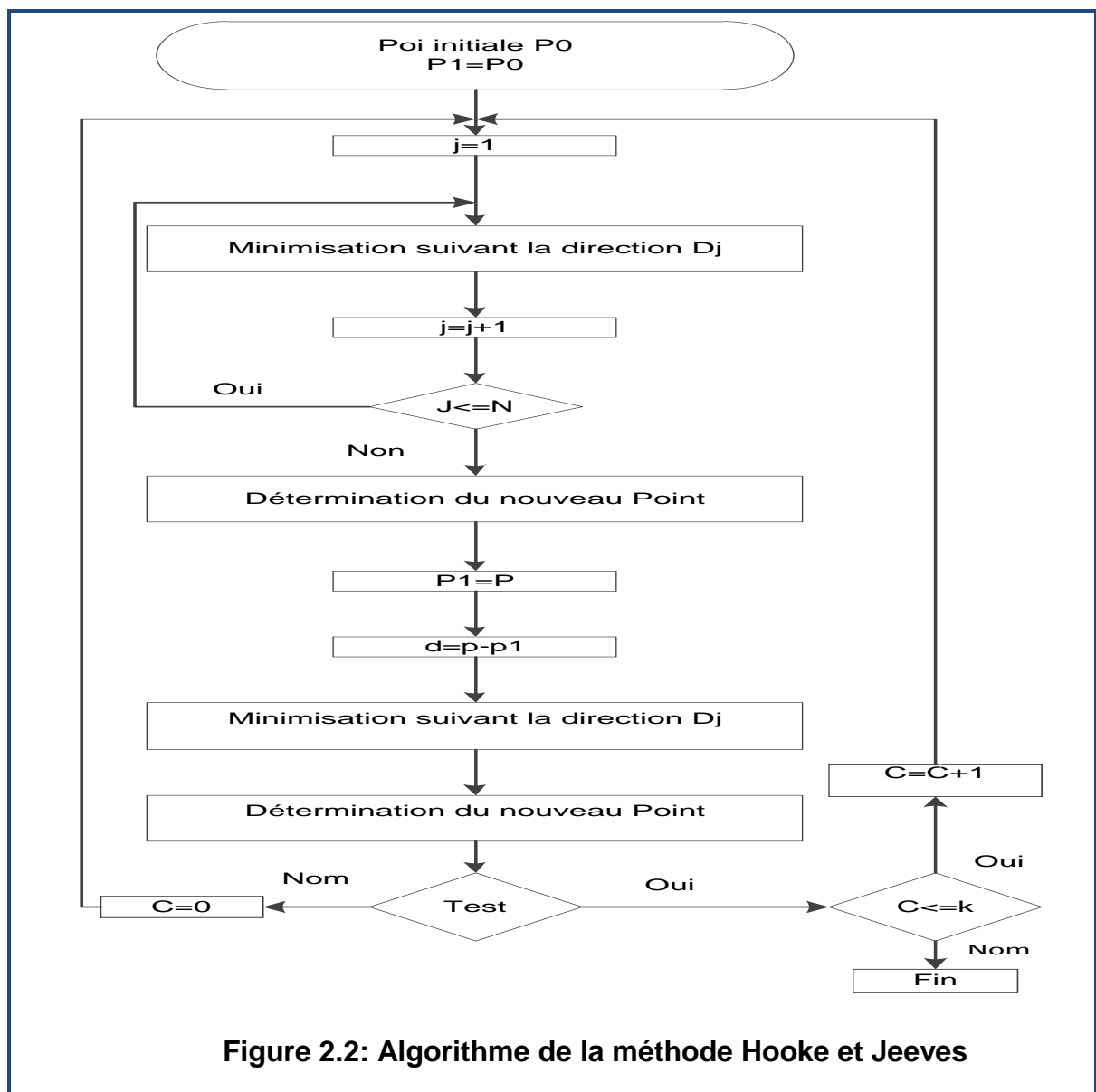


Figure 2.2: Algorithme de la méthode Hooke et Jeeves

➤ Méthode de Rosenbrock (Rosenbrock, 1960)

La méthode de Rosenbrock (dite aussi « rotation de coordonnées ») permet de rendre l'exploration indépendante des directions initiales. C'est une méthode itérative qui se décompose en deux étapes répétitives. Une étape d'exploration qui réalise des améliorations successives via des directions privilégiées, une étape globale qui permet de construire une nouvelle base dans la direction de deux sorties consécutives. La vitesse de convergence de la méthode dépend du choix de la base de départ. De plus, elle nécessite la reconstruction d'une nouvelle base à chaque itération ce qui rend la méthode coûteuse lorsque la dimension du vecteur des variables de décision est grande.

➤ Méthode du Simplex (Nelder et Mead, 1965)

Cette méthode consiste à déterminer la direction de recherche en utilisant un polyèdre formé par les  $n + 1$  meilleures solutions trouvées pendant la recherche ( $n$  correspondant à la dimension du vecteur des variables de décision). A chaque pas de l'algorithme, une nouvelle solution est générée par des opérations de réflexion, d'expansion ou de contraction par rapport au centre de gravité du polyèdre. Cette nouvelle solution remplace la plus mauvaise solution des  $n + 1$  points conservés. Contrairement aux deux précédentes méthodes, les déplacements ne se font pas d'un point à un autre du domaine de la fonction, mais par des déplacements successifs de la surface définie par le polyèdre des solutions trouvées. La méthode est donc capable de s'adapter à la topologie de la fonction objectif  $f$  et de l'espace des solutions admissibles.

### 2.2.2. Méthodes non déterministes

Les méthodes d'optimisation non déterministes s'appuient sur des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires. Cette caractéristique indique que plusieurs exécutions successives de ces méthodes peuvent conduire à des résultats différents pour une même configuration initiale d'un problème d'optimisation. Ces méthodes ont une grande capacité à trouver l'optimum global du problème. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes, elles ne nécessitent ni point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction objectif pour atteindre la solution optimale. Elles sont d'ordre zéro. Cependant, elles demandent un nombre important d'évaluations de la fonction objectif. On

peut subdiviser les méthodes non déterministes en deux familles les heuristiques et les méta-heuristiques.

### 2.2.2.1.Heuristiques

Une heuristique d'optimisation est une méthode approchée se voulant simple, rapide et adaptée à un problème donné. Sa capacité à optimiser un problème avec un minimum d'information est contrebalancée par le fait qu'elle n'offre aucune garantie quant à l'optimalité de la meilleure solution trouvée. De point de vue de la recherche opérationnelle, ces défaut n'est pas toujours un problème, tout spécialement quant seule une approximation de la solution optimale est recherchée. On peut trouver dans cette classe les méthodes gloutonnes, la méthode de Lin et Kernighan [68].

### 2.2.2.2.Les méta-heuristiques

#### 2.2.2.2.1. Les méta-heuristiques à solution unique

Les méthodes itératives à solution unique sont toutes basées sur un algorithme de recherche de voisinage qui commence avec une solution initiale, puis l'améliorer pas à pas en choisissant une nouvelle solution dans son voisinage [18]. L'intérêt de ces méthodes est qu'il existe une preuve de la convergence asymptotique. Ainsi, lorsque certaines conditions sont vérifiées, on a la garantie d'obtenir la solution optimale.

#### ➤ Le recuit simulé :

Le recuit simulé est une technique d'optimisation de type Monte-carlo généralisé à laquelle on introduit un paramètre de température qui sera ajusté pendant la recherche. Elle s'inspire des méthodes de simulations en mécanique statistique.

L'analogie historique s'inspire du recuit des métaux en métallurgie: un métal refroidi trop vite présente de nombreux défauts microscopiques, c'est l'équivalent d'un optimum local pour un problème d'optimisation combinatoire. Si on le refroidit lentement, les atomes se réarrangent, les défauts disparaissent, et le métal a alors une structure très ordonnée, équivalente à un optimum global. La méthode du recuit simulé, appliquée aux problèmes d'optimisation, considère une solution



initiale et recherche dans son voisinage une autre solution de façon aléatoire. Il est possible de se diriger vers une solution voisine de moins bonne qualité avec une probabilité non nulle. Ceci permet d'échapper aux optima locaux. Au début de l'algorithme, un paramètre  $T$ , est déterminé et décroît tout au long de l'algorithme pour tendre vers 0. De la valeur de ce paramètre va dépendre la probabilité d'acceptation des solutions détériorant (plus la température  $T$  est élevée, plus cette probabilité sera forte). La performance du recuit simulé dépend, entre autres, de la règle de refroidissement que l'on utilise. Un refroidissement trop rapide mènerait vers un optimum local pouvant être de très mauvaise qualité. Un refroidissement trop lent serait très coûteux en temps de calcul.

➤ La recherche Tabou :

La recherche tabou a été introduite par F. Glover [12] et a montré sa performance sur de nombreux problèmes d'optimisation. Les idées de bases de la recherche tabou se retrouvent également dans le travail de P. Hansen [23]. Elle n'a aucun caractère stochastique et utilise la notion de mémoire pour éviter de tomber dans un optimum local. Le principe de l'algorithme est le suivant : à chaque itération, le voisinage (complet ou sous-ensemble de voisinage) de la solution courante est examiné et la meilleure solution est sélectionnée. En appliquant ce principe, la méthode autorise de remonter vers des solutions qui semblent moins intéressantes mais qui ont peut être un meilleur voisinage.

Le risque est de cycler entre deux solutions. Pour éviter les phénomènes de cyclage, la méthode a l'interdiction de visiter une solution récemment visitée. Pour cela, une liste tabou contenant les attributs des dernières solutions visitées est tenue à jour. Chaque nouvelle solution considérée enlève de cette liste la solution la plus anciennement visitée.

Cette méthode ne s'arrête pas d'elle-même et il faut déterminer un critère d'arrêt en fonction du temps de recherche que l'on s'accroît. Ce critère peut être, par exemple l'exécution d'un certain nombre d'itérations ou la non amélioration de la meilleure solution pendant un certain nombre d'itérations. Il existe de nombreuses variantes de recherche Tabou impliquant des techniques plus ou moins sophistiquées pour intensifier ou diversifier.

#### 2.2.2.2. Les méta-heuristiques à population de solutions

Les méthodes d'optimisation à population de solutions améliorent, au fur et à mesure des itérations, une population de solutions. L'intérêt de ces méthodes est d'utiliser la population comme facteur de diversité.

##### ➤ La recherche par dispersion:

La recherche par dispersion est une méthode d'optimisation relativement ancienne décrite par Glover [52]. Cette approche évolutionnaire a pour origine les stratégies de création de règles de décision composée et de contrainte de remplacement. La recherche par dispersion opère sur un ensemble de solutions appelé l'ensemble de référence, en les combinant pour en créer des nouvelles. A la différence d'une "population" dans les algorithmes génétiques, l'ensemble de référence de solutions dans la recherche par dispersion est relativement petit. La recherche par dispersion comprend les cinq méthodes suivantes:

- Une méthode de génération de diversification pour produire une collection de solutions diverses, en utilisant une solution d'essai arbitraire (ou solution initial) comme entrée.
- Une méthode d'amélioration pour transformer une solution initiale en une ou plusieurs solutions d'essai amélioré.
- Une méthode de mise à jour de l'ensemble de référence pour construire et maintenir un ensemble de référence comprenant les meilleures solutions trouvées, organisé pour fournir l'accès efficace par d'autres parties de la méthode. L'incorporation de solutions à l'ensemble de référence est effectuée selon leur qualité ou leur diversité.
- Une méthode de génération d'un sous-ensemble pour opérer sur l'ensemble de référence, pour produire un sous-ensemble de ses solutions comme une base pour créer des solutions combinées.

Une méthode de combinaison de solutions pour transformer un sous-ensemble donné de solutions produit par la méthode de génération d'un sous-ensemble en un ou plusieurs vecteurs combinés de solutions.

##### ➤ Les colonies de fourmis (Ants System)

L'histoire de l'intelligence en essaim remonte à l'étude du comportement de fourmis à la recherche de nourriture au départ de leur nid, par Goss, Deneubourg

et leur équipe [3]. En se déplaçant du nid à la source de nourriture et vice-versa ( ce qui, dans un premier temps, se fait essentiellement d'une façon aléatoire), les fourmis déposent au passage sur le sol une substance odorante appelée phéromone, ce qui a pour effet de créer une piste chimique. Les fourmis peuvent sentir ces phéromones qui ont un rôle de marquer de chemin, quand les fourmis choisissent leur chemin, elles ont tendance à choisir la piste qui porte la plus forte concentration de phéromones. Cela leur permet de retrouver le chemin vers leur nid lors du retour. D'autre part, les odeurs peuvent être utilisées par d'autres fourmis pour retrouver les sources de nourriture détectées par leurs consœurs.

Il a été démontré expérimentalement que ce comportement permet l'émergence des chemins les plus courts entre le nid et la nourriture, à condition que les pistes de phéromones soient utilisées par une colonie entière de fourmis. Le système de fourmis (Ants System –AS) est une méthode d'optimisation basée sur ces observations proposées par Dorigo [49]. Le système de fourmis a été employé avec succès sur des nombreux problèmes ( voyageur de commerce, affectation quadratique, ...) mais les auteurs ont remarqué que l'AS n'a pas un comportement très exploratoire ce qui a conduit les auteurs à utiliser des hybridations du système de fourmis avec des recherches locales.

#### ➤ Algorithmes à essaim de particules (PSO)

Les algorithmes d'optimisation par essaim de particules (PSO) ont été introduits en 1995 par Kennedy et Eberhart comme une alternative aux algorithmes génétiques standards [67]. Ces algorithmes sont inspirés des essaims d'insectes (ou des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver de la nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation. Les individus de l'algorithme sont appelés particules et la population est appelée essaim.

Dans cet algorithme, une particule décide de son prochain mouvement en fonction de sa propre expérience, qui est dans ce cas la mémoire de la meilleure position qu'elle a rencontrée, et en fonction de son meilleur voisin. Ce voisinage peut être défini spatialement en prenant par exemple la distance euclidienne entre

les positions de deux particules ou socio métriquement (position dans l'essaim de l'individu). La nouvelle vitesse et La nouvelle direction de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin. Les algorithmes à essaim de particules peuvent s'appliquer aussi bien à des données discrètes qu'à des données continues.

### 2.3.Algorithmes Génétiques

Les algorithmes génétiques reposent sur l'analogie entre la théorie de l'évolution naturelle de Darwin et l'optimisation. Selon la théorie de Darwin, les individus d'une population les mieux adaptés à leur environnement ont une plus grande probabilité de survivre et de se reproduire, en donnant des descendants encore mieux adaptés. Comme dans les mécanismes naturels de la reproduction, les principaux opérateurs qui affectent la constitution d'un chromosome, qui code les caractéristiques des individus, sont le croisement et la mutation.

Les algorithmes génétiques ont été proposés par Holland en 1975 [70], puis développés par d'autres chercheurs tels que De Jong [69], Goldberg, et Michalewicz. C'est actuellement une des méthodes les plus diffusées et les plus utilisées dans la résolution de problèmes d'optimisation dans de nombreux domaines d'application.

Les différentes caractéristiques des algorithmes génétiques sont présentées ci-dessous, Puis on termine par un bref exposé sur les techniques d'amélioration de l'algorithme génétique qui sont des outils d'aide pour avoir un algorithme génétique performant et de degré d'efficacité élevé.

#### 2.3.1.Principe des Algorithmes Génétiques

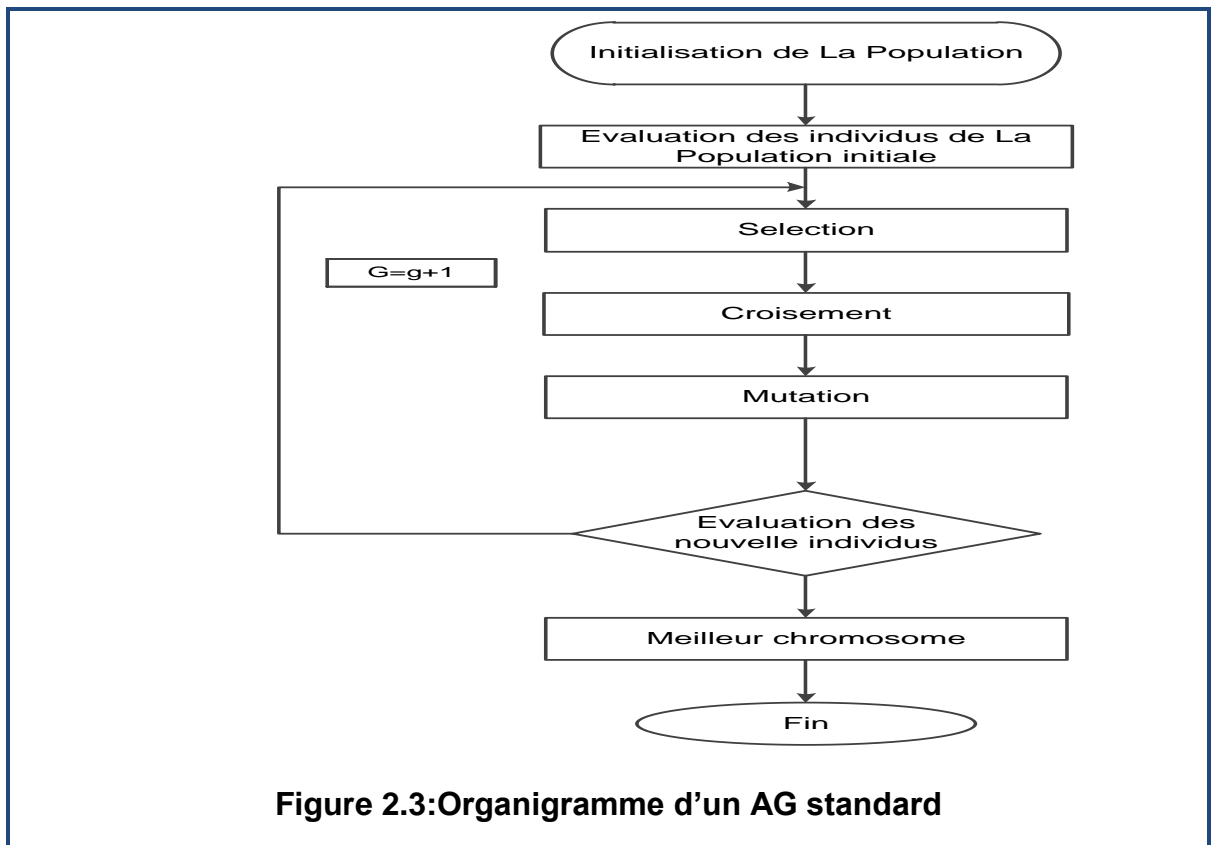
Les algorithmes génétiques commencent avec une population de créatures artificielles (chaînes de caractère) analogues aux chromosomes en nature qui évoluent par l'application de plusieurs opérateurs (modélisant le test de survie naturelle) vers la solution optimale ou du moins vers une solution proche de celle-ci (quasi-optimale). Une solution (chromosome) résout ce problème, si elle satisfait une fonction de performance donnée. L'ensemble des solutions est

appelé une espace des solutions. L'objectif de la procédure de recherche est de localiser une solution satisfaisante.

Une description abstraite de l'AG de base peut se faire selon les étapes suivantes :

1. Initialiser aléatoirement une population de chromosomes (individus).
2. Evaluer chaque chromosome dans la population. A chaque chromosome est associée une fonction de cout ou fonction d'aptitude déterminant son rang dans la population. Cette fonction est arbitraire final décidant la vie ou la mort de chaque individu.
3. Créer de nouveaux chromosomes, en appliquant les opérateurs de la sélection et de la reproduction.
4. Evaluer les nouveaux chromosomes (les descendants) et les insérer dans la population pour construire une nouvelle génération.

Ce processus se répète jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt de l'AG qui est généralement spécifié par un nombre maximale de générations.



L'organigramme suivant donne une description générale de l'algorithme génétique[26]. En se basant sur le principe de fonctionnement des AG, on peut identifier quelques différences avec les méthodes classiques d'optimisation. Ces différences sont [25]:

- Les AG possèdent une représentation codée et cherchent une représentation dans l'espace des solutions et non pas directement dans le domaine original.
- Les AG utilisant une population de solutions à la place d'une seule solution (un espace de recherche plus vaste, limité par la taille de la population).
- Les AG utilisant des règles de transition probabilistes et non déterministes (pseudo aléatoires) comme outils pour guider l'exploration à travers les régions de l'espaces de recherche (une procédure pseudo aléatoires n'implique pas nécessairement une exploration sans direction).

Les AG n'utilisent que les valeurs de la fonction à optimiser, pas sa dérivée ou une autre connaissance auxiliaire (ils utilisent une information globale à partir de l'espace entier).

#### 2.3.1.1. Réglage des paramètres des algorithmes génétiques

Une des difficultés dans l'utilisation de ces méta-heuristiques est de trouver une configuration au problème à traiter. Cette dernière incluse la taille de la population et les critères d'arrêt, les taux respectifs de la mutation, du croisement et de la sélection, ainsi que le type de ces opérateurs de reproduction.

Nous touchons là au problème délicat du réglage des paramètres de l'algorithme. Celui-ci doit être optimisé pour chaque type de problème traité, ce qui constitue une part importante du travail de l'utilisateur. Les caractéristiques de l'algorithme doivent être adaptées à la topologie du paysage dessiné par la fonction fitness. L'ensemble problème-méthodes-paramètres constitue donc un tout. Certaines études en témoignent ou les paramètres d'un AG sont réglés et optimisés par un autre AG. L'AG est efficace si :

- L'évaluation est juste : un individu évalué fort l'est effectivement.

- La méthode de génération d'individus (croisement, mutation,) doit permettre une bonne exploration de toutes les possibilités et être potentiellement améliorant.
- Tous les individus possibles et imaginables doivent pouvoir être créés.

La possibilité de produire un individu meilleur que ses parents ne doit pas être faible. Si elle est nulle, aucune amélioration n'est possible et si elle n'est pas assez forte, l'apparition d'un individu intéressant ne pourra pas avoir lieu dans un délai raisonnable. Une population trop petite évoluera probablement vers un optimum local peu intéressant. Une population trop grande sera inutile car le temps de convergence sera excessif. La taille de la population doit être choisie de façon à réaliser un bon compromis entre le temps de calcul et la qualité de résultat.

Aussi, il faut être conscient que la taille de la population dépend de la puissance de dont nous disposons, des méthodes utilisées (sélection et opérations génétiques), du nombre de variables considérées et de la fonction d'adaptation. Si la fonction à optimiser comporte peu d'optima locaux et un optimum global net, la population nécessaire sera plus petite que dans le cas d'une fonction beaucoup plus compliqué comportant de nombreux optima locaux.

#### 2.3.1.2. Avantages et limites des Algorithmes Génétiques

Les AG présentent plusieurs avantages :

- Aucune hypothèse à faire sur l'espace de recherche.
- Nombreuses méthodes disponibles.
- Solutions intermédiaires interprétables.
- Adaptation rapide à de nouveaux environnements.
- Parallélise et distribution aisées.
- Les représentations facilitent la compréhension.

Quant aux limites des AG, nous les résumons comme suit :

Ils sont le plus souvent difficiles à mettre en œuvre : des paramètres comme la taille de la population ou le taux de mutation sont parfois difficile à déterminer. Le succès de l'évolution en dépend et plusieurs essais sont donc nécessaires, ce qui limite encore l'efficacité de l'algorithme. En outre, choisir une bonne fonction d'évaluation est aussi critique. Celle-ci doit prendre en compte les bons paramètres du problème. Elle doit donc être choisie avec soin.

- Aucune garantie de solution optimale en un temps fini.
- Initialisation de plusieurs paramètres, importance du choix des méthodes.
- Coût d'exécution important. Ils nécessitent de nombreux calculs, en particulier au niveau de la fonction d'évaluation.
- Possibilité de convergence vers des optimums locaux.

### 2.3.1.3.Codage et espace de recherche

Le codage associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modélisation mathématique du problème traité. La qualité du codage des données conditionne le succès de l'algorithme génétique. Le codage binaire a été très utilisé à l'origine. Les codages réels sont désormais largement utilisés, notamment dans les domaines applicatifs pour l'optimisation de problèmes à variables réelles.

#### 2.3.1.3.1.Codage

Explicitement, l'algorithme génétique manipule des populations d'individus qui est le point auquel nous appliquons la fonction fitness. Chaque individu est représenté par une chaîne de caractères. Cependant, nous pouvons considérer qu'implicitement, il manipule des schémas. Ce concept introduit une nouvelle notion, la brique élémentaire ou schème. Un schème est un fragment d'individu de longueur donnée comportant un certain nombre de positions instanciées. A chaque variable d'optimisation notée  $X_i$  ou paramètre du dispositif, nous faisons correspondre un gène. Un chromosome est une suite de gènes. Une population est un ensemble de chromosome.

Par exemple, si une population a une taille égale à 100 et si le nombre de variables de la fonction de fitness est égal à 15, alors elle sera représentée par



une matrice de 100 lignes et 15 colonnes. Il y a trois principaux types de codage utilisables, et nous pouvons passer de l'un à l'autre.

➤ Codage Binaire

Le codage binaire est le plus utilisé. Chaque gène dispose de même alphabet binaire 0 ou 1. Un gène est alors représenté par un entier long de 32 bits, les chromosomes qui sont des suites de gènes sont représentés par des tableaux de gènes et les individus de notre espace de recherche sont représentés par des tableaux de chromosomes.

Un des avantages du codage binaire est que nous pouvons facilement coder toutes sortes d'objets dont des réels, des entiers, des valeurs booléennes et des chaînes de caractères. Cela, nécessite simplement l'usage de fonctions de codage et de décodage pour passer d'une représentation à une autre.

Le codage binaire présente les inconvénients suivants [64] :

- Il peut être difficile d'adapter ce codage à certains problèmes. La représentation binaire traditionnelle utilisée pour les AG crée des difficultés pour les problèmes d'optimisation de grandes dimensions à haute précision numérique. Par exemple, si nous devons utiliser 100 variables appartenant au domaine et si nous avons besoin d'une précision de l'ordre de  $10^{-6}$ , nous devons utiliser des chromosomes d'une longueur de  $l = 3000$ . Cela, en retour, génère un espace de recherche de l'ordre de  $10^{30}$ .

Pour de tels problèmes, les AG basées sur des représentations binaires ont de faibles performances.

- Suivant le problème, la résolution de l'algorithme peut être coûteuse en temps.
- Le croisement et la mutation peuvent être inadaptés pour la création, par exemple, d'individus n'appartenant pas à l'espace de recherche.

➤ Codage réel

Les études ont montré que la représentation réelle aboutit souvent à une meilleure précision et qu'en règle générale le gain en termes de temps de calcul est important. Ainsi, une représentation plus naturelle du problème offre des solutions plus efficaces. Cela, peut-être utile notamment dans le cas où nous recherchons le maximum d'une fonction réelle. En utilisant le codage réel, l'individu n'est alors plus qu'un nombre réel dans l'espace des valeurs permis. L'opérateur de sélection reste identique.

➤ Codage de Gray

Dans le cas d'un codage binaire, nous utilisons la distance de Hamming comme mesure de la dis-similarité entre deux éléments de la population. Cette mesure compte les différences de bits de même rang de ces deux séquences. La distance de Hamming entre deux chaînes de bits est le nombre de bits qui diffèrent de l'une à l'autre. C'est à ce niveau que le codage binaire commence à montrer ses limites. En effet, deux éléments voisins en termes de distance de Hamming ne codent pas nécessairement deux éléments proches dans l'espace de recherche. Cet inconvénient peut-être évité en utilisant un codage de Gray. Le codage de Gray est un codage qui a comme propriété qu'entre un élément ' $n$ ' et un élément ' $n + 1$ ', donc voisin dans l'espace de recherche, un seul bit diffère.

2.3.1.3.2.Espace de recherche

Il s'agit de la composante principale de l'algorithme et qui est préalable aux autres. Dans de nombreux cas, l'espace de recherche est totalement déterminé par le problème à résoudre. Cet espace où sont appliqués les opérateurs génétiques, est appelé espace génotypique et l'espace de recherche initiale, dans lequel est calculée la performance des individus, est appelé espace de phénotypique. Parmi les espaces de recherche les plus utilisés, nous citons :

- L'espace de recherche  $\Omega$  tel que

$$\Omega = \{0,1\}^N \quad (2.6)$$

La justification de l'utilisation intensive de cet espace de recherche particulier est fondée à la fois sur des considérations théoriques et sur un parallèle encore plus précis avec la biologie puisqu'une chaîne de bits est assimilée à un chromosome ;

- Les vecteurs réels : c'est le cas le plus fréquent en calcul numérique.  $\Omega$  est un sous-espace de  $\mathbf{R}^n$ , borné ou non. Nous parlons alors d'optimisation paramétrique.

### 2.3.2.Mécanismes d'un algorithme génétique

A partir d'une population initiale de chromosomes (chaines de caractères) créée aléatoirement, l'AG génère de nouveaux chromosomes pour construire une nouvelle génération, en effectuant les opérations génétiques suivants :

- Sélection.
- Reproduction.

Ces opérations constituent l'étape d'évolution qui s'opère sur les chromosomes.

#### 2.3.2.1.Sélection

C'est le lien entre les chromosomes et les résultats de leurs structures décodées. La sélection d'une solution se fera aléatoirement en fonction de sa qualité/adéquation liée à la qualité de résolution du problème. Cette opération permet aux chromosomes codant de bonnes structures de se reproduire le plus souvent que ceux qu'ils ne le sont pas. Plusieurs méthodes de sélections sont proposées pour réaliser cet objectif [25].

Nous présenterons ici les plus connues :

- La méthode roulette Wheel (loterie biaisée).
- La sélection par tournois.
- La sélection par rang.
- La méthode d'élitisme.
- La sélection uniforme.

#### ❖ La méthode roulette Wheel (loterie biaisée)

Son principe est équivalent à une recherche linéaire sur une roue de fortune (loterie) dont les sections ont des tailles proportionnelles aux valeurs des fonctions d'aptitude des chaînes.

Soit :  $F_i$  La valeur de la fonction d'aptitude associée au  $i^{ème}$  individu.

$F_s = \sum_{i=1}^N F_i$ , ou la taille de la population.

Soit  $P_i = \frac{F_i}{F_s}$ , la probabilité pour que le  $i^{\text{ème}}$  individu soit choisi pour participer

à la recombinaison génétique et  $C_i = \sum_{j=1}^i P_j$  : la probabilité cumulée. Le  $i^{\text{ème}}$  individu est sélectionné si sa probabilité cumulée  $C_i$  est plus grande qu'une certaine valeur comprise entre 0 et 1 générée aléatoirement. Une fois que l'opération de la sélection est terminée, la reproduction entre en jeu.

#### ❖ La sélection par tournois

Cette méthode est celle avec laquelle on obtient les résultats les plus satisfaisants. Le principe de cette méthode est le suivant : on effectue un tirage avec remise de deux individus de P, et on le fait "combattre". Celui qui a la fitness la plus élevée l'emporte avec une probabilité P compris entre 0.5 et 1. On répète ce processus n fois de manière à obtenir les n individus de P' qui serviront de parents. La variance de cette méthode est élevée et le fait d'augmenter ou de diminuer la valeur de P permet respectivement de diminuer ou d'augmenter la pression de la sélection.

#### ❖ La sélection par rang

La sélection par rang est une variante du système de roulette. Il s'agit également d'implémenter une roulette, mais cette fois-ci les secteurs de la roue ne sont plus proportionnels à la qualité des individus, mais à leur rang dans la population triée en fonction de la qualité des individus.

D'une manière plus parlante, il faut trier la population en fonction de la qualité des individus puis leur attribuer à chacun un rang. Les individus de moins bonne qualité obtiennent un rang faible (à partir de 1). Et ainsi en itérant sur chaque individu on finit par attribuer le rang N au meilleur individu (où N est la taille de la population). La suite de la méthode consiste uniquement en l'implémentation d'une roulette basée sur les rangs des individus. L'angle de chaque secteur de la roue sera proportionnel au rang de l'individu qu'il représente.

❖ La méthode d'élitisme

Cette méthode consiste à sélectionner les  $N$  individus dont on a besoin pour la nouvelle génération  $G$  en prenant les  $N$  meilleurs individus de la population  $P$  après l'avoir triée de manière décroissante selon la fitness de ses individus.

❖ La sélection uniforme

La sélection se fait aléatoirement, uniformément et sans intervention de la valeur d'adaptation. Chaque individu a donc une probabilité  $1/N$  d'être sélectionné, ou  $N$  est le nombre totale d'individus dans la population ou la taille de la population.

### 2.3.2.2. La reproduction

C'est là où l'évolution prend place. Cette opération permet la combinaison d'une nouvelle génération, en appliquant les opérations génétiques :

- Croisement.
- Mutation

#### A. Croisement

Le cross-over ou recombinaison utilisé par les algorithmes génétiques est la transposition informatique du mécanisme qui permet, dans la nature, la production de chromosomes qui héritent partiellement des caractéristiques des parents. Son rôle fondamental est de permettre la recombinaison des informations présentes dans le patrimoine génétique de la population. Aussi, il favorise l'exploration de l'espace de recherche. Le choix d'une technique de croisement est souvent limité par la nature même du problème, sinon c'est le programmeur de faire le bon choix, ce qui n'est pas une tâche simple. Ce choix dépend de la façon dont le programmeur a choisi de représenter les solutions. La notion de chromosome est indissociable de ces techniques de reproduction, dont les plus connues sont le croisement :

- En un point ou simple : nous sélectionnons les génotypes de deux individus sur lesquels nous choisissons au hasard le même point de coupure ou de croisement. Nous échangeant alors les fragments ou segments situés après ce point pour donner naissance à deux nouveaux génotypes selon une probabilité de croisement  $pc$ .

- En deux points ou double : de la même façon que précédemment mais avec deux points de coupure et en échangeant les fragments situés entre ces deux points.
- Croisement arithmétique (Seulement dans le cas de codage réel), le principe est le suivant : Soient  $a$  et  $b$  deux chromosomes sélectionnés à l'opération de croisement, les résultats sont :

$$a_1 = r * b + (1 - r) * a; \quad (2.15)$$

$$b_1 = r * a + (1 - r) * b; \quad (2.16)$$

Où  $r$  est un facteur aléatoire appartient à l'intervalle  $[0,1]$ .

Un taux de croisement élevé peut être bon pour l'exploitation de solutions de même type, surtout vers les dernières générations, pour conserver une bonne convergence vers une solution unique.

Par contre, un taux de croisement élevé dans les premières générations peut engendrer soit une convergence prématurée de l'algorithme vers un minimum local ou retarder la convergence, car de bons individus risquent d'être croisés trop rapidement par rapport à l'amélioration que la sélection peut apporter. Pratiquement la probabilité de croisement est comprise entre 0.5 et 0.9.

#### A. Mutation

L'opérateur de mutation modifie de manière complètement aléatoire les caractéristiques d'une solution, ce qui permet d'introduire et de maintenir la diversité au sein de notre population de solutions. Cet opérateur joue le rôle d'un "élément perturbateur", il introduit du "bruit" au sein de la population. En effet, une mutation pouvant intervenir de manière aléatoire au niveau de n'importe quel locus, on a la certitude mathématique que n'importe quel permutation de notre chaîne de bits peut apparaître au sein de la population et donc que tout point de l'espace de recherche peut être atteint.

Les opérations génétiques à savoir la sélection, la mutation et le croisement sont généralement suffisants pour accomplir la tâche d'optimisation. L'AG dans ce cas sera considérée comme une boîte noire d'optimisation de fonctions ne nécessitant aucune connaissance sur le domaine. Cependant, l'amélioration de

L'AG standard et éventuellement la connaissance du domaine peuvent être introduites et exploitées pour améliorer les performances de L'AG.

### 2.3.3. Remplacement

Le remplacement consiste à réintroduire les descendants obtenus par application successive des opérateurs de sélection, de croisement et de mutation dans la population de leurs parents P. ils vont remplacer une certaine proportion de ceux-ci, proportion pouvant bien sûr être choisie. Le rapport entre le nombre d'individus nouveaux allant être introduits dans la population P et le nombre d'individus de cette population est connu sous le nom de saut de génération. Nous trouvons essentiellement deux méthodes de remplacement [67] :

- Remplacement stationnaire :

Dans ce cas, les enfants remplacent automatiquement les parents sans tenir compte de leurs performances, et le nombre d'individus de la population ne varie pas tout au long du cycle d'évolution simulé, ce qui implique l'initialisation de la population avec un nombre d'individus suffisant, cette méthode peut être mise en œuvre de deux façons différents :

- La première se contente de remplacer la totalité de la population P par la population P'. cette méthode est connue sous le nom de remplacement générationnel et nous avons donc un saut de génération qui vaut 1
- La deuxième méthode consiste à choisir une certaine proportion d'individus de P' qui remplaceront leurs parents.

Ce type de remplacement engendre une population ayant une grande variation et ce fait favorise la dérivée génétique qui se manifeste, d'autant plus que la population est de petite taille. De plus dans bien des cas, étant donné que même un enfant ayant une faible performance remplace forcément un parent, nous n'atteignons pas la meilleure solution mais nous nous en approchons seulement.

- Remplacement élitiste :

Dans ce cas, nous gardons au moins l'individu possédant les meilleures performances d'une génération à la suivante. En générale, nous pouvons partir du principe qu'un nouvel individu enfant prend place au sein de la population que s'il remplit le critère d'être plus performant que le moins performant des individus de la population précédente. Donc, les enfants d'une génération ne remplaceront pas nécessairement leurs parents comme dans le remplacement stationnaire et par la même la taille de la population n'est pas figée au cours du temps. Ce type de stratégie améliore les performances des algorithmes génétiques dans certains cas. Mais présente l'inconvénient d'augmenter le taux de convergence prématuré. Néanmoins, des implémentations plus fines procèdent de manière différente. Le taux de remplacement n'est pas de 100%.

#### 2.3.4. Amélioration de L'algorithme génétique

Etant donnée une représentation efficace des solutions du problème et l'ensemble des opérations pouvant générer de meilleurs chromosomes (enfants) à partir de bons parents, l'algorithme génétique peut produire des populations de plus en plus meilleurs jusqu'à l'aboutissement final à un résultat coïncidant avec l'optimum global ou proche de l'optimal. Plusieurs améliorations ont été proposées et introduites sur l'algorithme génétique afin de réaliser cet objectif.

##### ❖ L'hybridation et l'adaptation

Les AG dans leur version de base (codage binaire, croisement en un point et mutation avec paramètres constants :  $P_c, P_m$  et la taille de la population) sont de bonnes procédures d'optimisation, mais pas pour tous les types de problèmes. Les difficultés d'emploi des algorithmes génétiques comme méthodes d'optimisation sont liées principalement au mode de représentation du problème sous forme traitable par les algorithmes génétiques (problème de codage). Donc, il est nécessaire d'adapter l'algorithme génétique avec l'application désirée.

Une autre façon d'amélioration l'algorithme génétique est l'hybridation avec d'autres méthodes classiques d'optimisation, ce qui permet d'exploiter l'expérience de la méthode classique et l'efficacité de l'AG dans un sens coopératif.



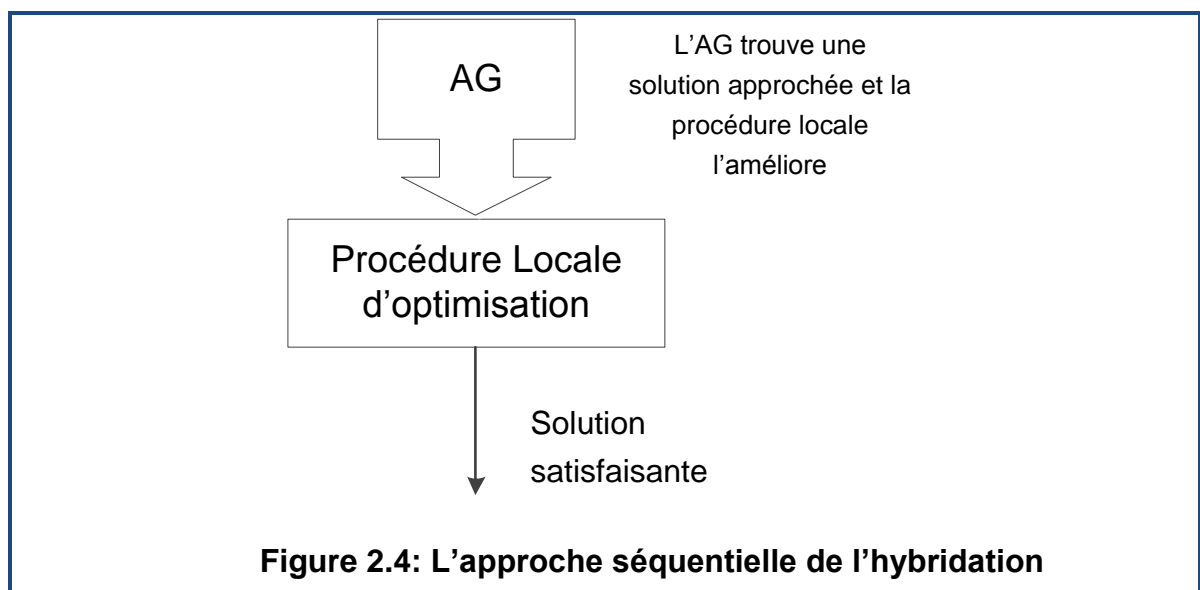
Davis [28] propose trois principes d'adaptation ou d'hybridation des AG avec d'autres environnements :

1. Utiliser le codage courant du problème : utiliser si possible la même technique de codage de l'algorithme génétique standard pour ne pas trop éloigné des principes de base.
2. Hybrider là où c'est possible : incorporer les aspects positifs de la méthode classique dans l'algorithme hybride.
3. Adapter les opérations génétiques : créer des opérateurs bien adaptés au mode de codage utilisé par analogie avec les opérateurs génétiques employés dans l'algorithme génétique standard (c'est-à-dire, incorporer les heuristiques propres au modèle sous forme de nouveaux opérateurs).

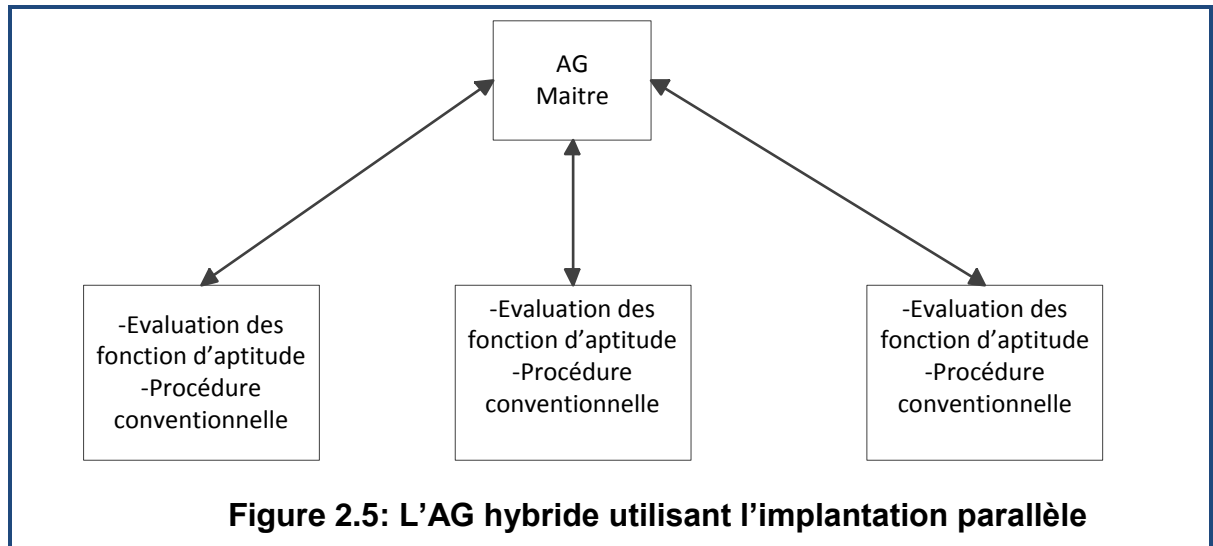
L'hybridation d'après Goldberg [25] peut se faire selon deux approches :

- Approche séquentielle.
- Approche parallèle.

Dans l'approche séquentielle, l'algorithme génétique effectue un nombre bien déterminé d'itérations (de génération) et l'autre méthode avec laquelle s'hybride l'algorithme génétique continue la recherche ou l'exploration d'une solution satisfaisante. Comme montre la figure suivante :



Dans l'approche parallèle, l'algorithme génétique doit s'hybrider avec plusieurs processeurs en parallèle ayant une capacité de traitement suffisante pour que les évaluations des fonctions cout associées à chaque chaine soient réalisées simultanément pour différentes chaines dans une génération.



De cette façon, les processeurs parallèles peuvent être pour l'évaluation des fonctions d'aptitude des chaines, ils peuvent aussi être utilisés pour réaliser des itérations du procédé d'exploration conventionnelle afin d'essayer d'améliorer la chaine actuelle. La figure qui suit montre l'interaction de l'algorithme génétique « le maitre » avec les processeurs « esclaves » (l'algorithme génétique dirige les activités des processeurs).

Les techniques hybrides représentent une façon d'utiliser l'information auxiliaire pour accélérer le processus d'exploration génétique d'un côté, de l'autre côté permettent d'exploiter efficacement les connaissances sur la procédure conventionnelle, ce qui améliore la convergence.

#### 2.4.Algorithmes Mémétiques

Les algorithmes mémétiques sont introduits pour la première fois par Moscato1989 [27]. Fondamentalement, ils hybrident les algorithmes génétiques avec des méthodes de recherche locale. Pour cette raison, certains chercheurs les ont vus comme des algorithmes génétiques hybrides [28, 29, 51, 57, 53, 54, 55].

Pourtant, les combinaisons avec des heuristiques constructives ou les méthodes exactes peuvent aussi appartenir à cette classe d'algorithmes. Ils ont reçu la dénomination d'algorithme génétique parallèle [56,66]. Finalement, ils sont marginalement appelés algorithmes de recherche locale génétique [58, 59].

La combinaison qui semble la plus fructueuse est celle qui utilise une méthode de recherche locale dans l'algorithme génétique. On remarque que les algorithmes génétiques peuvent être une bonne solution pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire. Cependant, un inconvénient d'un algorithme génétique est que les opérateurs standards de croisement et de mutation ne permettent pas d'intensifier suffisamment la recherche comme le rappellent [60]. L'opérateur de mutation apporte une légère modification à l'individu. Son rôle est de favoriser la diversification des individus alors que la sélection se charge de conserver les meilleurs. C'est pourquoi les algorithmes génétiques sont souvent hybridés avec des méthodes de recherche locale ou des méthodes exactes. Des deux méthodes sont souvent complémentaires car l'une permet de détecter de bonnes régions dans l'espace de recherche alors que l'autre se concentre de manière intensive à explorer ces zones de l'espace de recherche [27]. Ainsi, on peut explorer rapidement les zones intéressantes de l'espace de recherche pour les exploiter en détail.

Bien qu'il existe de multiples façons de concevoir un algorithme génétique, et que les méthodes de recherche locale soient aussi très nombreuses, l'hybridation la plus fréquente est de trouver dans un algorithme mémétique l'opérateur de recherche locale qui remplace ou succède à la mutation [61]. En même temps, l'opérateur de croisement est adapté au problème traité [62, 63, 64].

Les composants principaux qui jouent un rôle important dans les algorithmes Mémétiques sont les suivants :

- La population initiale : Comme dans tout problème d'optimisation, une connaissance de bons points de départ conditionne la rapidité de la convergence vers l'optimum. Si la position de l'optimum dans l'espace de solutions est totalement inconnue, il est naturel de générer aléatoirement des individus dans l'espace de recherche.

- La sélection : Elle permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais.
- L'opérateur de croisement : Dans un processus itératif, à chaque pas, deux individus (parents) de la population sont sélectionnés et recombinaison afin d'obtenir un nouvel individu (fils).
- L'opérateur de recherche locale : Il est appliqué au nouvel individu afin de l'améliorer.
- La condition d'arrêt : En général, on fixe un nombre de générations ou un temps d'exécution est imposé. Dans d'autres cas, on arrête lorsque la population cesse d'évoluer ou n'évolue plus suffisamment rapidement.

## 2.5.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes d'optimisation avec une classification suivant leur aspect déterministe ou non. Nous avons présenté une étude détaillée sur les algorithmes génétiques. L'intérêt de ces algorithmes est de produire des solutions diversifiées, en temps contrôlable. Afin de les appliquer à un problème particulier, il est nécessaire de définir convenablement la fonction d'évaluation et le codage d'une solution.

Ces algorithmes nécessitent également la définition d'opérations, aussi bien de mutation que de croisement, en adéquation avec le problème. Dans de nombreux cas, ils peuvent être difficiles à paramétrer.

Ils peuvent être efficaces dans la résolution d'un problème en apportant assez rapidement une solution acceptable. Puis nous avons présenté les Algorithmes Mémétiques qui sont des algorithmes génétiques avec une recherche locale.

## **CHAPITRE 3**

### **IDENTIFICATION PARAMETRIQUE**

### **À L'AIDE DES ALGORITHMES GENETIQUES**

#### 3.1.Introduction

Dans ce chapitre, Nous déterminons simultanément les paramètres électriques et mécaniques de la machine en utilisant les deux modèles à simple cage et à double cage. Chaque modèle ayant comme vecteur d'état, les courants statoriques, les courants rotoriques et la vitesse. Comme signaux d'entrées-sorties, nous n'utilisons que le courant d'alimentation d'une phase statorique et la tension simple correspondante. Nous explorons l'espace paramétrique de la machine à l'aide des algorithmes génétique. Nous validons ensuite les résultats par simulation des relevés expérimentaux effectués sur un moteur asynchrone triphasé.

#### 3.2.Application des algorithmes pour l'identification paramétriques

Au début de la procédure, l'algorithme génétique génère une population aléatoire de chaîne représente les paramètres du la machine. Ces chaînes sont injectées sur le modèle, ce qui permet de connaître l'état de la sortie du modèle. Pour obtenir un coût de chaque chaîne, l'algorithme génétique doit avoir un modèle du système pour évaluer le critère de performance, ce dernier est la minimisation de l'erreur totale (erreur quadratique entre l'état actuel du Processus et du modèle).

Après l'évaluation de tous les chromosomes de cette population initiale, une nouvelle génération sera obtenue en appliquant les opérateurs génétiques (croisement et mutation). Ce processus se répète jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt de l'algorithme génétique.

### 3.2.1.Codage des paramètres

Une solution (chromosome) est la suite des paramètres recherchés organisés dans un seul vecteur et chaque paramètre est repérable par sa position.

Dans le cas de la MAS à cage simple la solution contient les paramètres suivants :

$\sigma$  : Coefficient de dispersion.

$T_s, T_r$  : Constantes de temps statorique et rotorique.

$L_s$  : Inductance cyclique statorique.

$J$  : Moment d'inertie de rotor.

$f$  : Coefficient de frottement.

Dans le cas de la MAS à cage double la solution contient les paramètres suivants :

$\sigma_1, \sigma_2$  : Coefficients de dispersion pour chaque rotor.

$T_s, T_{r1}, T_{r2}$  : Constantes de temps statorique et rotoriques.

$L_s$  : Inductance cyclique statorique.

$P_1$  : Coefficient de couplage entre les deux rotors.

$J$  : Moment d'inertie de rotor.

$f$  : Coefficient de frottement.

Ces paramètres sont codés en réel.

### 3.2.2.Mécanisme de l'Algorithme Génétique

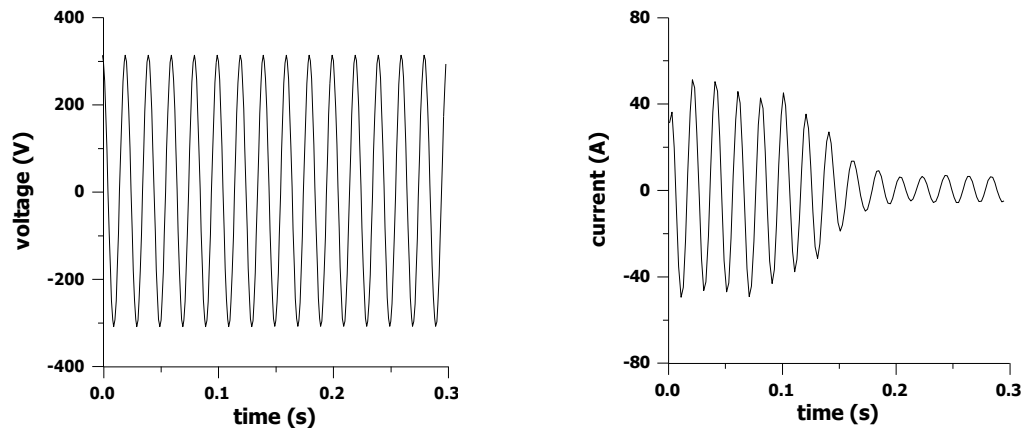
L'Algorithme Génétique utilise la sélection par rang linéaire ou parabolique pour la reproduction, un opérateur de croisement et la mutation. Et enfin pour mettre une limitation à la divergence génétique, une des stratégies d'élitisme a été introduite pour construire une nouvelle génération plus performante que la précédente. Le critère d'arrêt de l'Algorithme Génétique est fixé par un nombre bien déterminé de non amélioration de meilleur solution (c'est-à-dire, si la meilleure solution n'améliore plus un nombre de fois donné, l'algorithme s'arrête). Pour tester la validité de la méthodologie proposée, nous utilisons des données simulées (une machine qui nous avons leur paramètres).

### 3.3.Identification à l'aide des données simulées

À l'aide de données simulées nous nous proposons de :

- Valider les programmes développés.
- Montrer que la connaissance du courant et de la tension est suffisante pour déterminer simultanément les paramètres électriques et mécaniques caractérisant la machine.
- Montrer que La fonction quadratique permet une approximation convenable de la fonction coût à minimiser, quelques raisons pour cela :
  - ✓ Une fonction quadratique est une des plus simples fonctions avec minimum bien déterminé.
  - ✓ Une fonction générale développée autour d'un minimum local  $\theta(k)$  est bien approchée par une fonction quadratique (série de Taylor d'ordre 2).
  - ✓ Même éloigné du minimum, il semble préférable d'utiliser une approximation du type quadratique. Cette approximation est plus efficace que l'approximation linéaire. La raison est liée au fait que le développement de la fonction cout en série de Taylor au second ordre permet de conserver une bonne précision sur un voisinage plus étendu qu'avec l'approximation au premier ordre.
  - ✓ Les méthodes basées sur une fonction quadratique peuvent être invariantes lorsqu'on fait une transformation linéaire de variables (mise à l'échelle).

Les données simulées sont obtenues par résolution numérique du système non linéaire (1.30) (décrivant le fonctionnement complète de la machine) par la méthode de Range-Kutta en utilisant les paramètres d'un moteur asynchrone triphasé bien connu. Les données sont obtenues en alimentant le moteur par une tension sinusoïdale.



**Figure 3.1 : Courant de démarrage et tension simple correspondante  
Alimentation sinusoïdale**

En utilisant les données simulées illustrées par les figures ci-dessus, nous estimons les paramètres du moteur. Nous avons effectué plusieurs tests déterminés les probabilités de croisement et de mutation et ainsi la taille de population qui convient. Ces tests sont basés sur le principe d'essai-erreur. Nous avons limitant l'espace de recherche. Pour que déterminer plus vite notre paramètres. Donc l'intervalle de recherche est donné comme suite :

$$\text{Sigma} = [0.001-0.2], \text{Tr} = [0.001-1], \text{Ts} = [0.001-1], \text{Ls} = [0.001-1], \\ \text{J} = [0.001-0.4], \text{Fr} = [0.0001-0.1].$$

➤ Configuration d'AG

- Longueur du chromosome : 6.
- Probabilité de croisement : 0.75.
- Probabilité de mutation : 0.06.
- Taille de population : 200.
- Type de sélection utilisé : Sélection par rang linéaire.

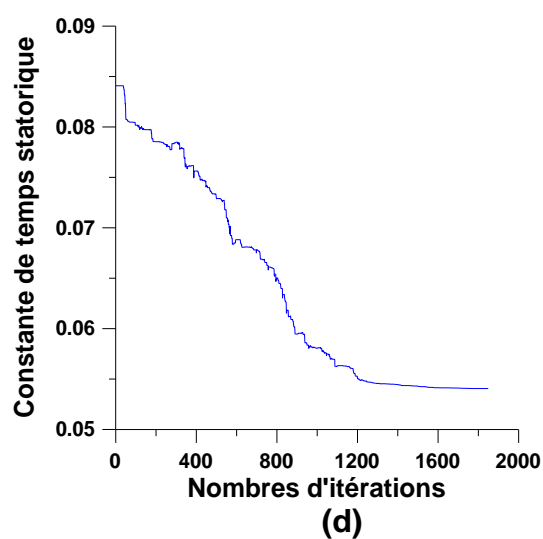
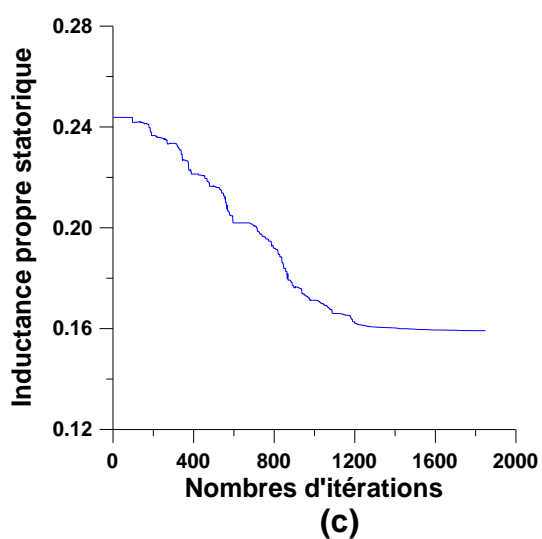
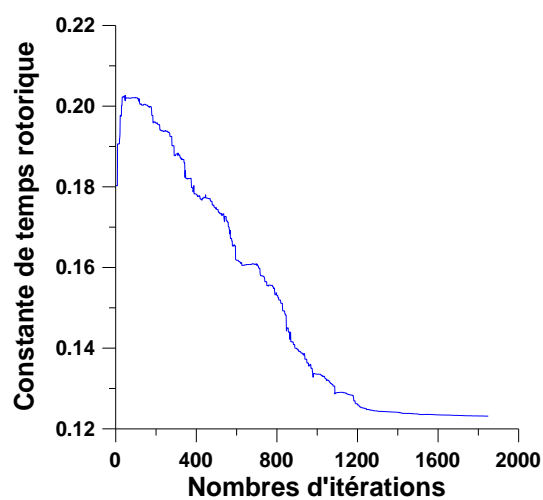
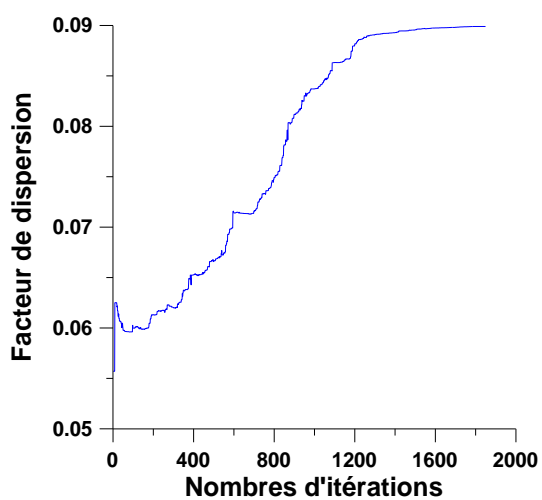
On exécute le programme plusieurs fois. Vu que les paramètres sont connus exactement, l'erreur quadratique théoriquement doit atteindre la valeur zéro. Le tableau 3.1 donne les paramètres estimés suivant l'évolution moyenne des itérations. En remarque qu'après 1850 itérations l'algorithme d'optimisation converge vers le minimum global.

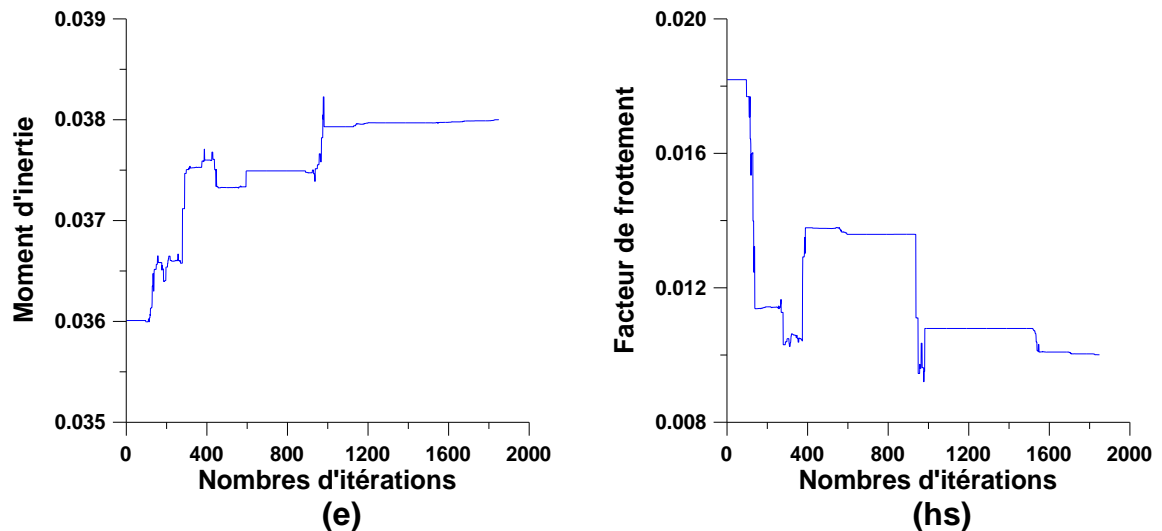


Paramètres	Valeur connus	Valeur estimés
Sigma	0.09	0.0898
Tr (ms)	123	123.13
Ts (ms)	54	54.08
Ls (mH)	159	159.25
J (Kg.m <sup>2</sup> )	0.038	0.03807
Fr (Nm.s/Rd)	0.01	0.01
Number of iterations		1750

**Tableau 3.1 : Identification des paramètres par L'algorithme Génétique Standard**

Nous présentons l'évolution de fitness et des paramètres en fonction des itérations.





**Figure 3.2 : L'évolution des paramètres en fonction de nombre d'itérations.**

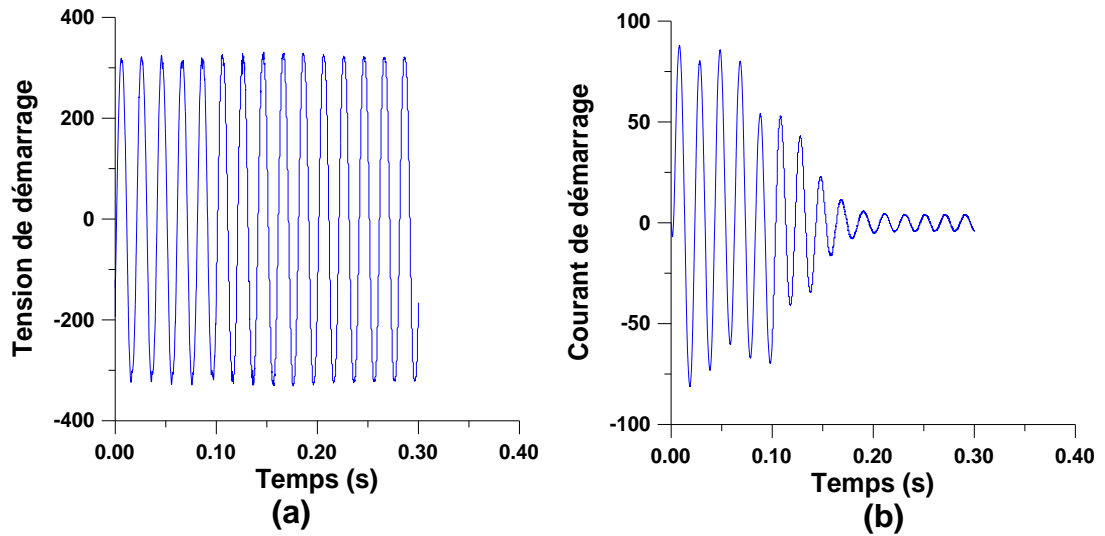
### 3.4. Identification à l'aide des données mesurées

Après les résultats de simulation qui concordent avec les données préétablies et valides les méthodes, nous avons procédé à des relevés expérimentaux sur deux moteurs asynchrones triphasés M1 et M2 et présentant respectivement les caractéristiques suivantes :

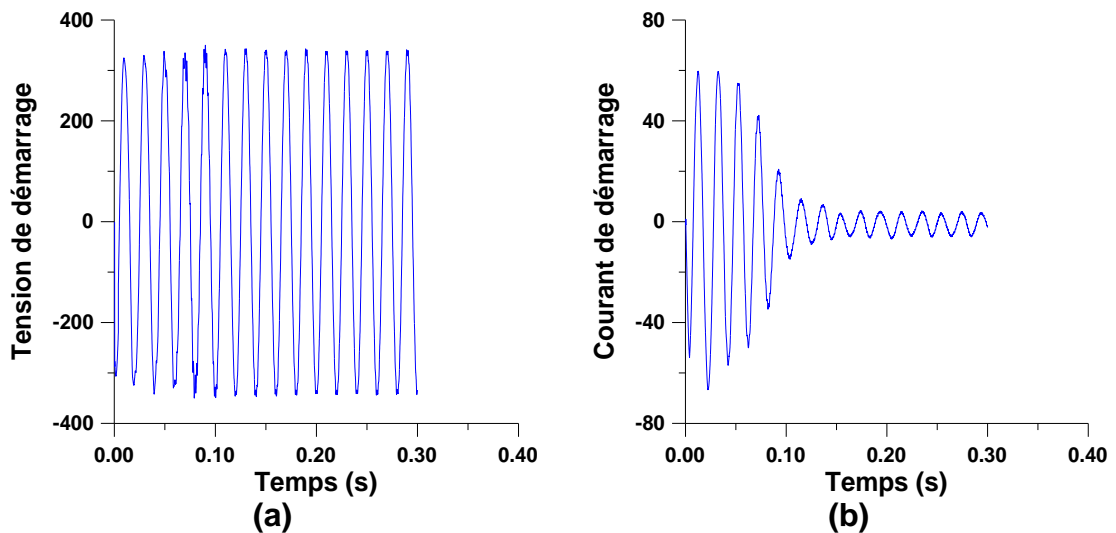
Moteur M1 : 1 Paire de pôle, 220/380V, 3kw.

Moteur M2 : 2 Paire de pôles, 220/380V, 15kw.

Les courbes dans la figure 3.3 et le figure 3.4 montrent respectivement le courant de démarrage à vide et la tension simple correspondante mesurés sur une phase. Ces essais sont utilisés pour estimes le vecteur paramètres de moteur à l'aide des deux modèles développés précédemment.



**Figure 3.3 : Tension et Courant Correspondante du Moteur M1**



**Figure 3.4 : Tension et Courant Correspondante du Moteur M1**

Le problème dans le cas du moteur réel est le test d'arrêt de l'algorithme, vu que les paramètres sont inconnus et la valeur minimale de l'erreur quadratique est inconnue aussi. Pour cela, si l'erreur quadratique ne diminue pas pendant un certain nombre d'itération l'algorithme s'arrête.

### 3.4.1. Identification en utilisant le modèle à Simple cage

#### 3.4.1.1. Identification du moteur M1

- Configuration d'AG
  - Longueur du chromosome : 6.
  - Probabilité de croisement : 0.75.

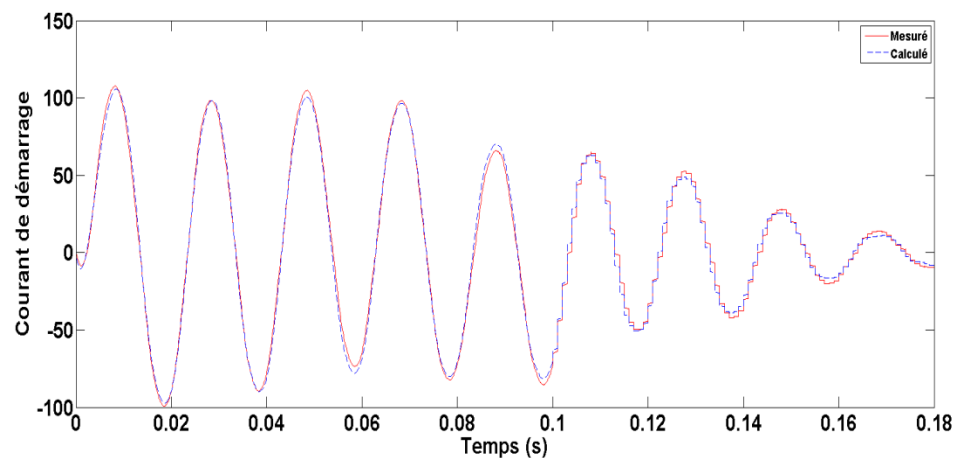
- Probabilité de mutation : 0.06.
- Taille de population : 200.
- Type de sélection utilisé : Sélection par rang.

Le tableau 3.2 donne les paramètres estimés et son examen montre que les tous les essais convergents vers le même vecteur paramètre. L'erreur quadratique minimale obtenue est de 45711 après 870 itérations. Le nombre d'itérations totale de l'algorithme est égale à 1400 itération.

Paramètres	Valeurs optimales
Sigma	0.03327
Tr	0.20268
Ts	0.14885
Ls	0.25520
J	0.02227
Fr	0.00290

**Tableau 3.2 : Paramètres du moteur M1 estimes par L'algorithme génétique**

La figure 3.5 montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



**Figure 3.5 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime transitoire.**

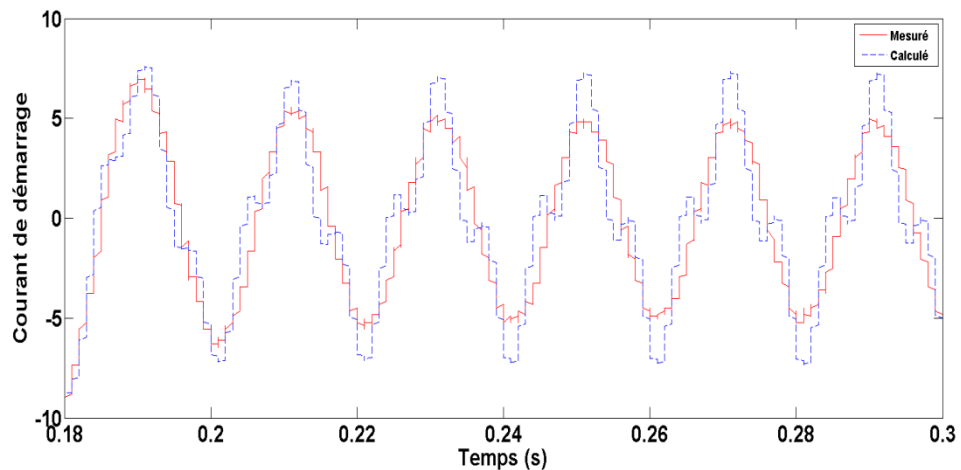
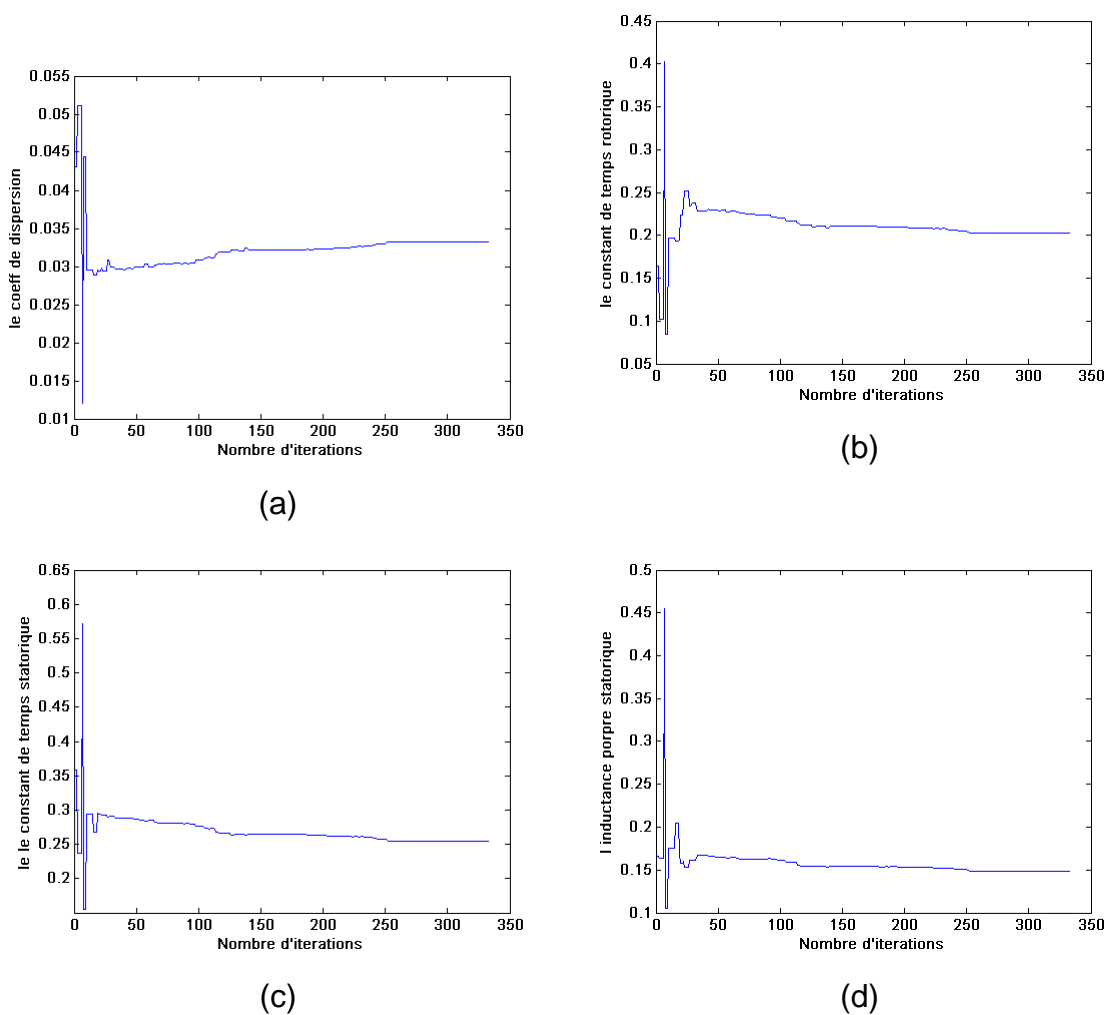
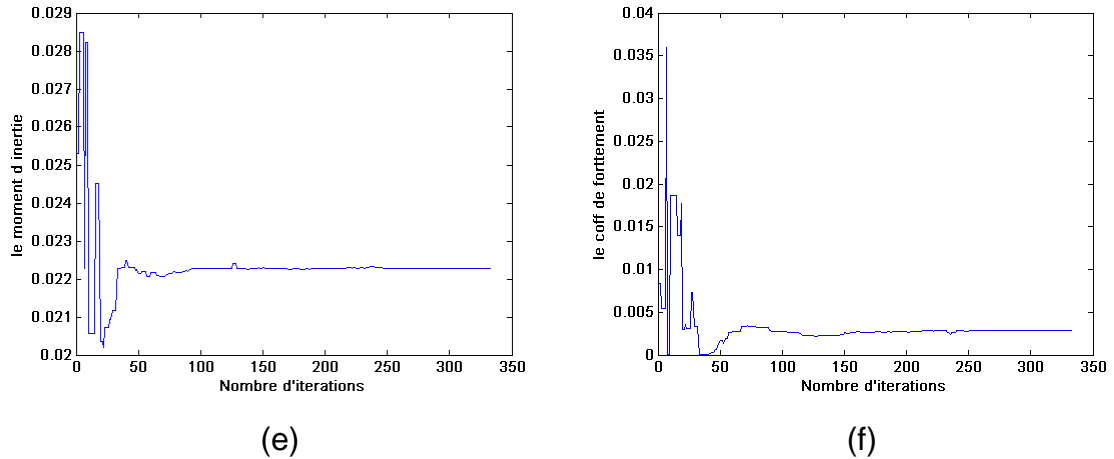


Figure 3.6 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.





**Figure 3.7 : L'évolution des paramètres du Moteur M1**

#### 3.4.1.2. Identification du moteur M2

- Configuration d'AG
  - Longueur du chromosome : 6.
  - Probabilité de croisement : 0.75.
  - Probabilité de mutation : 0.06.
  - Taille de population : 200.
  - Type de sélection utilisé : Sélection par Rang.

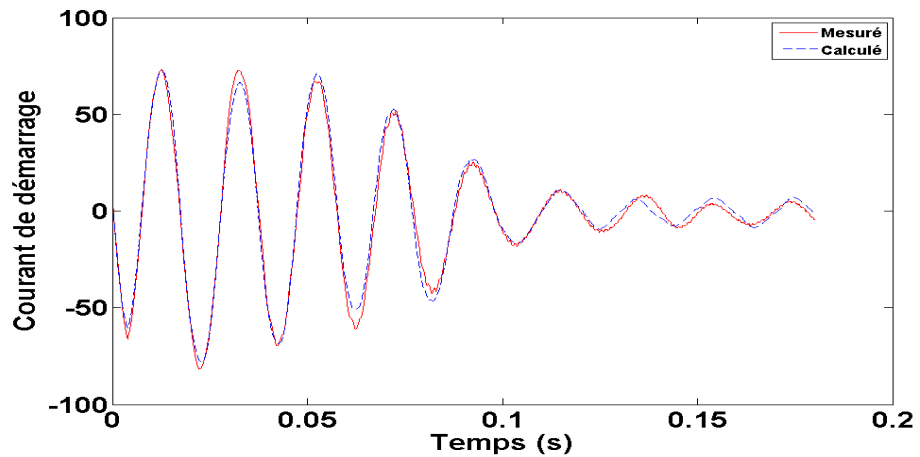
Le tableau 3.3 donne les paramètres estimés et son examen montre que les tous les essais convergents vers le même vecteur paramètre.

L'erreur quadratique minimale obtenue est de 59000 après 189 itérations. Le nombre d'itérations totale de l'algorithme est égale à 441 itération.

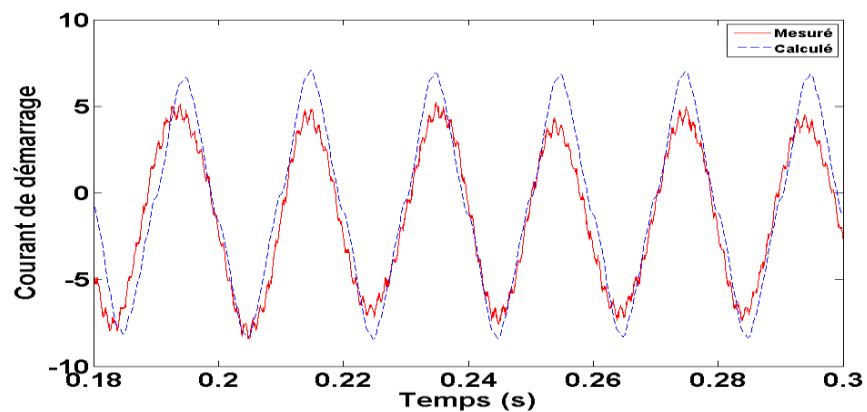
Paramètres	Valeurs optimales
Sigma	0.0658
Tr	0.1433
Ts	0.0917
Ls	0.1998
J	0.0351
Fr	0.0123

**Tableau 3.3 : Paramètres du moteur M2 estimés par L'AG standard**

La figure 3.8 montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



**Figure 3.8 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime transitoire.**



**Figure 3.9 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.**

L'évolution des paramètres est Montrée en Annexe B.

#### 3.4.2. Identification en utilisant le modèle à Double cage

L'intervalle de recherche est donné comme suite :  $\text{Sigma1} = [0.001-0.5]$ ,  
 $\text{Sigma1} = [0.001-0.2]$ ,  $\text{Tr1} = [0.001-1]$ ,  $\text{Tr2} = [0.001-1]$ ,  $\text{Ts} = [0.0001-1]$ ,  
 $\text{Ls} = [0.0001-1]$ ,  $\text{P1} = [0.001-1]$ ,  $\text{J} = [0.001-0.4]$ ,  $\text{Fr} = [0.0001-0.2]$ .

### 3.4.2.1. Identification du moteur M1

- Configuration d'AM
  - Longueur du chromosome : 9.
  - Probabilité de croisement : 0.75.
  - Probabilité de mutation : 0.06
  - Taille de population : 200.
  - Type de sélection utilisé : Sélection par Rang

Le tableau 3.4 donne les paramètres estimés et son examen montre que les tous les essais convergents vers le même vecteur paramètre. L'erreur quadratique minimale obtenue est de **37500** après 218 itérations.

Paramètres	Valeurs optimales
Sigma1	0.1257
Sigma2	0.0349
Tr1	0.0010
Tr2	0.2081
Ts	0.1500
Ls	0.2507
P1	0.8163
J	0.0228
Fr	0.0030

**Tableau 3.4 : Paramètres du Moteur M1 en considérant la deuxième cage**

La figure 3.9 montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



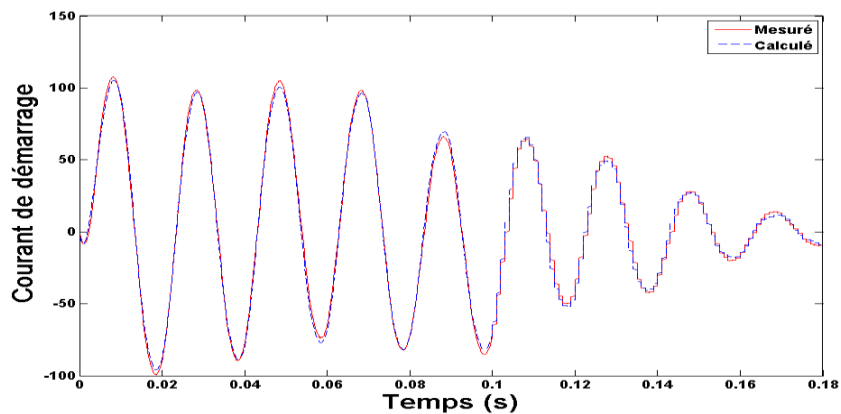


Figure 3.10 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime transitoire.

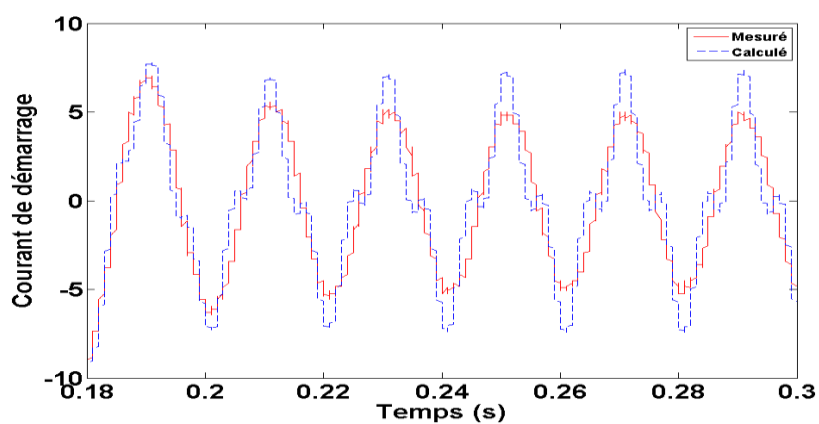
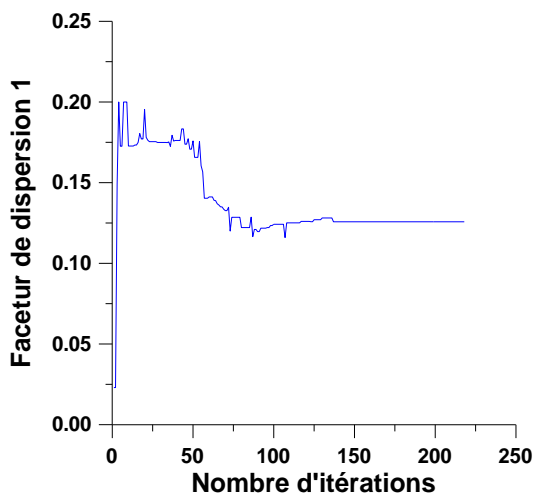
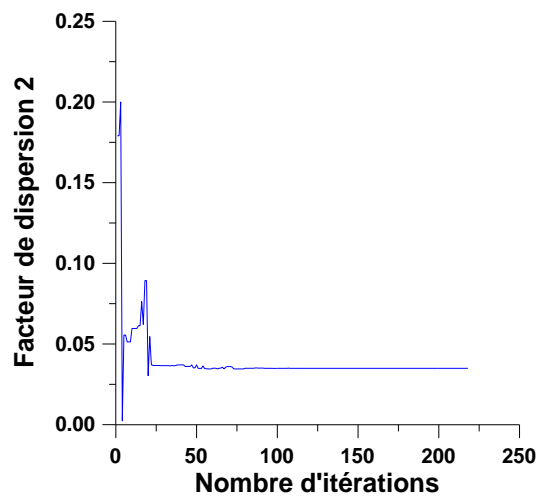


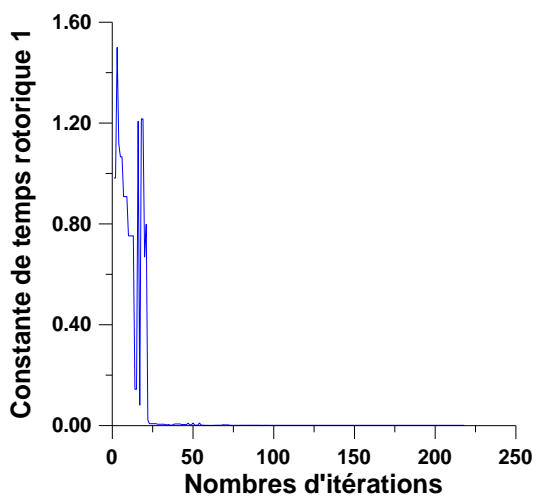
Figure 3.11 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.



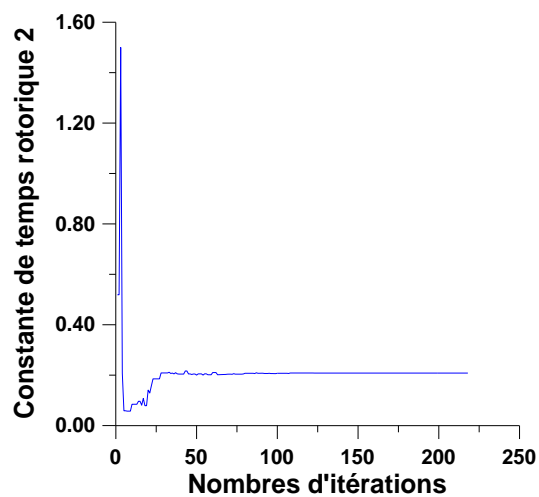
(a)



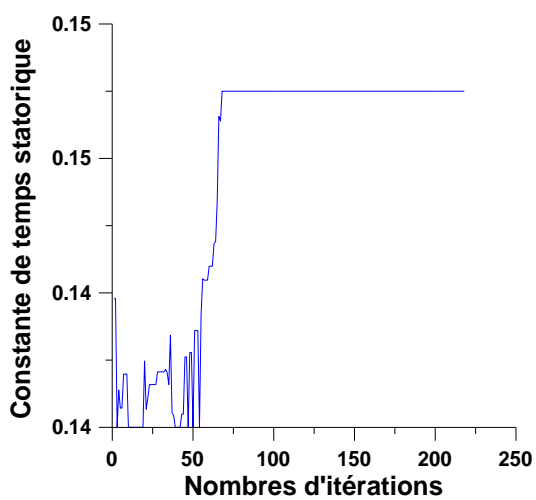
(b)



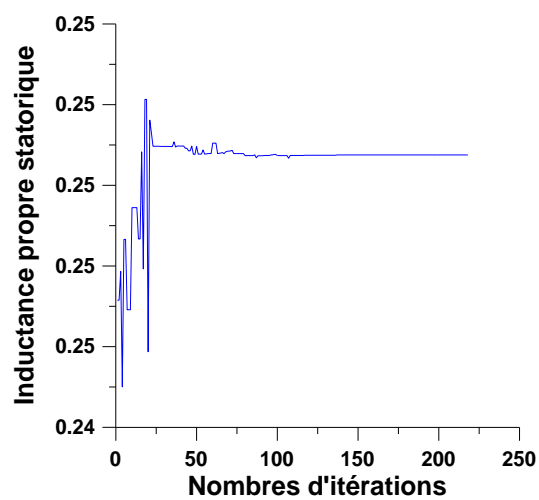
(c)



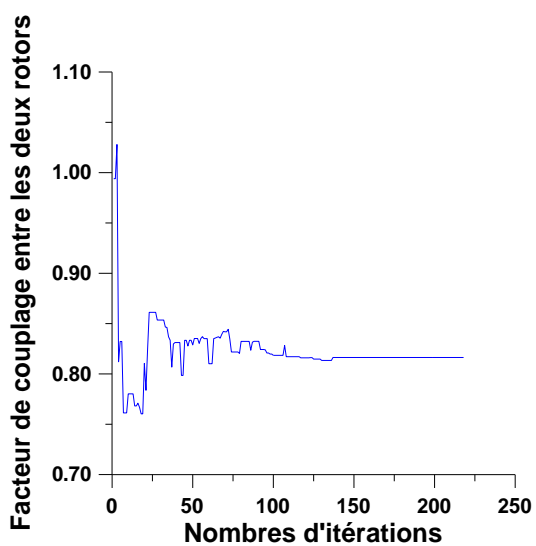
(d)



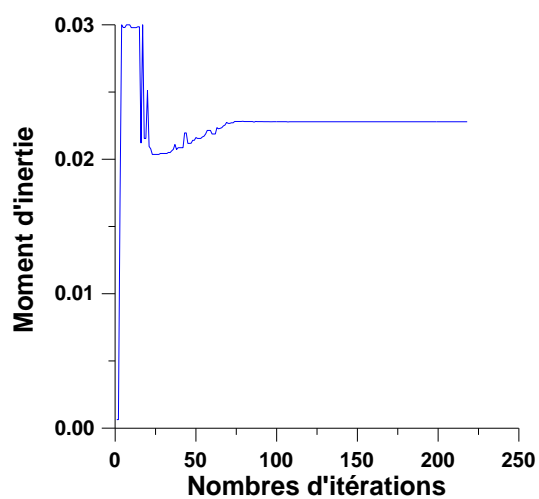
(e)



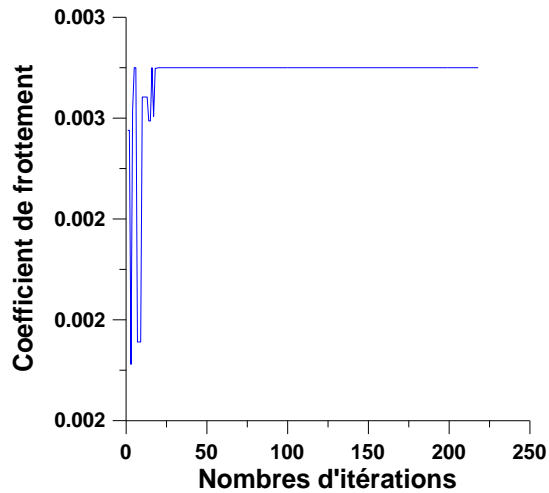
(f)



(g)



(h)



(i)

**Figure 3.12 : L'évolution des Paramètres du Moteur M1 en considérant la deuxième cage**

#### 3.4.2.2. Identification du moteur M2

- Configuration d'AG
  - Longueur du chromosome : 9.
  - Probabilité de croisement : 0.75.
  - Probabilité de mutation : 0.06
  - Taille de population : 200.
  - Type de sélection utilisé : Sélection par Rang.

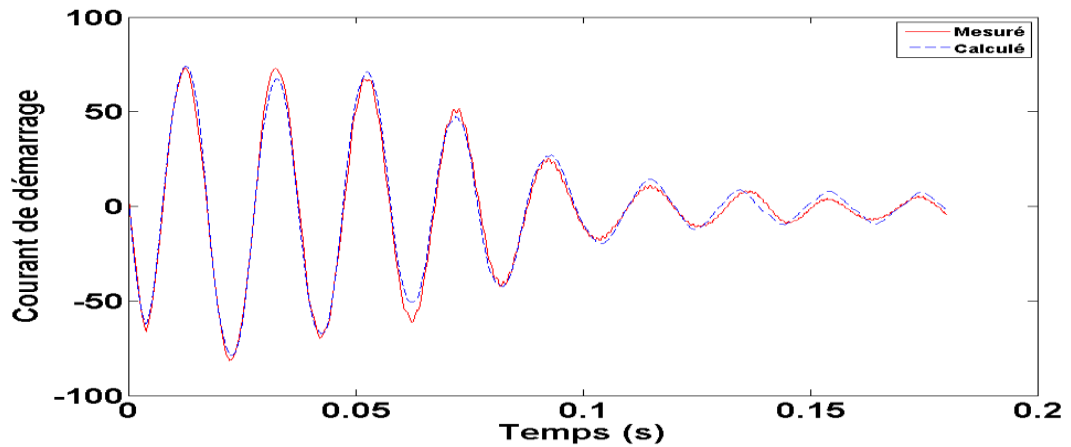
Le tableau 3.5 donne les paramètres estimés et son examen montre que les tous les essais convergents vers le même vecteur paramètre.

L'erreur quadratique minimale obtenue est de **49800** après 737 itérations.

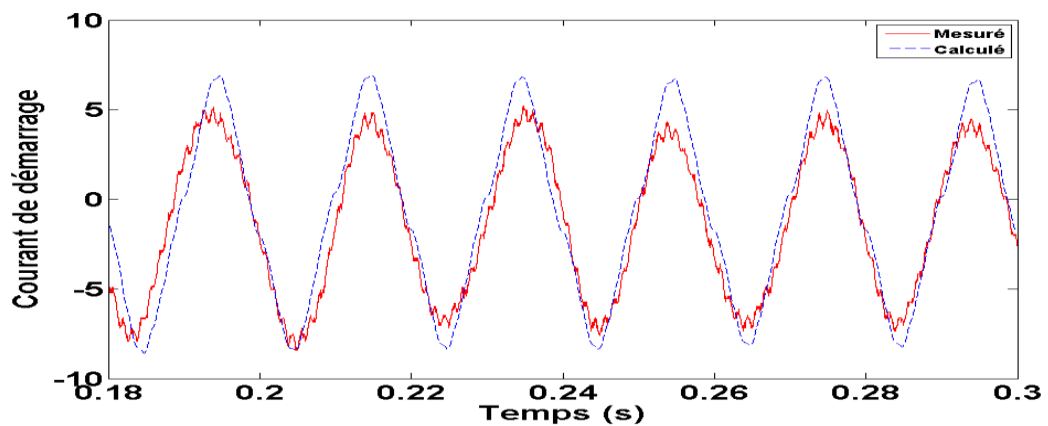
Paramètres	Valeurs optimales
Sigma1	0.4340
Sigma2	0.0609
Tr1	0.0616
Tr2	0.1618
Ts	0.1000
Ls	0.2100
P1	0.6198
J	0.0349
Fr	0.0200

**Tableau 3.5 : Paramètres du Moteur M2 en considérant la deuxième cage**

La figure montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



**Figure 3.13 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime transitoire.**



**Figure 3.14 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.**

### 3.5. Discussions et résultats

L'utilisation de courant d'alimentation d'une phase statorique et tension simple correspondante sont suffisantes pour la détermination des paramètres électrique et mécanique de la machine.

On peut remarquer les points suivants :

- ✓ Le moteur M2 présent plus d'harmonique que le moteur M1, cela justifie l'erreur quadratique minimale du moteur M2 est élevé que l'erreur quadratique minimale du moteur M. Aussi ces perturbations rendent difficile la recherche du minimum global, cela justifie le nombre élevées pour la recherche du vecteur paramètres du moteur M2.
- ✓ L'erreur simple est plus importante dans le régime permanent que dans le régime transitoire.
- ✓ Pour le moteur M1, Le nombre d'itérations du modèle à double cage est moins inférieur que le modèle à simple cage ce qui n'est pas le cas dans le moteur M2.
- ✓ Pour les deux moteurs, Les valeurs des paramètres trouvés par le deuxième modèle (Double Cage) sont très proches à celle du premier modèle (Simple Cage).
- ✓  $\sigma_1 > \sigma_2$ ,  $T_{r1} < T_{r2}$  ce qui implique  $R_{r1} > R_{r2}$ , et  $L_{r1} < L_{r2}$ .
- ✓ Un autre point très important, c'est l'effort du calcul dans les deux modèles, on constate clairement que le modèle à double cage demande un effort de calcul plus grand que le modèle à simple cage (la taille du chromosome augmente).

Pour évaluer l'effet de la deuxième cage sur la précision et la minimisation de l'erreur quadratique. On définit la notion d'erreur pourcentage qu'est le rapport entre la somme des erreurs absolus entre le courant mesuré et le courant calculé pour toutes les intervalles des temps et la somme de courant mesuré correspondante. Les tableaux 3.5 et 3.6 montrent le résultat de cette étude

Le pourcentage d'erreur dans ces tables est défini comme suit:

$$\text{Pourcentage d'erreur} = \frac{\sum_{i=1}^n (I_m - I_s)}{\sum_{i=1}^n I_m} \times 100\%$$

Pour le moteur M1

	Pourcentage erreur	Nombre d'itération	Temps de Simulation
Simple Cage	5.55	350	7788.19
Double Cage	2.27	218	29312.13

**Tableau 3.6 : Le Pourcentage d'erreur des deux modèles pour le moteur M1**

Pour le moteur M2

	Pourcentage erreur	Nombre d'itération	Temps de Simulation
Simple Cage	14.76	441	9813.11
Double Cage	13.82	737	68287

**Tableau 3.7 : Le Pourcentage d'erreur des deux modèles pour le moteur M2**

Ces tableaux montrent que, Si on augmente le nombre de rotors, la précision s'améliore, tandis que la consommation s'aggrave temps. Le choix de nombres de rotors est déterminé selon l'objectif de l'application.

Le tableau donne une comparaison de l'erreur quadratique obtenue par le modèle à simple cage et le modèle à double cage pour les deux moteurs M1 et M2.

	Simple Cage	Double Cage	Taux d'amélioration
Moteur M1	45711	37500	17.96 %
Moteur M2	59000	49800	15.59 %

**Tableau 3.8 : Comparaison de l'erreur quadratique entre le modèle à simple cage et le Modèle à double cage**

On remarque que le taux d'amélioration du moteur M1 est plus grand que le moteur M2, cela due que Le moteur M2 présent plus d'harmonique que le moteur M1.

### 3.6.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les algorithmes génétiques pour déterminer les paramètres électriques et mécaniques qui figurent dans les deux modèles proposées dans le chapitre 1.

Seulement des quantités mesurées de bornes du moteur pendant le démarrage du moteur sont nécessaires pour l'identification des paramètres dans la méthode proposée. L'exactitude et la validité du modèle sont vérifiées à l'aide des résultats expérimentaux effectués sur deux moteurs. La comparaison entre les quantités mesurées et simulées montre de haute précision des paramètres estimés et la validité des modèles.

## **CHAPITRE 4**

### **IDENTIFICATION PARAMETRIQUE**

### **À L'AIDE DES ALGORITHMES MEMETIQUES**

#### 4.1.Introduction

Dans ce chapitre, nous détaillons premièrement notre algorithme mémétique puis nous déterminons simultanément les paramètres électriques et mécaniques de la machine en utilisant un modèle dynamique ayant comme vecteur d'état, les courants statoriques, les courants rotoriques et la vitesse. Comme signaux d'entrées-sorties, nous n'utilisons que le courant d'alimentation d'une phase statorique et la tension simple correspondante. Nous explorons l'espace de recherche.

#### 4.2.Principe des Algorithmes Mémétiques

Algorithme mémétique est une extension de l'algorithme génétique qui incorpore un algorithme locale de recherche pour chacune des solutions dans des générations. Il est évident que la recherche est effectuée entre chaque génération, en plus des techniques utilisées par les algorithmes génétiques d'explorer l'espace de recherche.

Pour résoudre les problèmes d'optimisation à l'aide des AM, on peut suivre les étapes suivantes :

1. Initialiser aléatoirement une population de chromosomes (individus).
2. Evaluer chaque chromosome dans la population. A chaque chromosome est associée une fonction de cout ou fonction d'aptitude déterminant son rang dans la population. Cette fonction est arbitraire final décidant la vie ou la mort de chaque individu.
3. Appliquer la recherche locale afin d'améliorer les solutions.
4. Créer de nouveaux chromosomes, en appliquant les opérateurs de la sélection et de la reproduction.



5. Evaluer les nouveaux chromosomes (les descendants) et les insérer dans la population pour construire une nouvelle génération.

Ce processus se répète jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt de l'Algorithme Mémétique qui est généralement spécifié par un nombre maximale de générations.

#### 4.3.Application des algorithmes pour l'identification paramétriques

Une solution (chromosome) est la suite des paramètres (de la Machine) recherchés organisés dans un seul vecteur et chaque paramètre est repérable par sa position.

Dans le cas de la MAS à cage simple la solution contient les paramètres suivants :

$\sigma$ : Coefficient de dispersion.

$T_s, T_r$  : Constantes de temps statorique et rotorique.

$L_s$ : Inductance cyclique statorique.

$J$ : Moment d'inertie de rotor.

$f$ : Coefficient de frottement.

Ces paramètres sont codés en réel.

Dans le cas de la MAS à cage double la solution contient les paramètres suivants :

$\sigma_1, \sigma_2$  : Coefficients de dispersion pour chaque rotor.

$T_s, T_{r1}, T_{r2}$  : Constantes de temps statorique et rotoriques.

$L_s$  : Inductance cyclique statorique.

$P_1$  : Coefficient de couplage entre les deux rotors.

$J$ : Moment d'inertie de rotor.

$f$ : Coefficient de frottement.

L'algorithme mémétique génère aléatoirement une population initiale des individus, chaque individus représente une solution potentiel (c'est-à-dire chaque

individu représente une machine). Chacune de ces individus est injecté sur le modèle, ce qui permet de connaître l'état de la sortie du modèle. Pour obtenir un coût de chaque individu, l'algorithme mémétique doit avoir un modèle du système pour évaluer le critère de performance, ce dernier est la minimisation de l'erreur totale (erreur quadratique entre l'état actuel du Processus et du modèle).

Après l'évaluation de tous les individus de cette population initiale, nous avons classé les individus selon leurs erreur quadratique, puis nous avons appliqué la recherche locale pour un taux des individus (améliorer les meilleurs individus), ce taux est déterminé empiriquement à l'aide des essayés, la recherche locale choisit est celle de la méthode Hooke et Jeeves,

Une nouvelle génération sera obtenue en appliquant les opérateurs de sélection et de reproduction (croisement et mutation). Pour la sélection nous avons utilisé la sélection par rang linéaire, pour la reproduction, un opérateur de croisement arithmétique et la mutation non uniforme. Et enfin pour mettre une limitation à la divergence génétique, une des stratégies d'élitisme a été introduite pour construire une nouvelle génération plus performante que la précédente. Le critère d'arrêt de l'algorithme mémétique est fixé par un nombre déterminé de non amélioration de meilleure solution. Pour tester la validité de la méthodologie proposée, nous utilisons des données simulées.

#### 4.4. Identification à l'aide des données simulées

Pour valider l'approche développée, nous utilisons les mêmes données de chapitre 3, Nous estimons les paramètres du moteur à l'aide des Algorithme Mémétique, nous avons effectué plusieurs tests pour déterminer les meilleur choix des probabilités de croisement et de mutation et la taille de la population ainsi que le nombre d'itération de chaque recherche local et le taux des d'individus qui veut subir à la recherche local (à l'aide de la méthode de Hooke et Jeeves). Vu que les paramètres sont connus exactement, l'erreur quadratique doit atteindre théoriquement la valeur zéro. Le tableau 4.1 donne les paramètres estimés suivant l'évolution moyenne des itérations. En remarque qu'après 1700 itérations tous les cas d'exécution convergent vers le minimum global.

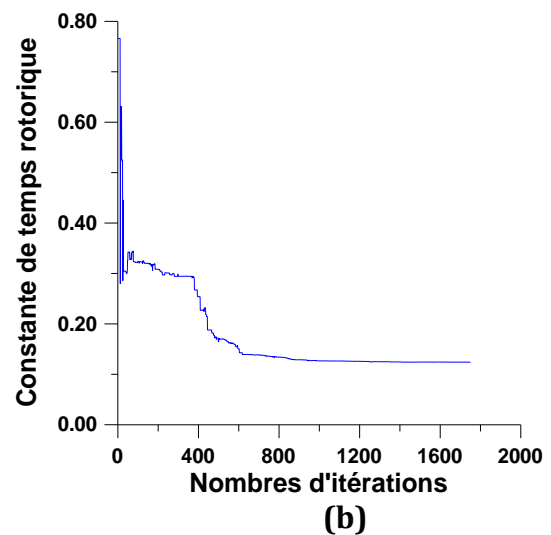
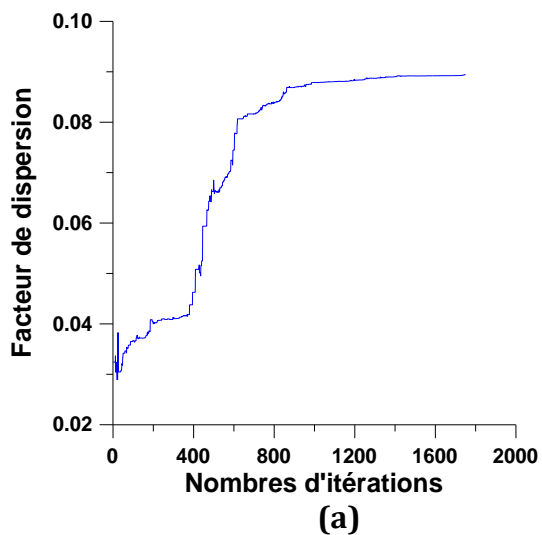
➤ Configuration d'AG

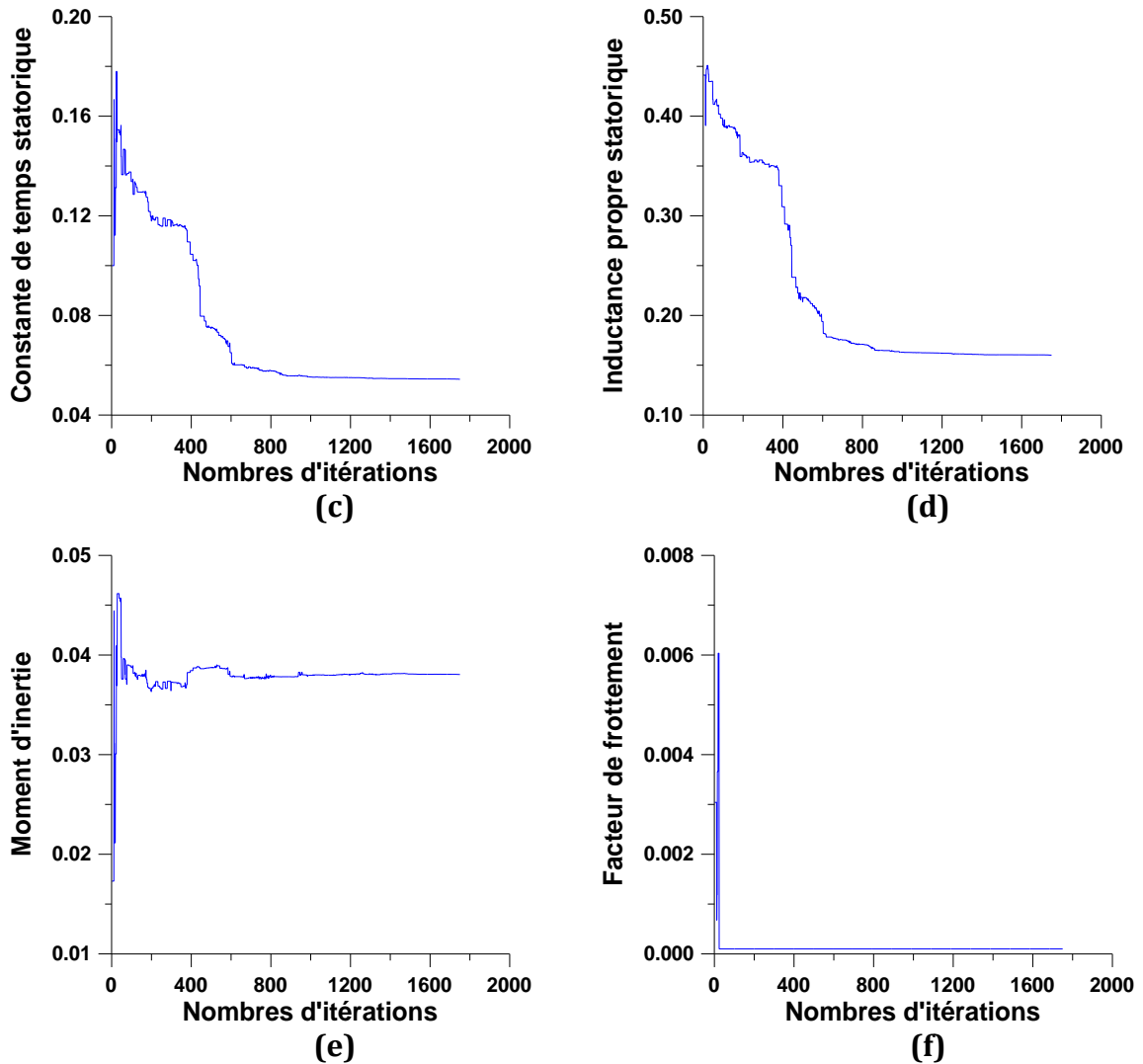
- Longueur du chromosome : 6.
- Probabilité de croisement : 0.75.
- Probabilité de mutation : 0.06.
- Taille de population : 200.
- Type de sélection utilisé : Sélection par Rang.
- Type de recherches locales et le taux : 10 individus.

Paramètres	Valeur connus	Valeur estimés
Sigma	0.09	0.0899
Tr (ms)	123	123.14
Ts (ms)	54	54.050
Ls(mH)	159	159.16
J (Kg.m <sup>2</sup> )	0.038	0.0380
Fr (Nm.s/Rd)	0.01	0.01
Nombre d'itérations		1800

**Tableau 4.1 : Identification des paramètres par L'algorithme Génétique**

Nous présentons l'évolution de fitness et des paramètres en fonction des itérations.





**Figure 4.1 : L'évolution des paramètres en fonction de nombre d'itérations.**

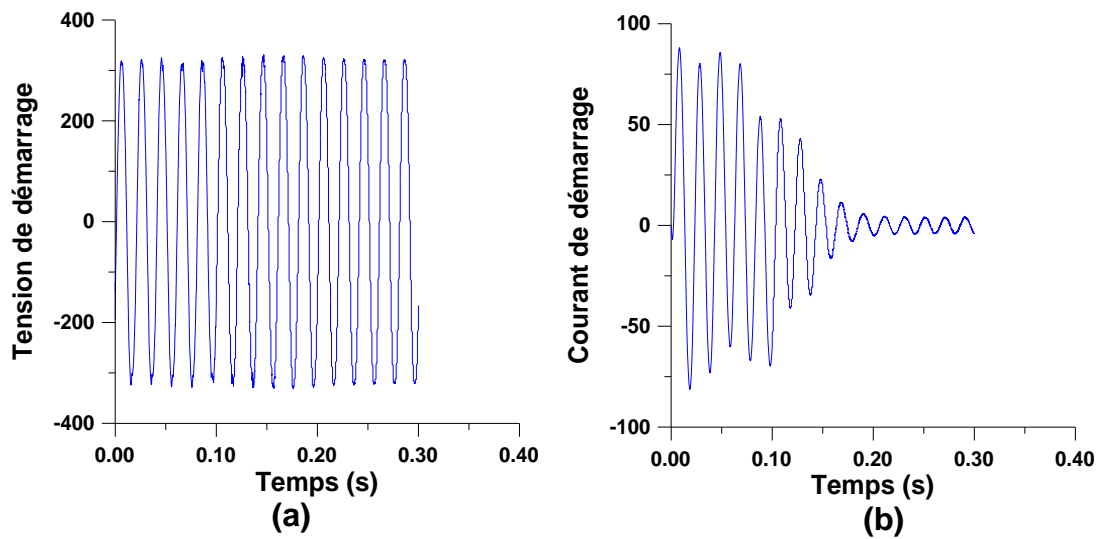
#### 4.5. Identification à l'aide des données mesurées

Les moteurs M1 et M2 sont ceux utilisés dans le chapitre précédent

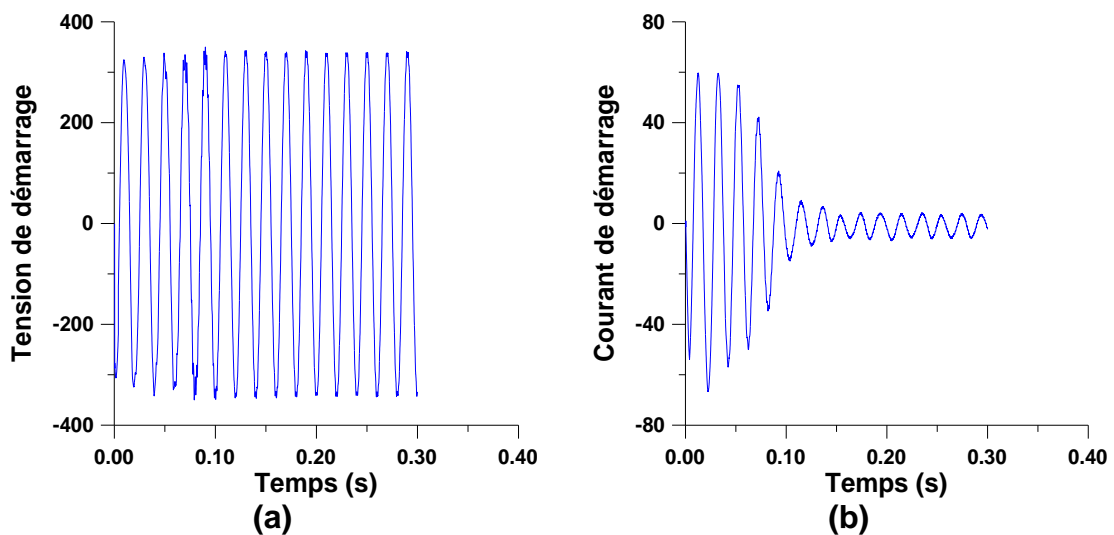
Moteur M1 : 1 Paire de pôle, 220/380V, 3kw.

Moteur M2 : 2 Paire de pôles, 220/380V, 15kw.

Les courbes dans la figure 4.2 et la figure 4.3 montrent respectivement le courant de démarrage à vide et la tension simple correspondante mesurés sur une phase. Ces essais sont utilisés pour estimer le vecteur paramètres de moteur à l'aide des deux modèles développés précédemment.



**Figure 4.2 : Tension et Courant Correspondante du Moteur M1**



**Figure 4.3 : Tension et Courant Correspondante du Moteur M1**

#### 4.5.1. Identification en utilisant le modèle à Simple cage

##### 4.5.1.1. Identification du moteur M1

- Configuration d'AG :
  - Longueur du chromosome : 6.
  - Probabilité de croisement : 0.75.
  - Probabilité de mutation : 0.06.
  - Taille de population : 200.
  - Type de sélection utilisé : Sélection par Rang.

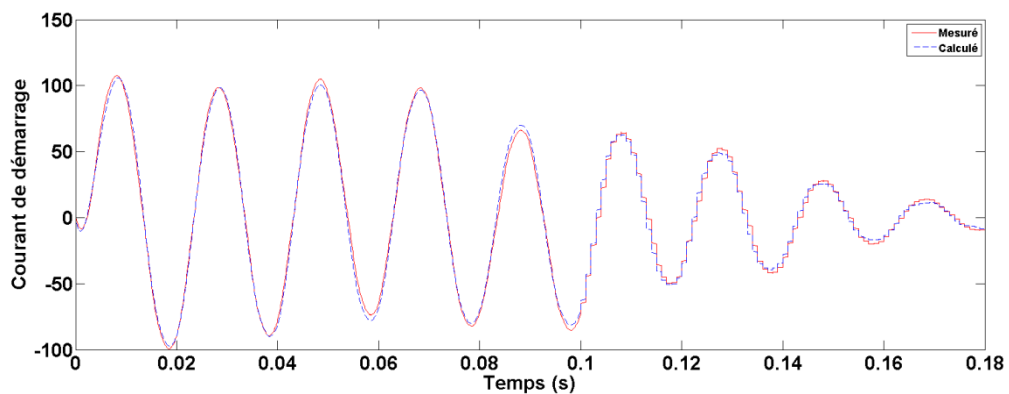
Le tableau 4.2 donne les paramètres estimés et son examen montre que les tous les essais convergents vers le même vecteur paramètre.

L'erreur quadratique minimale obtenue est de 45709 après 709 itérations. Le nombre d'itérations totale de l'algorithme est égale à 921 itération.

Paramètres	Valeurs optimales
Sigma	0.0339
Tr	0.1986
Ts	0.1462
Ls	0.2504
J	0.0223
Fr	0.0026

**Tableau 4.2 : Paramètres du moteur M1 estimés**

La figure 4.4 montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



**Figure 4.4 : Superposition des courants mesuré et calculé en régime transitoire.**

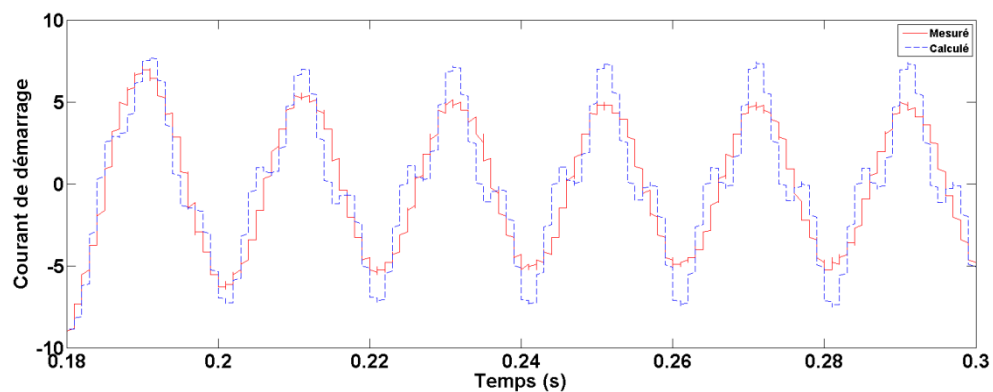
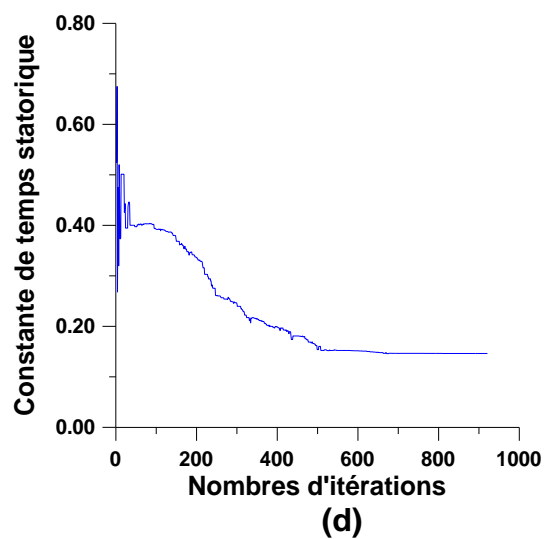
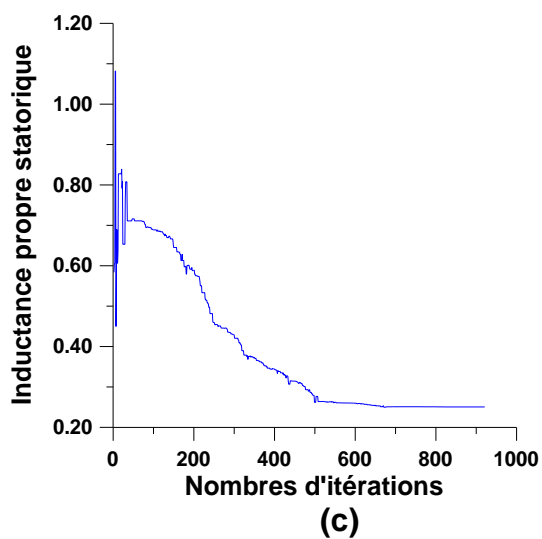
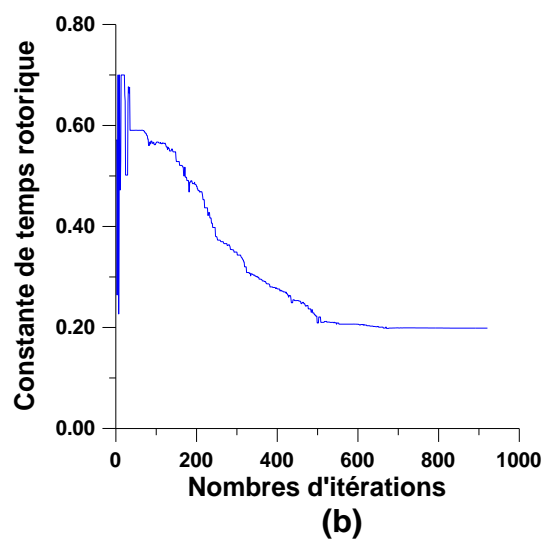
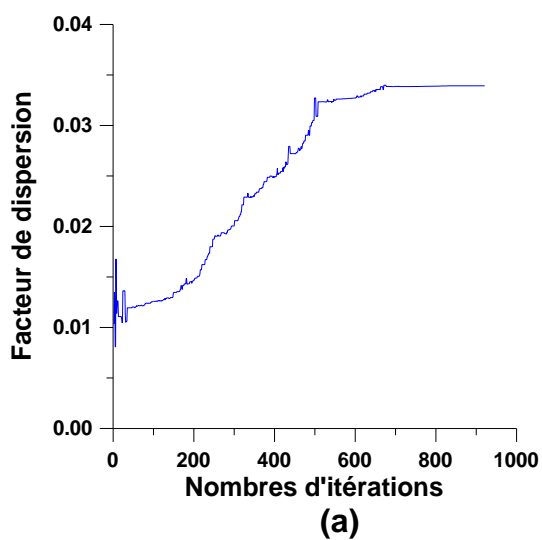
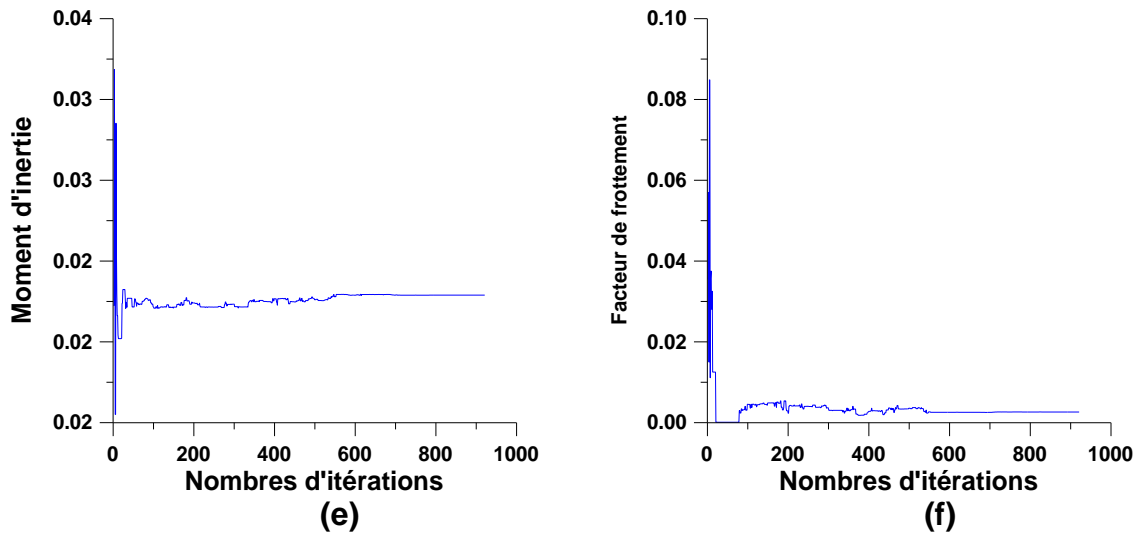


Figure 4.5 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.





**Figure 4.6 : L'évolution des paramètres du Moteur M1**

#### 4.5.1.2. Identification du moteur M2

➤ Configuration d'AG :

- Longueur du chromosome : 6.
- Probabilité de croisement : 0.75.
- Probabilité de mutation : 0.06.
- Taille de population : 200.
- Type de sélection utilisé : Sélection Par Rang Parabolique.

Le tableau 4.3 donne les paramètres estimés et son examen montre que les tous les essais convergent vers le même vecteur paramètre.

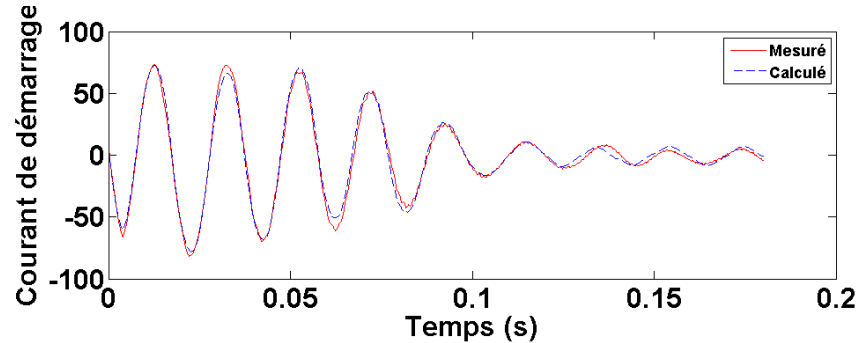
L'erreur quadratique minimale obtenue est de 58917 après 441 itérations.

Paramètres	Valeurs optimales
Sigma	0.0658
Tr	0.1432
Ts	0.0917
Ls	0.1998
J	0.0351
Fr	0.0123

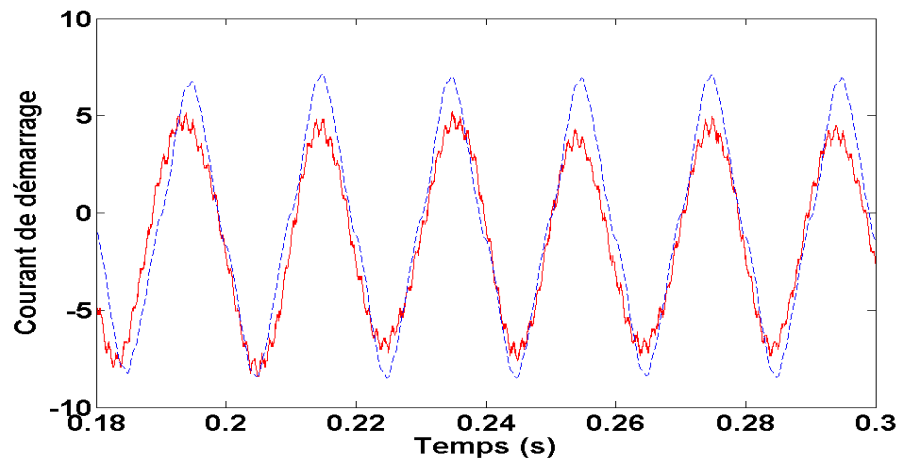
**Tableau 4.3 : Paramètres du moteur M2 estimés par L'AM**



La figure 4.6 montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



**Figure 4.7 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime transitoire.**



**Figure 4.8 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.**

#### 4.5.2. Identification en utilisant le modèle à Double cages

##### 4.5.2.1. Identification du moteur M1

➤ Configuration d'AG :

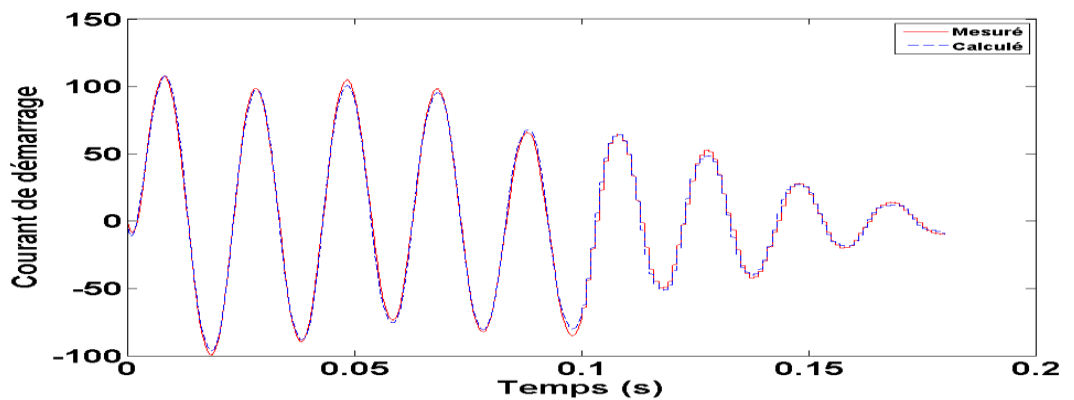
- Longueur du chromosome : 9.
- Probabilité de croisement : 0.75.
- Probabilité de mutation : 0.06
- Taille de population : 200.
- Type de sélection utilisé : Sélection par Rang.

Le tableau 4.4 donne les paramètres estimés. L'erreur quadratique minimale obtenue est de **36300** après 249 itérations.

Paramètres	Valeurs optimales
Sigma1	0.193
Sigma2	0.032
Tr1	0.0232
Tr2	0.1848
Ts	0.1518
Ls	0.2454
P1	0.8462
J	0.0231
Fr	0.005

**Tableau 4.4 : Paramètres du Moteur M1 en considérant la deuxième cage**

La figure 4.8 montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



**Figure 4.9 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime transitoire.**

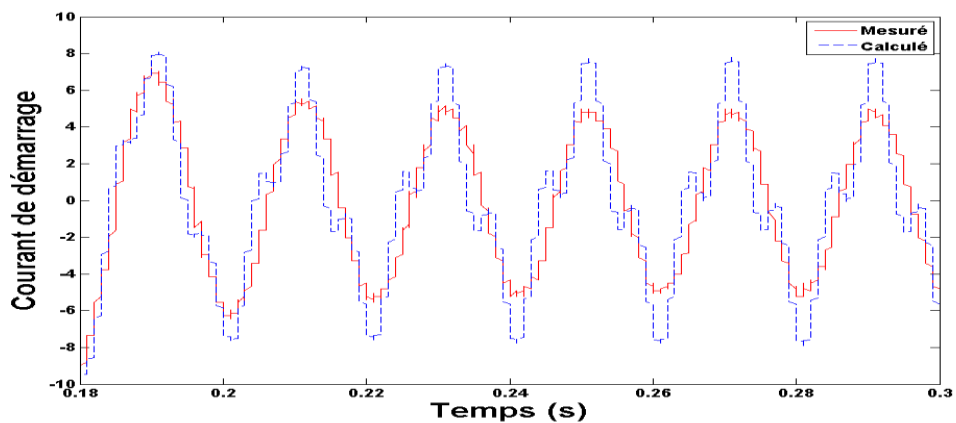
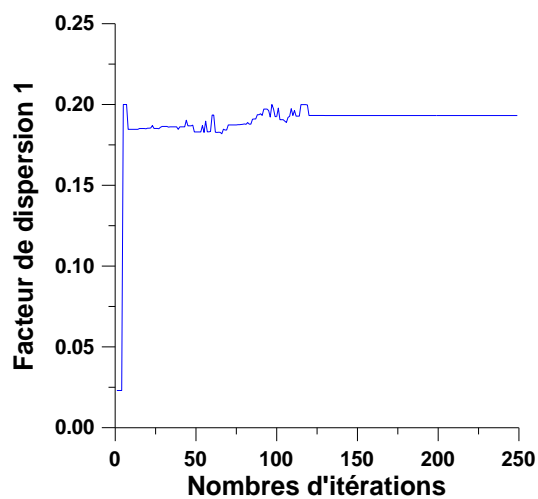
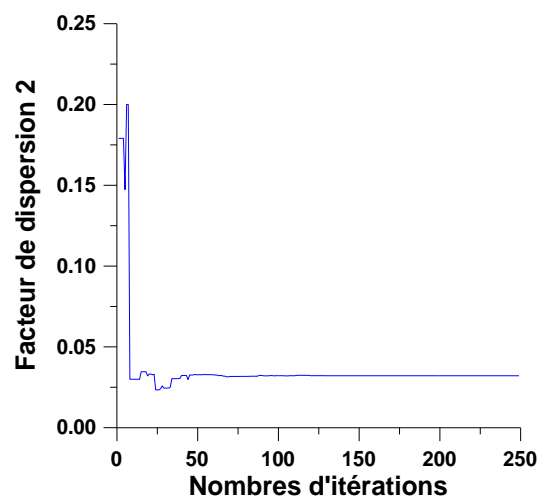


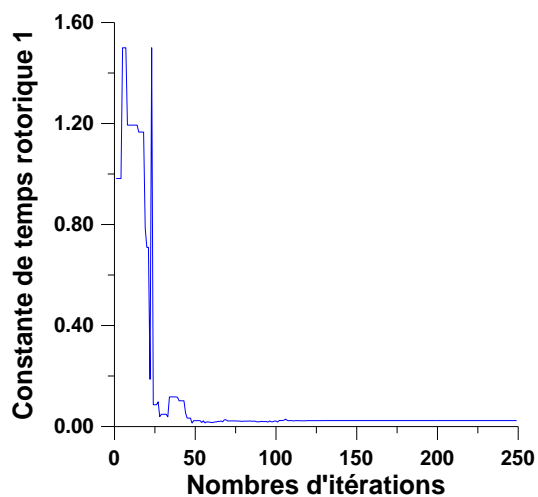
Figure 4.10 : L Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.



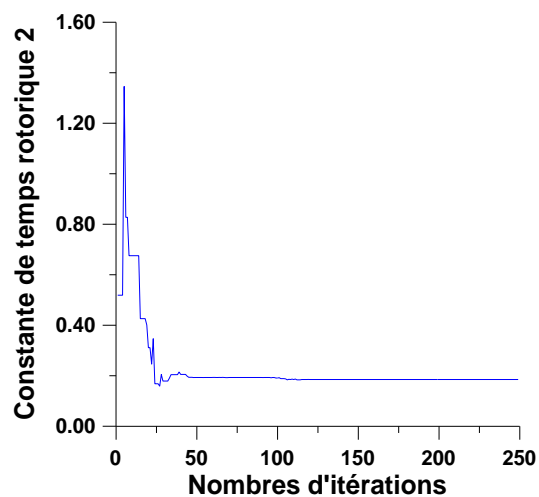
(a)



(b)



(c)



(d)

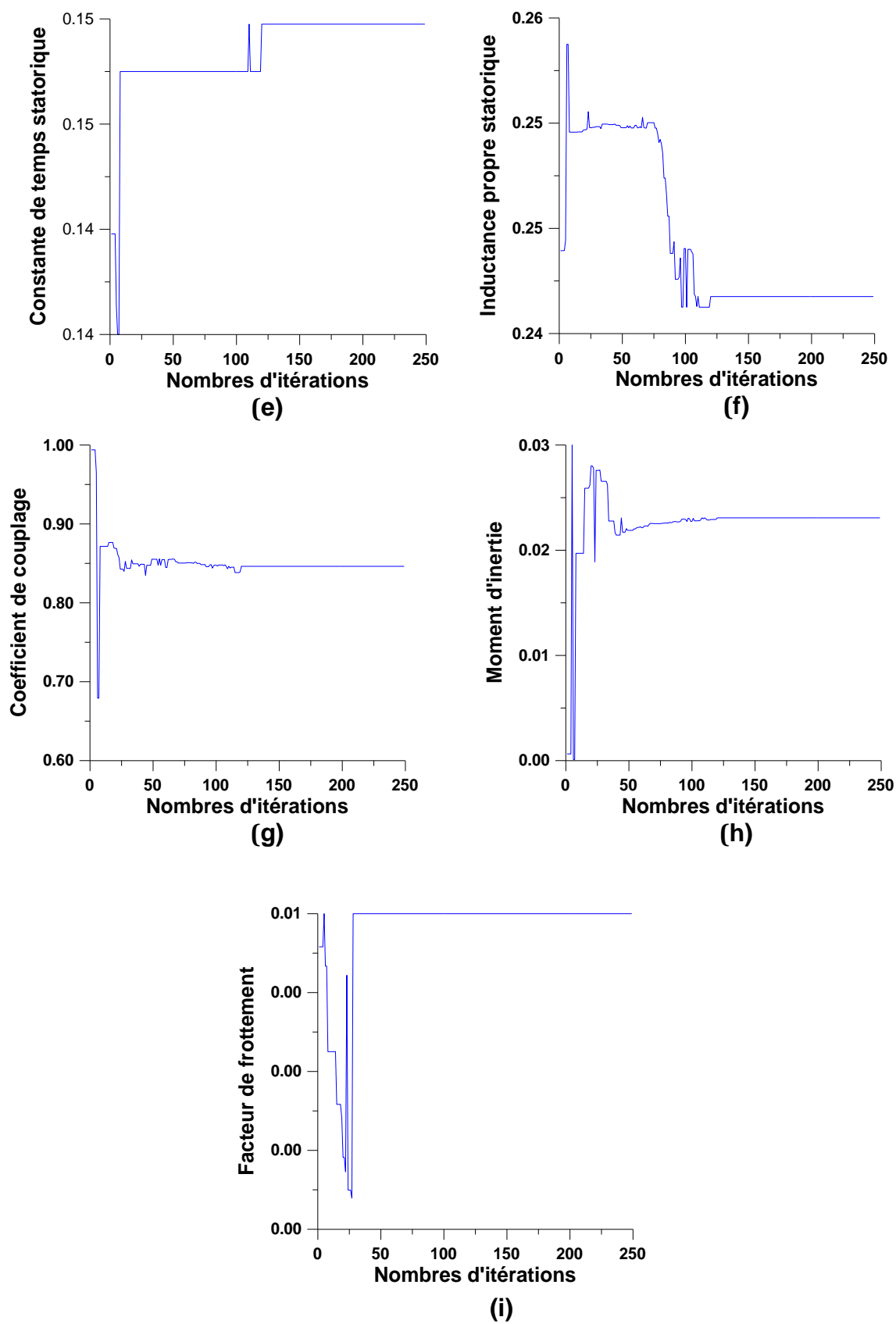


Figure 4.11 : L'évolution des Paramètres du Moteur M1 en considérant la deuxième cage

#### 4.5.2.2. Identification du moteur M2

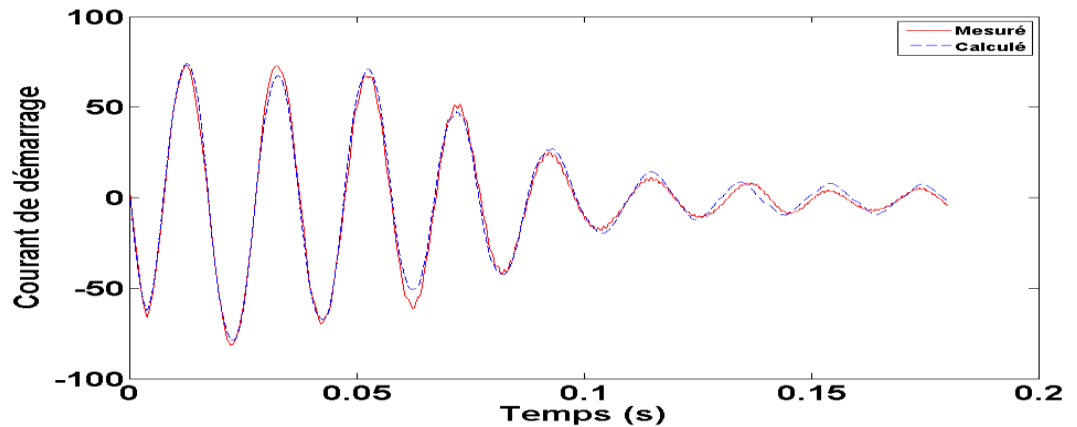
- Configuration d'AG :
  - Longueur du chromosome : 9.
  - Probabilité de croisement : 0.75.
  - Probabilité de mutation : 0.06
  - Taille de population : 200.
  - Type de sélection utilisé :

Le tableau 3.5 donne les paramètres estimés et son examen montre que les tous les essais convergents vers le même vecteur paramètre. L'erreur quadratique minimale obtenue est de **49615** après 737 itérations.

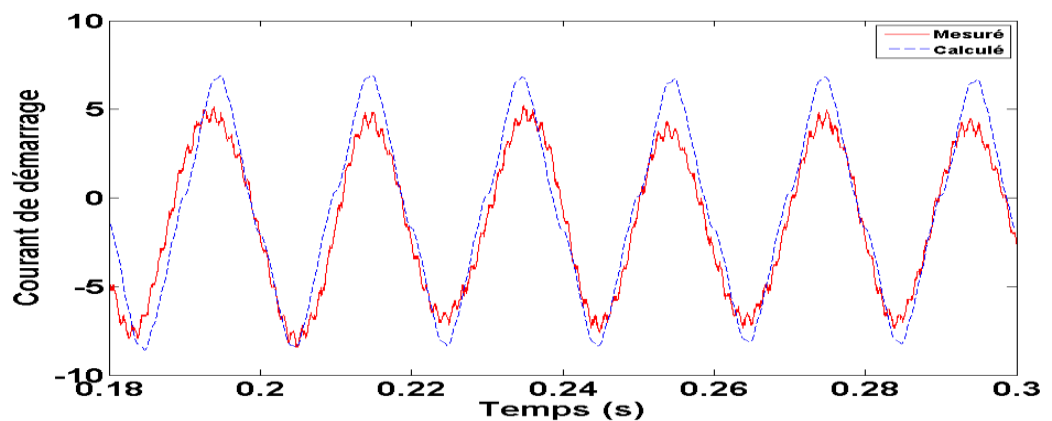
Paramètres	Valeurs optimales
Sigma1	0.4344
Sigma2	0.0610
Tr1	0.0614
Tr2	0.1162
Ts	0.1009
Ls	0.2105
P1	0.6198
J	0.0350
Fr	0.0200

**Tableau 4.5 : Paramètres du Moteur M2 en considérant la deuxième cage**

La figure montre que le courant calculé avec le vecteur paramètre se superpose avec le courant mesuré aussi bien durant le régime transitoire que le régime permanent avec une erreur acceptable due au problème des mesures et aussi au modèle.



**Figure 4.12 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime transitoire.**



**Figure 4.13 : Superposition du courants mesuré et calculé en régime permanent.**

#### 4.6. Discussions et résultats

L'utilisation de courant d'alimentation d'une phase statorique et tension simple correspondante sont suffisantes pour la détermination des paramètres électrique et mécanique de la machine.

On peut remarquer les mêmes points comme les algorithmes génétiques :

✓ Le moteur M2 présent plus d'harmonique que le moteur M1, cela justifie l'erreur quadratique minimale du moteur M2 est élevé que l'erreur quadratique minimale du moteur M. Aussi ces perturbations rendent difficile la recherche du minimum global, cela justifie le nombre élevées pour la recherche du vecteur paramètres du moteur M2.

- ✓ Pour le moteur M1, Le nombre d'itérations du modèle à double cage est moins inférieur que le modèle à simple cage ce qui n'est pas le cas dans le moteur M2.
- ✓ Pour les deux moteurs, Les valeurs des paramètres trouvés par le premier modèle sont très proches à celle du deuxième modèle.
- ✓  $\sigma_1 > \sigma_2$ ,  $T_{r1} < T_{r2}$  ce qui implique  $R_{r1} > R_{r2}$ , et  $L_{r1} < L_{r2}$ .
- ✓ Un autre point très important, c'est l'effort du calcul dans les deux modèles, on constate clairement que l'algorithme mimétique demande un effort de calcul plus grand que l'algorithme génétique à cause de la recherche locale (le temps de calcul est presque double dans AM le temps est presque double dans AM que dans AG) pour les deux modèle.

Pour comparer les deux modèles (simple et double cage), nous avons calculons Le pourcentage d'erreur.

Pour le moteur M1

	Pourcentage erreur	Nombre d'itération	Temps de Simulation
Simple Cage	5.25 %	921	20494.00
Double Cage	2.25	249	33480.37

**Tableau 4.6 : Le Pourcentage d'erreur des deux modèles pour le moteur M1**

Pour le moteur M2

	Pourcentage erreur	Nombre d'itération	Temps de Simulation
Simple Cage	14.77 %	441	9813.11
Double Cage	13.70 %	737	68287

**Tableau 4.7 : Le Pourcentage d'erreur des deux modèles pour le moteur M1**

Ces tableaux montrent que, Si on augmente le nombre de rotors, la précision s'améliore, tandis que la consommation s'aggrave temps.

Le tableau donne une comparaison de l'erreur quadratique obtenue par le modèle à simple cage et le modèle à double cage pour les deux moteurs M1 et M2.

	Simple Cage	Double Cage	Taux d'amélioration
Moteur M1	45709	36300	20.58 %
Moteur M2	58917	49615	15.79 %

**Tableau 4.8 : Comparaison de l'erreur entre le modèle à simple cage et le Modèle à double cage**

On remarque que le taux d'amélioration de l'erreur quadratique du moteur M1 est plus grand que le moteur M2, cela due que Le moteur M2 présent plus d'harmonique que le moteur M1

#### 4.7.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les algorithmes mémétiques pour déterminer les paramètres électriques et mécaniques qui figurent dans les deux modèles proposées dans le chapitre 1.

Seulement des quantités mesurées de bornes du moteur pendant le démarrage du moteur sont nécessaires pour l'identification des paramètres dans la méthode proposée. L'exactitude et la validité du modèle sont vérifiées à l'aide des résultats expérimentaux effectués sur deux moteurs. La comparaison entre les quantités mesurées et simulées montre de haute précision des paramètres estimés et la validité des modèles.



## CONCLUSION GENERALE

Le travail présenté est une contribution à l'identification paramétrique de la machine asynchrone. Il s'appuie sur les trois étapes suivantes:

- ❖ Le choix de la méthode d'optimisation.
- ❖ Le choix du modèle de la machine.
- ❖ Le choix des signaux d'entrée-sortie.

Dans notre approche, les paramètres électriques et mécaniques sont déterminés simultanément à l'aide de la méthode du modèle de référence. Le courant du démarrage et la tension simple correspondante sont considérés comme des signaux d'entrée-sortie, tandis que l'erreur quadratique entre les courants mesurés et ceux calculés est choisie comme critère de similitude. Quant à la machine.

Dans un premier temps, nous avons adopté un modèle ayant quatre paramètres électriques mesurables (qui tient compte des hypothèses simplificatrices classiques).

Tout d'abord, nous avons testés notre approche d'identification en utilisant deux techniques d'optimisation les algorithmes génétiques et les algorithmes mémétiques, nous avons alors validé notre approche à l'aide des données simulés, puis des données expérimentales pour identifier différents moteurs asynchrones. Nous avons vérifié que les deux algorithmes convergent vers le même vecteur paramètres. Ce résultat nous permet donc de confirmer l'unicité de la solution.

Dans un deuxième temps, pour tenir compte de l'effet de peau et pour affiner le modèle, nous avons assimilé le rotor à deux cages, ce qui augmente les paramètres à identifier à sept paramètres électriques mesurables, et nous avons utilisé deux techniques d'optimisation (les algorithmes génétiques et les

algorithmes mémétiques) pour déterminer simultanément les paramètres électriques et mécaniques à partir de la seule mesure du courant et de la tension simple correspondante.

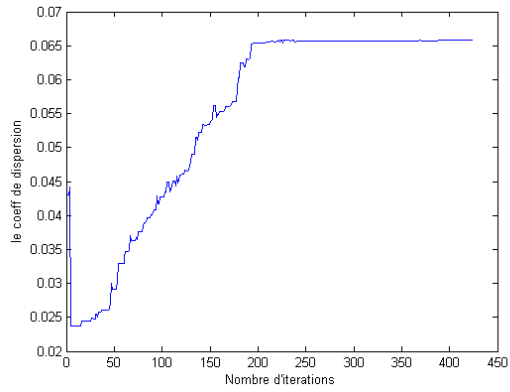
L'identification des paramètres du modèles à double cage augmente la précision, mais elle nécessite une temps de calcule plus importante que le modèle à simple cage, car le nombre des paramètres électriques mesurables est augmenté.

Les résultats d'identification obtenus sur deux moteurs asynchrones triphasés attestent la validité de la méthode ainsi que sa convergence. L'accessibilité et la facilité des mesures nécessaires à notre approche ainsi que le temps de ainsi que le temps de calcul nous encourageant d'envisager son application pour le diagnostic préventif des machines asynchrones.

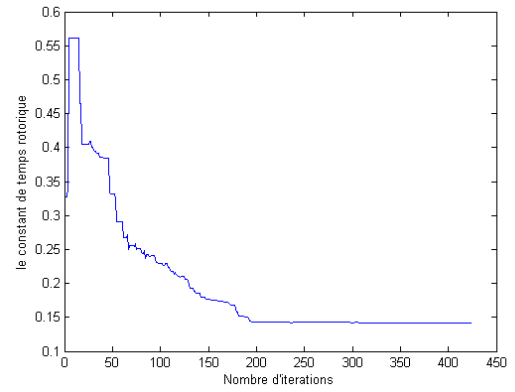
**ANNEXE A**  
**LISTE DES SYMBOLES**

MAS	Machine Asynchrone
$P$	Nombre de paires de pôles
$g$	Glissement
$\theta_m, \omega_m, \Omega_m$	Angle, Pulsation et vitesse mécaniques
$\theta_r, \omega_r, \Omega_r$	Angle, Pulsation et vitesse Rotoriques
$\theta_s, \omega_s, \Omega_s$	Angle, Pulsation et vitesse Statoriques
$C_{em}, C_r$	Couple électromagnétique et couple de charge
$v_{sa, sb, sc}, v_{ra, rb, rc}$	Tensions Triphasés Statoriques et Rotoriques
$i_{sa, sb, sc}, i_{ra, rb, rc}$	Courants Triphasés Statoriques et Rotoriques
$\varphi_{sa, sb, sc}, \varphi_{ra, rb, rc}$	Flux Triphasés Statoriques et Rotoriques
$v_{ds, qs}, v_{dr, qr}$	Tensions de Park
$i_{ds, qs}, i_{dr, qr}$	Courants de Park
$\varphi_{ds, qs}, \varphi_{dr, qr}$	Flux de Park
$l_s$ et $l_r$	Inductances propres statorique et rotorique.
$l_{ss}$ et $l_{rr}$	Inductances mutuelles entre deux phases statoriques ou rotoriques
$l_{sr}$	Inductance mutuelle maximale entre une phase statorique et une phase rotorique
$L_s, L_r$	Inductances Cycliques Statorique et Rotorique
$L_m$	Inductance Mutuelle Cyclique entre Stator et Rotor
$[P(\theta)]$	Matrice de transformation de Park
$R_s, R_r$	Résistances statorique et rotorique.
$J$	Moment d'inertie de la MAS
$f$	Frottement Totale de la MAS et de la charge
AG	Algorithme Génétique
AM	Algorithme Mémétique

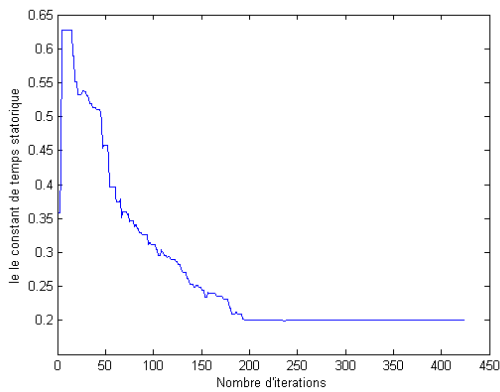
## ANNEXE B



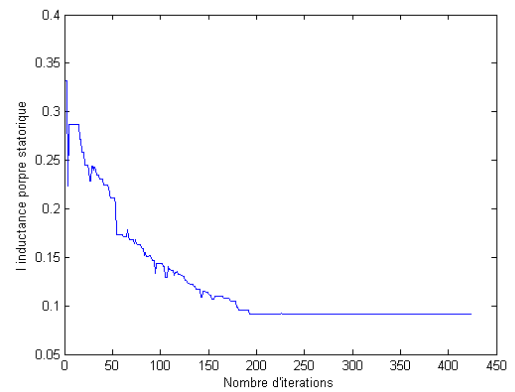
(a)



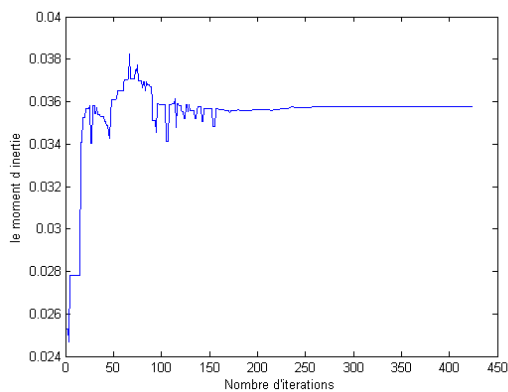
(b)



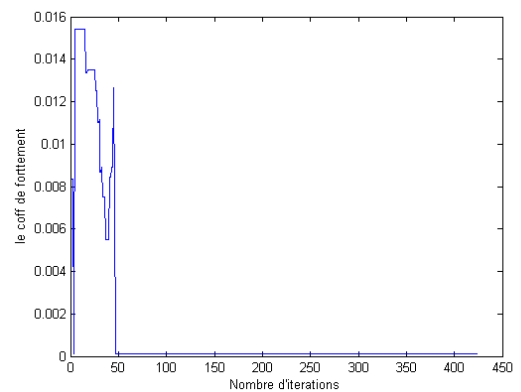
(c)



(d)

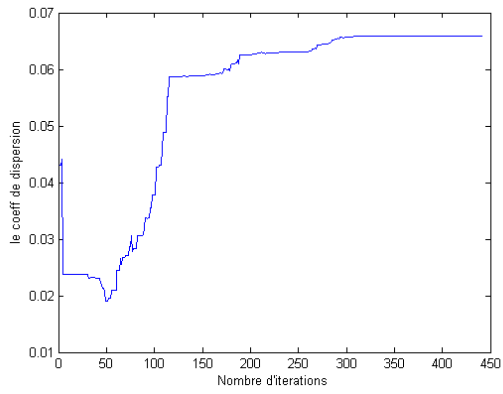


(e)

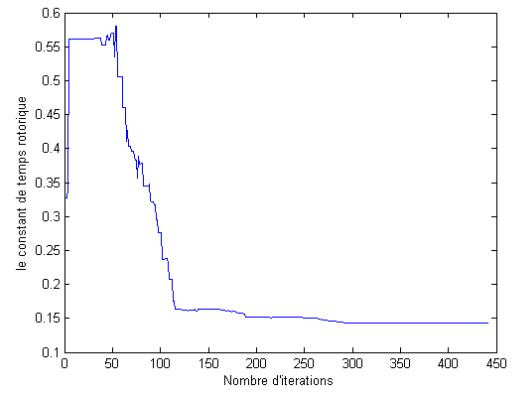


(f)

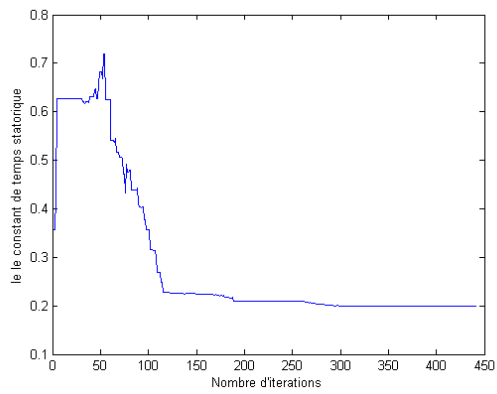
**Figure 0.1 : L'évolution des paramètres en fonction de nombre d'itérations du M2 (estimée par les algorithmes génétiques).**



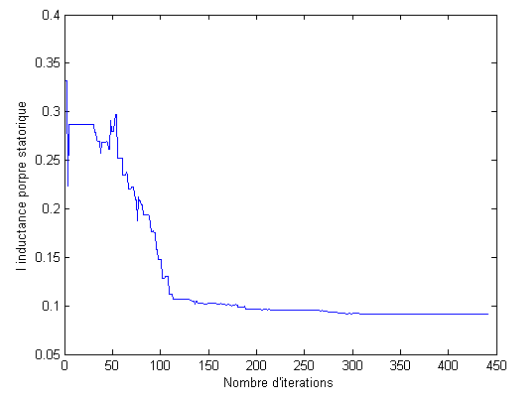
(a)



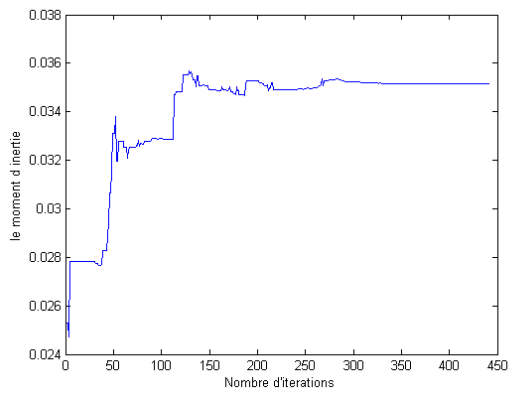
(b)



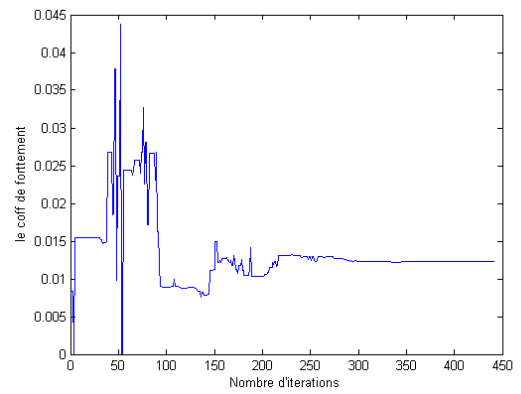
(c)



(d)

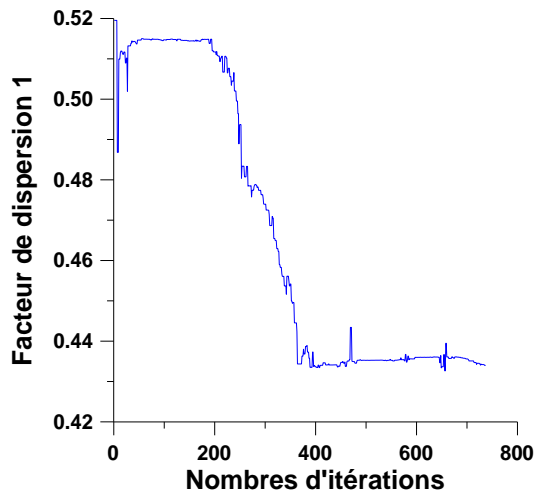


(e)

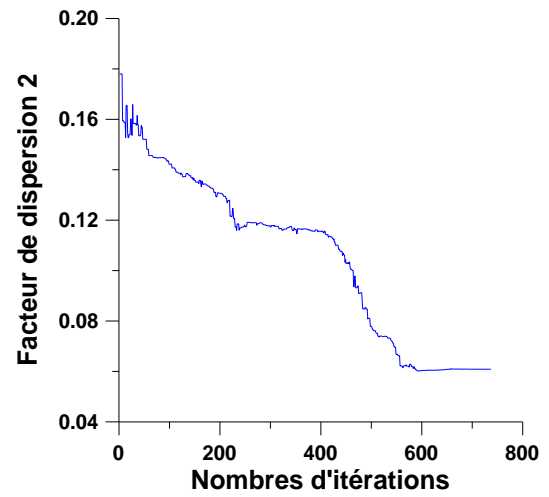


(f)

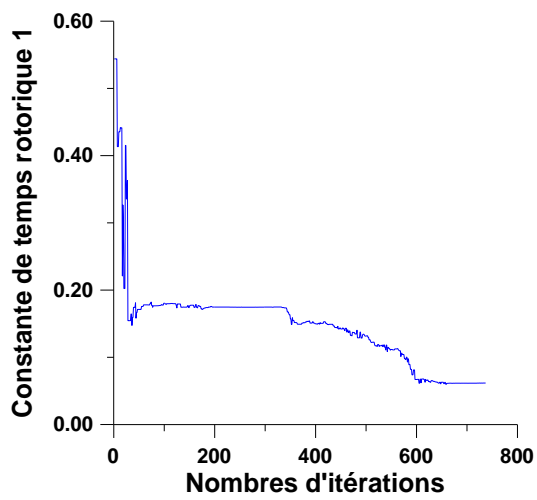
**Figure 0.2 : L'évolution des paramètres en fonction de nombre d'itérations du M2 (estimée par les algorithmes mémétiques).**



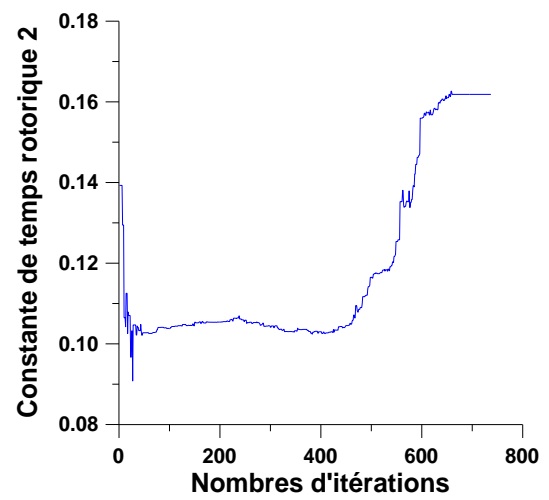
(a)



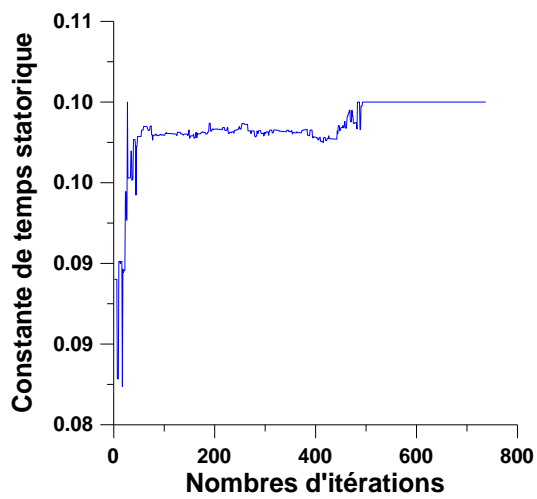
(b)



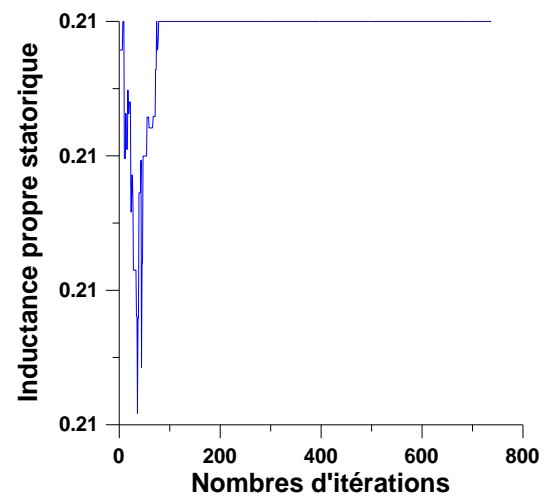
(c)



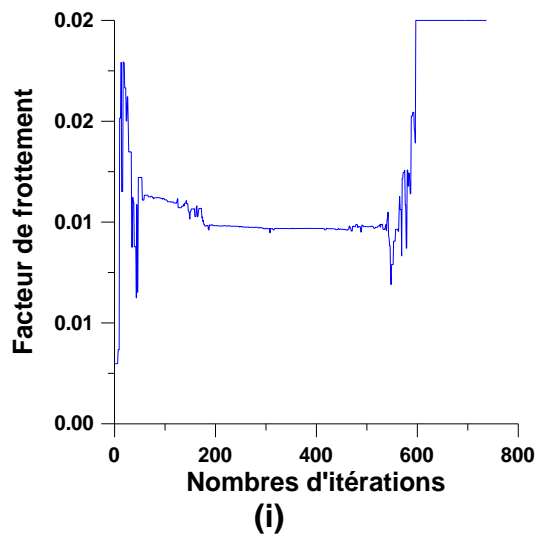
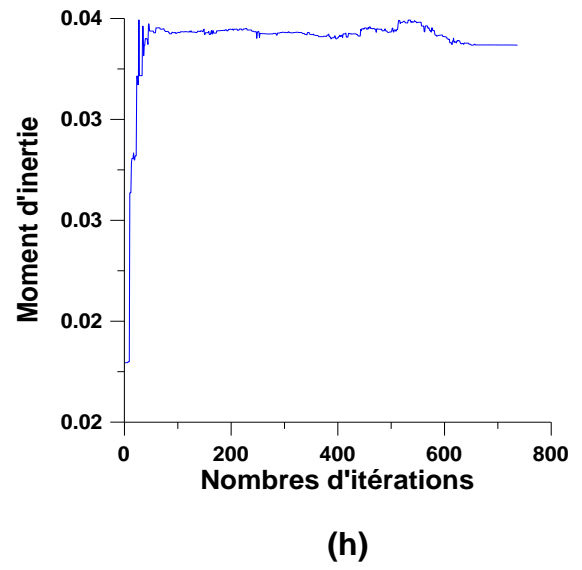
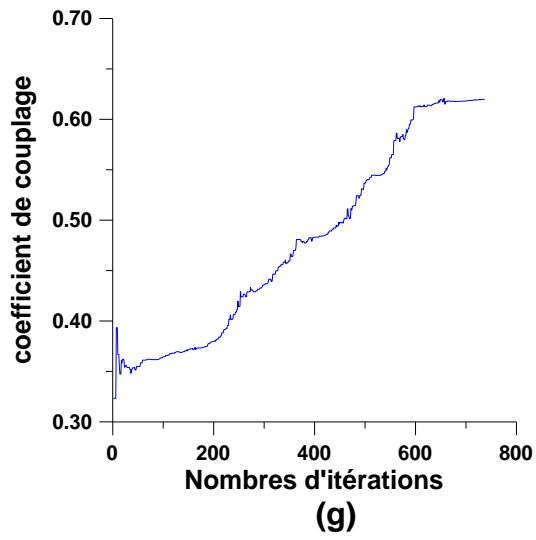
(d)



(e)



(f)



**Figure 0.3 :L'évolution des Paramètres du Moteur M2 (modèle à double cage)**

## BIBLIOGRAPHIE

1. R. Abdessemed, M. Kadjoudj, "Modélisation des machines électriques" Presses de l'université de Batna 1997.
2. J.P Caron, J.P Hautier " Modélisation de la MAS, commande vectorielle éditions techniques Paris 1995.
3. J. L. Deneubourg, S. Goss et al « Self-Organization Mechanisms in Ants Societies» Learning in Foraging and Division of Labour. From Individual to Collective Behaviour in Social Insects. Basel, Birkhauser Verlag. Experientia Suoolementum vol. 54: 177-196.
4. C. Canudas de wit, " Commande des Moteurs Asynchrones : Modélisation, Contrôle Vectoriel et DTC", Edition Hermès Sciences, Lavoisier, Paris 2004.
5. P.L.Alger, "Induction machines ", Gordon and Breach Science Publishers, second edition 1970.
6. J. Lesenne, F.Notelet, G. Segulier, "Introduction à l'électronique approfondie ", Technique et Documentation, Paris 1981.
7. O. Touhami. « Contribution à l'identification paramétrique des machines électriques ». Thèse de doctorat d'état ès-sciences, E.N.P, Mai 1994.
8. O. Touhami, H. Guesbaoui, C. lung. « Parameter identification of electrical machines ». International journal of power and energy systems Vol 14, N° 1, pp 22-26, 1994.
9. O. Touhami, H. Guesbaoui, C. lung. "Vers une méthodologie d'identification des machines électriques ». AGI'94, AFCET-SEE, pp.1-5, Poitier, 1994.
10. F. Messine, B .Nogarède, J.L. Langounaelle « Optimal Design of Electro-Mecanical Actuatros : A New Method Based on Global Optimization », IEEE Trans. Magn. Vol. 34 No. 1,pp. 299-308, 1998.



11. J.C. Culioli, « Introduction à l'optimisation », Ellipses, ISBN 26729-89428-4, 1994.
12. F. Glover et M. Laguna, Tabu Search, Kluwer Academic Publishers, 1997).
13. M.J.D Powell, "An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivations", Computer Journal, Vol. 7, pp. 155-162, 1965.
14. M. Minoux, «Programmation mathématique: Tome 1 Théorie et algorithmes», Edition Dunod, 1983.
15. W.H. Press, «Numerical Recipes in C: The art of Scientific Computing », Cambridge University Press, ISBN 0-521-43108-5, 1992.
16. S.S.Rao, «Engineering Optimisation, Theory and Practice», John Wiley and Sons, 1996.
17. Y. Cherruault, «Optimisation : Méthodes locales et globales» Presses Universitaires de France, ISBN 2613064991064, 1999.
18. E.H.L. Aarts, J.K. Lenstra (Eds.), Local search in combinatorial optimisation, John Wiley & Sons, 1997.
19. J.A. Nelder, R. Mead, «A Simplex Method for function Minimisation», Computer Journal, Vol. 7, pp. 308-312, 1965.
20. H.P. Schwefel, «Evolution and Optimum Seeking –Sixth generation Computer Technology Series», John Wiley and Sons, New Youk, 1996.
21. B. Sareni, «Méthodes d'optimisation multimodales associées à la modélisation numérique en électromagnétisme», Thèse de doctorat, Ecole Centrale Lyon, 1999.
22. R. Fletcher, C.M. Reeves, «Function minimisation by conjugual gradients», Computer Journal, No. 7, pp. 148-154, 1964.
23. P. Hansen, The steepest ascent mildest descent heuristic for combinatorial programming Congress Numerical Methods in Combinatorial Optimisation, Capri, Italie, 1986.

24. G. S. Fishman, «Monte Carlo, concepts, Algorithms and Application», Springer-Verlag, New Youk, 1997.
25. M. Bounekhla, «Contribution à l'identification paramétrique de la machine asynchrone», Thèse de doctorat d'état, ENP, Alger 2004.
26. A. Ould Aissa, «Application de particle swarm optimisation pour l'identification parametrique de la machine asynchrone», Mémoire de Magister, USB, Juillet 2009.
27. P. Moscato. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: Towards memetic algorithms. Technical Report 05.20 02.50 87.10, California Institute of technologie, Pasadena, CA 91125, U.S.A., 1989.
28. Darell Whitley. Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science, chapter Modeling hybrid genetic algorithms, pages 191–201. John Wiley, 1995.
29. C.R. Houck, J. A. Joines, and M.G. Kay. Utilizing lamarckian evolution and the baldwin effect in hybrid genetic algorithms. Technical Report 96-01, Dept. Of Industrial Engineering North Carolina State University, 1996.
30. M. Kostenko, L. Piotrovsky "Electrical machines", vol. 2, MIR Publishers, Moscow, 1969.
31. D. P. Sen Gupta et J. W. Lynn, "Electrical machine Dynamics" The Macmillan Press LTD, London, 1980.
32. E. Laroche " Modélisation et Commande des Dispositifs de Gestion de L'énergie électriques" Thèse de Master, Université de Strasbourg, 2009.
33. D. Hadiouche, H. Razik, A. Rezzoug, "Study and simulation of space vector PWM control of double-star induction motors," IEEE-CIEP, Acapulaco, Mexico, pp. 42-47, October 2000.
34. D. Hadi ouche, "Contribution à l'étude de la machine asynchrone double étoile: modélisation, alimentation et structure, thèse de doctorats de l'université Henri Poincaré, Nancy-1., Décembre 2001.

35. V. Pant, G. K. Singh, S. N. Singh, " Modeling of a multi-phase induction machine under fault condition," IEEE 1999 International Conference on Power Electronics and Drive Systems, PED'S 99, pp. 92-97, Hong Kong, July 1999.
36. H. Razik, "Modeling of double star induction motor for diagnosis purpose," In IEEE, pp. 907-912, 2003.
37. Châtelain. J., 1984. "Traité d'électricité: Machines électrique ". Tome 1, Dunod.
38. E., Schaeffer, "Diagnostic des machines asynchrones modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts." Thèse de Doctorat, Spécialité Automatique, Université de Nantes, 1999.
39. W. Leonhard, "Control of machines with the help of microelectronics", Third IFAC Symposium on Control in Power Electronics and Electrical Drivers, Lausanne, Sept 1994, pp 35-58.
40. P. Vas, "Sensorless vector and direct torque control", Oxford Science Publication, 1998.
41. Thierry Lubin, " Modélisation et commande de la machine synchrone à reluctance variable Prise en compte de la saturation magnétique ", Thèse de Doctorat, Université Nancy, 2003.
42. D. Roje, "Modélisation, Contrôle vectoriel et DTC ", Hermes Science Europe LTD, 2000, Sous la Direction de Carlos Canudas, pp. 81-132 Vol.1.
43. G. A. Capolino, H. Henao, "A New Model for Three-phase Induction Machine Diagnosis Using a Simplified Spectral Approach" University of Picardie, Departement of Electrical Engineering, 2001.
44. E. Rahimpour, V. Rashtchi, M. Pesaran, " Parameter identification of deep-bar induction motors using genetic algorithm ," Electr Eng. 547-552,2007.
45. V. Pahwa, K.S. Sandhu «Transient analysis of three-phase induction machine using different refernce frames», ARPN Journal of engineering and Applied Sciences, vol. 4, No 8, OCT 2009.

46. P. Nangsue, P. Pillay, S.E. Contry, «Evolutionary Algorithms for induction Motor Parameter Determination», IEEE Transaction on energy Conversion, vol. 14, No. 3, sep 1999.
47. L.Z. Martinez, A.Z. Martinez, «identification of induction machines using Artificial neural networks», ISIE'97- Guimarães, Portugal.
48. T. Surgevil, E. Akpinar, «abc/qd, qd/abc of a Double-cage induction machine and determination of parametres using the genetic algorithm», Electric Power componentents and systems, 1115 : 1131,2003.
49. M. Dorigo, G.Dicaro, «the ant colony optimisation meta-heuristic», New Ideas in optimisation Mc Graw-Hill, 1999.
50. R. Fletcher, «Practical Methods of Optimisation», John Wiley and Sons, ISBN 0-471-49463-1, 1987.
51. C. Fleurent and J.A. Ferland. Genetic and hybrid algorithms for graph coloring. Annals of Operations Research, 63:437–463, 1996.
52. F. Glover, heuristics for integer programming using surrogate constraints. Decision Sciences 8: 156-166, 1977.
53. C.R. Reeves. Hybrid genetic algorithms for bin-packing and related problems. Annals of Operations Research, 63:371–396, 1996.
54. C. Cotta and J.M. Troya. A hybrid genetic algorithm for the 0-1 multiple knapsack problem. Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms, 3:250–254, 1998.
55. P. Galinier and J.K. Hao. Hybrid evolutionary algorithms for graph coloring. Journal of Combinatorial Optimization, 3(4):379–397, 1999.
56. H. Chen, N.S. Flann, and D.W. Watson. Parallel genetic simulated annealing: A massively parallel simd algorithm. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 9(2):126–136, 1998.

57. N. Lavrac, D. Gamberger, and P. Turney. Cost-sensitive feature reduction applied to a hybrid genetic algorithm. In Proceedings of the Seventh International Workshop on Algorithmic Learning Theory, pages 127–134, 1996.
58. N.L.J. Ulder, E.H.L. Aarts, H.J. Bandelt, P. J. M. Van Laarhoven, and E. Pesch. Genetic local search algorithms for the traveling salesman problem. Parallel Problem Solving from Nature, pages 109–116, 1991.
59. A.W. J. Kolen and E. Pesch. Genetic local search in combinatorial optimization. Discrete applied mathematics and combinatorial operations research and computer science, 48(3):273–284, 1994.
60. H.H. Hoos and T. Stützle. Stochastic local search: Foundations and applications. Morgan Kaufmann, 2004.
61. V. Barichard. Approches hybrides pour les problèmes multiobjectifs. PhD thesis, Université d'Angers, 2003.
62. F. Lardeux. Approches hybrides pour les problèmes de satisfiabilité (SAT et MAX-SAT). PhD thesis, Université d'Angers, 2005.
63. A. Goëffon. Nouvelles heuristiques de voisinage et mémétiques pour le problème maximum de parcimonie. PhD thesis, Université d'Angers, 2006.
64. E.A. Rodriguez-Tello. Nouvelles fonctions d'évaluation pour les problèmes d'étiquetage de graphes BMP et MINLA. PhD thesis, Université d'Angers, 2007.
65. J.G. Digalakis and K. G.Margaritis. A performance comparison of parallel genetic and memetic algorithms using mpi. Technical report, Parallel Distributed Processing Laboratory, University of Macedonia, 2000.
66. W.H. Press, « Numerical Recipes in C: The art of Scientific Computing », Cambridge University Press, ISBN 0-521-43108-5, 1992.
67. K. Schittkowski, «On the convergence of a sequential quadratic programming method with an augmented Lagrangian line search function», Mathematische operation forschung and statistik, series optimisation 14, 1983.

68. M. H. Sadok, « API, une métaheuristique pour l'optimisation difficile. Application à l'identification de la machine asynchrone », Thèse de doctorat, USDB, Blida 2007.
69. K.A. De Jong, « An analysis of the behavior of a class of genetic adaptative systems», PhD thesis, University Microfilms, Dissertation Abstracts International, 36(10), 5140B, University Microfilms No.76-9381, 1975.
70. J.H. Holland, « Adaptation in natural and artificial systems», University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.