

UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA

**Faculté de Technologie
Département d'Electronique**

THESE DE DOCTORAT

en Electronique

**CONTRIBUTION A L'IDENTIFICATION PARAMETRIQUE
DE LA MACHINE ASYNCHRONE PAR LES ALGORITHMES
GENETIQUES STATIQUES, DYNAMIQUES ET HYBRIDES**

Par

BOUDISSA El-ghalia

Devant le jury composé de

A. GUESSOUM	Professeur, USD de Blida	Président
M. HADJ SADOK	Maître de Conférences (A), USD de Blida	Examineur
R. TAHMI	Maître de Conférences (A), ENP d'Alger	Examineur
Y. AIT GOUGAM	Maître de Conférences (A), USTHB d'Alger	Examineur
K. BENMANSOUR	Maître de Conférences (A), UYF de Médéa	Examineur
M. BOUNEKHLA	Professeur, USD de Blida	Directeur de thèse

Blida, Mars 2013

RESUME

Ce travail est dédié à 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 uniquement le courant de démarrage et la tension simple correspondante comme signaux d'entrée-sortie. Les paramètres de la machine sont déterminés par minimisation de l'erreur quadratique entre le courant mesuré et celui calculé à partir du modèle adopté de la machine. Trois algorithmes génétiques statiques couplés chacun à l'une des sélections suivantes: proportionnelle, linéaire par rapport au rang et Boltzmann, pour les mêmes opérateurs de croisement et de mutation sont mis en œuvre. En appliquant l'opérateur de sélection, la notion instinctive de pression de sélection est imposée : plus la pression est forte moins les individus les moins adaptés seront sélectionnés. Pour une pression de sélection élevée, l'algorithme converge rapidement ou prématurément vers un optimum local. Une pression de sélection relativement faible n'est pas suffisante pour propulser l'algorithme vers les meilleurs individus ainsi elle entraînera une convergence lente. Pour améliorer les performances des algorithmes génétiques (AGs) statiques et éviter le problème de la convergence prématurée, nous avons proposé une sélection dynamique composée d'un faisceau de paraboles régulièrement espacées, permettant de contrôler la pression de sélection. En outre, pour améliorer les AGs et bénéficier des avantages des méthodes déterministes et stochastiques, nous avons proposé plusieurs structures d'AGs hybrides avec deux approches différentes : la recherche tabou (RT) et la méthode de Hooke et Jeeves (HJ). La validation de l'approche d'identification ainsi que la vérification des programmes développés sont effectuées à l'aide de données simulées. La validation des résultats obtenus à l'aide de données expérimentales relevées sur trois machines différentes, est confirmée par la bonne superposition des courants mesurés et ceux calculés par le modèle adopté de la machine. Une comparaison des différents AGs est établie en termes de vitesse de convergence et temps de calcul.

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 based on the reference model method using the starting current together with the simple corresponding voltage as input output signals. The minimization of the quadratic output error between the current acquired experimentally from the induction machine and the computed one from the adopted model, is achieved by the static genetic algorithms, coupled to three different selections (proportionate selection, linear ranking selection and Boltzmann selection), from the same crossover and mutation, at the same instance. In order to improve the algorithm performance and avoid a risk of premature convergence in genetic algorithm, we propose a dynamic selection composed of a parabolic curves beam allows us to control the selection pressure across the generation evolution. The static and dynamic genetic algorithms are applied to induction machines identification. To improve the algorithm performance, the advantages of deterministic and stochastic methods are combined to obtain the hybrid algorithms. Then, we propose different structures of hybrid GAs that are coupled with two methods: Tabu search and Hooke&Jeeves method. The technique is verified using the simulated data. The validation is confirmed by the corresponding computed transient and steady state currents, which are found to agree well with the measured data on different machines. The different GAs are compared in terms of computing time and speed convergence.

ملخص

لحساب قيم عناصر الالة لا متزامنة التقرب المقترح يمكننا من ايجاد في ان واحد قيم العناصر الكهربائية و الميكانيكية للالة وهذا بستعمال طريقة النموذج المرجعي و التي تستخدم تيار الاقلاع و التوتر البسيط المناسب كاشارات دخول و خروج

في النموذج الاول تبيننا النموذج الخطى للالة استخدمت ثلاث خوارزمية جينية ذات طابع ثابت تخفض الفارق بين القياس و الحساب لاثبات المقاربة و تمت مقارنتها بطريقة جديدة مقترحة لخوارزمية جينية ذات طابع غير ثابت و نبين بان التقنية المقترحة لتحديد عناصر الالة لديها نتيجة حسنة

في النموذج الثاني تم تطبيق خوارزمية جينية هجينة مع طريقة طابو و هو كى جيف لاجاد القيم الكهربائية و الميكانيكية في ان واحد للالة

REMERCIEMENTS

Les travaux de cette thèse ont été effectués au sein du Laboratoire de Systèmes Electriques et Télécommunications, du département d'Electronique, Université Saad Dahlab de Blida.

Cette thèse a été menée à terme sous la direction scientifique éclairée du Professeur M'hamed BOUNEKHLA. Qu'il trouve dans ces modestes lignes l'expression de ma profonde gratitude et de mon immense reconnaissance. Il a su joindre à sa grande expérience et à ses précieux conseils, une disponibilité et une gentillesse constante.

Je rends hommage à Monsieur A. GUESSOUM, Professeur au département d'Electronique, de l'USDB, pour l'honneur qu'il me fait en présidant le jury d'examen de cette thèse.

Je remercie les membres de ce même jury pour leurs contributions. Je cite, par ordre alphabétique, Monsieur Y. AIT GOUGUAM, Maître de conférences (A) à l'USTHB, Monsieur K. BENMANSOUR, Maître de conférences (A) à l'UYF de Médéa, Monsieur M. HADJ SADOK, Maître de conférences (A) à l'USDB, et Monsieur R. TAHMI, Maître de conférences (A) à l'ENP d'Alger.

Que Messieurs M.L CHIKHI, A. FERDJOUNI, B. KAZED, H. SALHI, M. AIDJA, et Mesdames K. FERDJOUNI, L. KHEMICI, L. ZINE, trouvent mes vifs remerciements pour leurs aides et encouragements ainsi qu'à tous mes collègues du département d'électronique.

Un grand merci à mes parents qui m'ont encouragé sans cesse tout au long de mes études, à mon époux pour son soutien moral et ses encouragements quotidiens.

TABLE DES MATIERES

RESUME	
REMERCIEMENTS	
TABLE DES MATIERES	
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX	
INTRODUCTION GENERALE	9
1. MODELISATION ET TECHNIQUES D'IDENTIFICATION DE LA MAS	14
1.1 Introduction	14
1.2 Modélisation de la machine asynchrone	14
1.3 Méthodes d'Identification	23
1.4 Conclusion	27
2. TECHNIQUES D'OPTIMISATION	28
2.1 Introduction	28
2.2 Techniques d'optimisation	28
2.3 Conclusion	51
3. APPLICATION DES ALGORITHMES GENETIQUES STATIQUES ET DYNAMIQUES	52
3.1 Introduction	52
3.2 Algorithmes génétiques statiques	52
3.3 Algorithmes génétiques dynamiques	60
3.4 Résultats	64
3.5 Etude comparative	78
3.6 Conclusion	78
4. APPLICATION DES ALGORITHMES GENETIQUES HYBRIDES	79
4.1 Introduction	79
4.2 Algorithmes génétiques hybrides	79
4.3 Résultats	88
4.4 Etude comparative	109
4.5 Conclusion	110
CONCLUSION GENERALE	111
APPENDICE	113
A. LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS	113
B. CALCULS DETAILLES DE $\rho_1, \rho_2, A(\rho), B(\rho)$ ET $C(\rho)$	115
C. EVOLUTIONS DES PARAMETRES DES MOTEURS M2 ET M3 PAR AGs STATIQUES ET DYNAMIQUES	117
D. EVOLUTIONS DES PARAMETRES DES MOTEURS M2 ET M3 PAR AGH+HJ	121
E. EVOLUTIONS DES PARAMETRES DES MOTEURS M2 ET M3 PAR AGH+RT	125
REFERENCES	129

LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1	Représentation des enroulements de la machine asynchrone triphasée	14
Figure 1.2	Repérage angulaire des systèmes d'axes	19
Figure 1.3	Principe d'identification	24
Figure 1.4	Les optimums d'une fonction unidimensionnelle multimodale	25
Figure 1.5	Entrées-sorties du modèle de la machine asynchrone	26
Figure 2.1	Illustration de la méthode de relaxation cyclique	33
Figure 2.2	Organigramme de la méthode de relaxation cyclique	33
Figure 2.3	Illustration de la méthode de Hooke et Jeeves	34
Figure 2.4	Organigramme de la méthode de Hooke et Jeeves	35
Figure 2.5	Illustration de la méthode de Rosenbrock	36
Figure 2.6	Organigramme de la méthode de Rosenbrock	37
Figure 2.7	Les différentes opérations de la méthode de Nelder-Mead	38
Figure 2.8	Organigramme de la méthode de Nelder Mead	39
Figure 2.9	Organigramme de la méthode du recuit simulé	41
Figure 2.10	Organigramme de la recherche tabou	43
Figure 2.11	Le déplacement de la la $i^{\text{ème}}$ particule	44
Figure 2.12	Organigramme de l'essaim de particules	45
Figure 2.13	Organigramme de l'algorithme de colonie de fourmis	46
Figure 2.14	Organigramme de l'algorithme génétique	47
Figure 2.15	Représentation schématique du principe des méthodes mimétiques	49
Figure 2.16	Combinaison directe AG- Recherche locale	50
Figure 3.1	Organigramme de l'algorithme génétique	53
Figure 3.2	Distribution linéaire	56
Figure 3.3	Faisceau de courbes paraboliques	61
Figure 3.4	Représentation de $Fit1(i)$, $Fit2(i)$ et $F(i)$	62
Figure 3.5	(a) Tension sinusoïdale (b) Courant statorique calculé correspondant	65

Figure 3.6	Evolution des paramètres de la machine connue	66
Figure 3.7	Motor M1 (a) tension mesurée (b) courant mesuré	68
Figure 3.8	Motor M2 (a) tension mesurée (b) courant mesuré	68
Figure 3.9	Motor M3 (a) tension mesurée (b) courant mesuré	69
Figure 3.10	Superposition courant mesuré et calculé, M1	70
Figure 3.11	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés, M1	71
Figure 3.12	Superposition courant mesuré et calculé, M1	71
Figure 3.13	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés, M1	72
Figure 3.14	Superposition courant mesuré et calculé, M2	72
Figure 3.15	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés, M2	73
Figure 3.16	Superposition courant mesuré et calculé, M2	73
Figure 3.17	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés, M2	74
Figure 3.18	Superposition courant mesuré et calculé, M3	74
Figure 3.19	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés, M3	75
Figure 3.20	Superposition courant mesuré et calculé, M3	75
Figure 3.21	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés, M3	76
Figure 3.22	Evolution des paramètres de la machine M1	77
Figure 4.1	Organigramme d'AGHRT1	81
Figure 4.2	Organigramme d'AGHRT2	82
Figure 4.3	Organigramme d'AGHRT3	83
Figure 4.4	Oganigramme d'AGHHJ1r	85
Figure 4.5	Organigramme d'AGHHJ2	87
Figure 4.6	(a) Tension sinusoïdale (b) Courant statorique calculé	88
Figure 4.7	Evolution des Paramètres d'une machine connue par AGH+RT	90
Figure 4.8	Evolution des Paramètres d'une machine connue par AGH+HJ	92
Figure 4.9	Moteur M1(a) tension mesurée (b) courant mesuré	93
Figure 4.10	Moteur M2(a) tension mesurée (b) courant mesuré	93
Figure 4.11	Moteur M3(a) tension mesurée (b) courant mesuré	94

Figure 4.12	Superposition du courant mesuré et calculé par AGH+RT, M1	96
Figure 4.13	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M1	96
Figure 4.14	Superposition du courant mesuré et calculé par AGH+RT, M1	97
Figure 4.15	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M1	97
Figure 4.16	Superposition du courant mesuré et calculé par AGH+RT, M2	98
Figure 4.17	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M2	98
Figure 4.18	Superposition du courant mesuré et calculé par AGH+RT, M2	99
Figure 4.19	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M2	99
Figure 4.20	Superposition du courant mesuré et calculé par AGH+RT, M3	100
Figure 4.21	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M3	100
Figure 4.22	Superposition du courant mesuré et calculé par AGH+RT, M3	101
Figure 4.23	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M3	101
Figure 4.24	Evolution des paramètres de la machine M1	102
Figure 4.25	Superposition du courant mesuré et calculé pour M1 par AGH+HJ	105
Figure 4.26	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M1	105
Figure 4.27	Superposition du courant mesuré et calculé pour M2 par AGH+HJ	106
Figure 4.28	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M2	106
Figure 4.29	Superposition du courant mesuré et calculé pour M3 par AGH+HJ	107
Figure 4.30	Erreur entre les courants mesurés et ceux calculés pour M2	107
Figure 4.31	Evolution des paramètres de la machine M1	109

Table 3.1	Abréviation d'algorithmes génétiques codés-réels combinés aux différentes méthodes de sélection	65
Table 3.2	Résultats de simulation d'AGs statiques et dynamiques	66
Table 3.3	Identification des paramètres de la machine M1	69
Table 3.4	Identification des paramètres de la machine M2	69
Table 3.5	Identification des paramètres de la machine M3	70
Table 4.1	Acronymes des différentes configurations d'AGH+RT	80
Table 4.2	Acronymes des différentes configurations d'AGH+HJ	84
Table 4.3	Paramètres estimés par AGH+RT	89
Table 4.4	Paramètres estimés par AGH+ HJ	91
Table 4.5	Identification des paramètres de la machine M1 par AGH+RT	94
Table 4.6	Identification des paramètres de la machine M2 par AGH+RT	94
Table 4.7	Identification des paramètres de la machine M3 par AGH+RT	95
Table 4.8	Identification des paramètres des trois moteurs par RT	95
Table 4.9	Identification des paramètres de la machine M1 par AGH+HJ	103
Table 4.10	Identification des paramètres de la machine M2 par AGH+HJ	104
Table 4.11	Identification des paramètres de la machine M3 par AGH+HJ	104
Table 4.12	Identification des paramètres des trois moteurs par HJ	104

INTRODUCTION GENERALE

Les machines électriques jouent un rôle fondamental dans les différentes branches de l'industrie. Elles sont utilisées dans les entraînements réglés et principalement comme actionneur dans la grande majorité des servomécanismes. Il est connu pour ce qui est de la partie technologique, que la productivité et la qualité du produit fini sont en partie dépendantes de la conduite des machines électriques intervenant dans le processus.

La machine asynchrone présente de nombreux avantages par rapport à la machine à courant continu. L'absence du système balais collecteur permet d'accroître sa fiabilité, et de limiter son coût de fabrication et d'entretien. Par ailleurs, les progrès réalisés en matière de commande et les développements technologiques, tant dans le domaine de l'électronique de puissance que celui de la micro électronique (DSP, FPGA), ont rendu possible l'usage de commandes performantes faisant de la machine asynchrone un concurrent potentiel dans les domaines de la vitesse variable. La mise au point de commandes performantes requière une bonne modélisation et une bonne identification de la machine asynchrone. Dans les installations de grandes puissances où les essais directs sont onéreux et parfois difficiles à réaliser, la simulation s'impose comme une bonne alternative pour la prédiction des caractéristiques de la machine. Ces caractéristiques peuvent servir à un dimensionnement judicieux des différents éléments constituant le système global ou à la mise en œuvre d'un système de diagnostic et de surveillance. Dans toutes ces situations, la modélisation et l'identification de la machine ont un impact non négligeable sur la précision des résultats obtenus.

Plusieurs approches d'identification [1-2] sont mises en œuvre pour le cas de la machine asynchrone. Elles se distinguent les unes des autres par la méthode d'identification, les signaux d'entrée-sortie et la technique de minimisation adoptée.

L'identification classique détermine les paramètres de la machine à l'aide des trois essais suivants :

- Essai au synchronisme
- Essai à rotor bloqué
- Essai en courant continu

L'essai au synchronisme ne présente pas de difficultés particulières, car il suffit de disposer d'une autre machine accouplée à la machine asynchrone à identifier.

Par contre, l'essai à rotor bloqué pose un certain nombre de difficultés :

- La première difficulté concerne la stabilité thermique de l'essai. En effet, à rotor bloqué, la machine s'échauffe rapidement, et par conséquent les paramètres obtenus peuvent être issus d'essais effectués dans des conditions de température complètement différentes du fonctionnement normal de la machine.
- La deuxième difficulté concerne le blocage du rotor. En effet, pour les moteurs de grande puissance, l'immobilisation du rotor est difficile.

En plus des difficultés d'expérimentation citées précédemment, il faut ajouter que les paramètres obtenus par cette méthode ne sont valides que dans une plage restreinte de fonctionnement de la machine.

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, elles nécessitent 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, ce qui restreint le recours à ces méthodes.

L'identification statique de la machine 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.

Les trois méthodes d'identification précédentes 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. L'accouplement de ces derniers 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 (courant, tension et vitesse) assure l'identification des paramètres électriques et mécaniques de la machine.

Nous proposons une approche d'identification utilisant uniquement le courant de démarrage et la tension simple correspondante permettant d'estimer simultanément les paramètres électriques et mécaniques de la machine asynchrone. Les paramètres sont déterminés par minimisation de l'erreur quadratique entre les courants mesurés et ceux calculés à partir du modèle adopté de la machine.

Plusieurs méthodes d'optimisation sont proposées dans la littérature [3-4-5], et peuvent être classées comme suit :

- Les méthodes déterministes
- Les méthodes stochastiques
- Les méthodes hybrides.

Les méthodes déterministes utilisent les informations (continuité, dérivabilité) sur les valeurs aux points courants de la fonction objectif. Cependant, elles convergent vers l'optimum local le plus proche du point initial. Par contre, les méthodes stochastiques ne nécessitent aucune connaissance à priori sur la fonction objectif. Parmi ces méthodes stochastiques, les algorithmes génétiques (AGs) auxquels nous nous intéressons, sont capables de localiser l'optimum global, en se basant sur une recherche par probabilités, mais avec un temps de calcul assez lent et présentant un risque de convergence prématurée.

Les domaines d'application des AGs sont très vastes. Ils sont utilisés pour l'optimisation de fonctions [6], finance, théorie du contrôle optimal, théorie des jeux, identification des paramètres de la machine asynchrone [7]

Les AGs [8-9-10] ont prouvé leur efficacité en optimisation dans les différents domaines. Mais cette efficacité reste fortement liée à un choix judicieux du vecteur paramètres de contrôle ainsi qu'aux opérateurs génétiques appropriés. Plusieurs travaux ont été présentés dans la littérature [11-12-13], stipulant que la sélection est importante dans l'évolution de l'algorithme. Elle est souvent citée comme la principale raison des cas de convergence prématurée. En appliquant l'opérateur de sélection, la notion instinctive de pression de sélection est imposée : plus la pression est forte moins les individus les moins adaptés seront sélectionnés. Pour une pression de sélection élevée, l'algorithme converge rapidement ou prématurément vers un optimum local. Une pression de sélection relativement faible n'est pas suffisante pour propulser l'algorithme vers les meilleurs individus ainsi elle entraînera une convergence lente.

Pour y remédier, nous avons proposé un AG ayant une sélection dynamique constituée d'un faisceau de paraboles régulièrement espacées, permettant la variation de la pression de sélection. Cette contribution dynamique génère une distribution parabolique pour chaque génération. Elle commence par une distribution ayant une faible pression de sélection émanant une large exploration de l'espace paramétrique. Les générations évoluent, le balayage du faisceau de paraboles s'achève avec une distribution ayant une importante pression de sélection permettant une intense exploitation de solutions dans l'espace de recherche.

En outre, pour améliorer les performances des AGs, les avantages des méthodes déterministes et stochastiques sont associés pour générer des méthodes hybrides. Nous avons également proposé plusieurs structures hybrides d'AGs avec deux approches: recherche tabou et méthode de Hooke&Jeeves.

La vérification des programmes développés ainsi que l'approche d'identification proposée sont assurées par les données simulées. A l'aide de données expérimentales, la validation des résultats est confirmée par la bonne superposition des courants mesurés et ceux calculés par le modèle adopté de la machine. Une comparaison des différents AGs est établie en termes de vitesse de convergence et temps de calcul.

Dans le premier chapitre, nous commençons par rappeler les équations régissant le fonctionnement de la machine asynchrone triphasée. Nous donnons ensuite le modèle de la machine à cinq puis quatre paramètres électriques. Nous présentons également l'identification paramétrique de la machine asynchrone à l'aide la méthode du modèle de référence.

Le deuxième chapitre consiste à présenter les différentes techniques d'optimisation qui peuvent être réparties en trois catégories : Les méthodes déterministes avec et sans calcul de dérivées sont présentées. Les méthodes stochastiques reposent sur des règles de transition probabiliste, peuvent être réparties en algorithmes à solution unique et algorithmes à population de solutions. Pour améliorer les performances des algorithmes, les avantages des méthodes déterministes et stochastiques sont associés pour concevoir les méthodes hybrides.

Dans le troisième chapitre, les AGs sont au cœur de ce travail. Nous présentons les différents opérateurs génétiques d'AGs statiques. Pour améliorer les performances des AGs statiques, nous proposons une sélection dynamique permettant de faire varier la pression de sélection. Nous vérifions nos programmes développés à l'aide de données simulées. La confirmation est réalisée à l'aide de données mesurées effectuées sur trois moteurs différents.

Dans le quatrième chapitre, l'hybridation des AGs est une alternative d'amélioration de performance. Nous proposons plusieurs structures hybrides d'AGs avec deux approches : la recherche tabou (RT) et la méthode de Hooke& Jeeves (HJ). Le temps de commutation de l'AG vers l'autre méthode et les différents emplacements de la RT et HJ sont examinés. La vérification des programmes développés est établie à l'aide de données simulées. La validation est confirmée à l'aide de relevés expérimentaux effectués sur différentes machines.

La conclusion générale clôture ce mémoire de thèse et expose quelques perspectives qui ouvrent des voies pour des développements et des recherches ultérieures.

CHAPITRE 1

MODELISATION ET TECHNIQUES D'IDENTIFICATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

1.1 Introduction

Ce premier chapitre permet de revenir sur la modélisation de la machine asynchrone triphasée [14-15-16]. Après un changement de variables approprié au niveau du vecteur d'état, nous déduisons un modèle de la machine asynchrone à quatre paramètres électriques et deux paramètres mécaniques. Les méthodes d'identification sont également présentées et particulièrement la méthode du modèle de référence.

1.2 Modélisation de la machine asynchrone

Le schéma de principe de la machine asynchrone triphasée est illustré par la figure 1.1. Le stator et le rotor sont représentés respectivement par trois enroulements identiques et déphasés de 120° les uns par rapport aux autres. L'angle θ caractérise la position angulaire du rotor par rapport au stator.

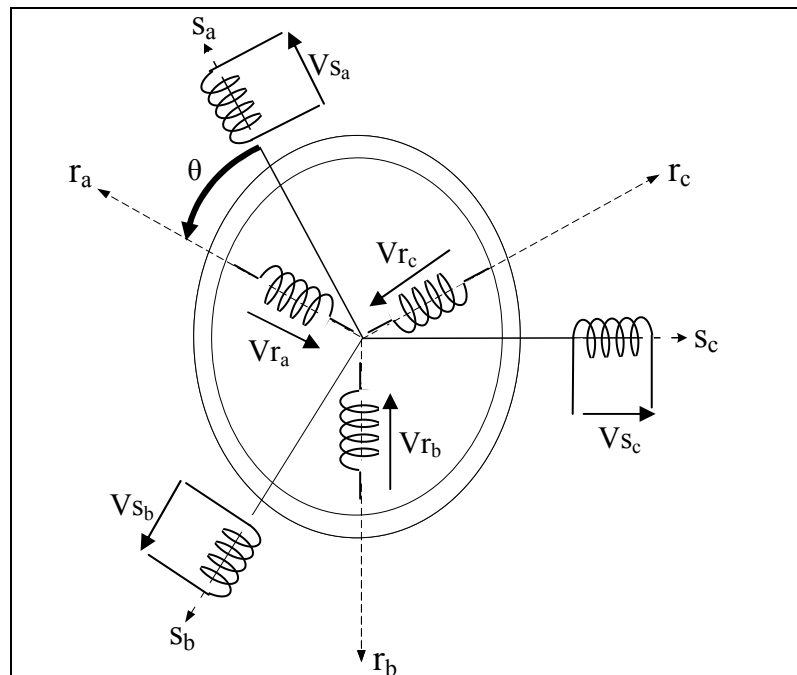


Figure 1.1 : Représentation des enroulements de la machine asynchrone triphasée

Pour établir les équations régissant le fonctionnement de la machine, nous adoptons les hypothèses simplificatrices suivantes :

- On suppose les circuits magnétiques non saturés et suffisamment feuilletés pour que les pertes fer soient négligeables. Les relations entre les flux et les courants sont donc linéaires. La saturation est négligée.
- On considère une densité de courant uniforme dans les sections des conducteurs élémentaires. L'effet de peau est négligé.
- On ne tient compte que du premier harmonique d'espace de la distribution de la force magnétomotrice de chaque phase du rotor et du stator. L'entrefer étant constant, par conséquent les inductances propres sont constantes. Les inductances mutuelles sont des fonctions sinusoïdales de l'angle entre les axes des enroulements rotoriques et statoriques.
- La machine est symétrique.

1.2.1 Equations électriques

Les équations de tension des trois phases statoriques et des trois phases rotoriques sont données par les expressions suivantes :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \quad (1.1)$$

$$[V_r] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt}[\Phi_r] \quad (1.2)$$

où les indices s et r désignent respectivement les grandeurs relatives au stator et au rotor.

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \end{bmatrix} \quad [I_s] = \begin{bmatrix} I_{sa} \\ I_{sb} \\ I_{sc} \end{bmatrix} \quad [\Phi_s] = \begin{bmatrix} \Phi_{sa} \\ \Phi_{sb} \\ \Phi_{sc} \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

$$[V_r] = \begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix} \quad [I_r] = \begin{bmatrix} I_{ra} \\ I_{rb} \\ I_{rc} \end{bmatrix} \quad [\Phi_r] = \begin{bmatrix} \Phi_{ra} \\ \Phi_{rb} \\ \Phi_{rc} \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

Les matrices des résistances statoriques et rotoriques de la machine asynchrone sont données par :

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

1.2.2 Equations des flux

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

$$\begin{bmatrix} [\Phi_s] \\ [\Phi_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Les quatre sous matrices d'inductances s'écrivent :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & m_s & m_s \\ m_s & l_s & m_s \\ m_s & m_s & l_s \end{bmatrix} \quad [L_r] = \begin{bmatrix} l_r & m_r & m_r \\ m_r & l_r & m_r \\ m_r & m_r & l_r \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^t = m_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

Les différentes inductances désignent :

l_s : Inductance propre d'une phase statorique

l_r : Inductance propre d'une phase rotorique

m_s : Inductance mutuelle entre phases statoriques

m_r : Inductance mutuelle entre phases rotoriques

m_{sr} : Inductance mutuelle entre stator et rotor

θ : Ecart angulaire entre stator et rotor

Les équations (1.1) et (1.2) s'écrivent de la manière suivante :

$$\begin{cases} [V_{sabc}] = [R_s] \cdot [I_{sabc}] + \left(\frac{d}{dt}\right) \{ [L_s][I_{sabc}] + [M_{sr}][I_{rabc}] \} \\ [V_{rabc}] = [R_r] \cdot [I_{rabc}] + \left(\frac{d}{dt}\right) \{ [M_{rs}][I_{sabc}] + [L_r][I_{rabc}] \} \end{cases} \quad (1.9)$$

1.2.3 Equation mécanique

La relation fondamentale de la dynamique s'écrit :

$$C_{em} - C_r = J \frac{d\Omega}{dt} \quad (1.10)$$

où

C_{em} : Couple électromagnétique

C_r : Couple résistant

J : Moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes

On considère que le couple résistant est proportionnelle à la vitesse.

$$C_r = B\Omega \quad (1.11)$$

B : Coefficient de frottement

1.2.4 Equation du couple

La machine étant à structure lisse et symétrique, le couple électromagnétique est donné par l'expression suivante :

$$C_{em} = [I_s]^t \frac{\partial [M_{sr}(\theta)]}{\partial \theta} [I_r] \quad (1.12)$$

I_s et I_r désignent respectivement les courants statoriques et rotoriques.

1.2.5 Modèle de Park

Les termes dans l'équation (1.8) dépendent de l'angle θ , ce qui complique considérablement l'étude des régimes dynamiques. Pour pallier ce problème, on opère sur l'ensemble des grandeurs (tensions, courants et flux) un changement de base qui simplifie notablement les relations. Ce changement de base est appelé transformation de Park. Ainsi, la machine sera régie par un système d'équations à coefficients constants.

1.2.5.1 Transformation de Park

La transformation de Park implique la transformation des enroulements statoriques et rotoriques de la machine réelle en des enroulements équivalents du point de vue électrique et magnétique disposés selon les axes en quadrature. Cette transformation a pour effet de rendre les inductances mutuelles du modèle de la machine indépendante de la rotation, c'est à dire de l'angle θ . La transformation de Park est donnée par l'expression suivante :

$$P(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

Le changement de variables est donné par la relation suivante :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = P \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

où

x_a , x_b et x_c peuvent représenter (courants, tensions ou flux) et x_0 représente la grandeur homopolaire.

La matrice inverse $P^{-1}(\theta)$ est telle que : $P^{-1} = P^t$

$$P^{-1}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

d'où les transformations inverses des variables :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = P^{-1} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

1.2.5.2. Equations de la machine dans le modèle de Park

On applique la transformation de Park aux courants, tensions et flux. Un changement de variable faisant intervenir l'angle entre l'axe des enroulements et les axes d et q. Les angles θ_s et θ_r qui interviennent respectivement pour les grandeurs statoriques et rotoriques sont représentés sur la figure 1.2

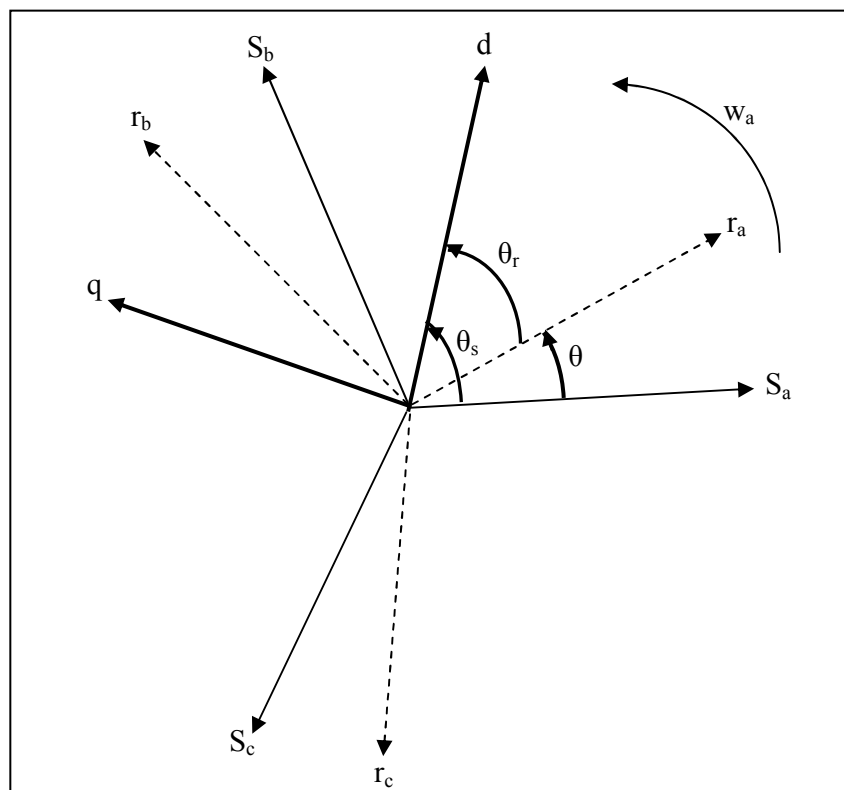


Figure 1.2 : Repérage angulaire des systèmes d'axes

où

θ_s : Angle entre l'axe de la phase a du stator et l'axe d

θ_r : Angle entre l'axe de la phase a du rotor et l'axe d

θ : Angle entre l'axe de référence du stator et du rotor

1.2.5.3 Equations des tensions

Dans un repère dq tournant à la vitesse ω_a par rapport au stator, le système d'équations (1.9) s'écrit après application de la transformation de Park aux différentes grandeurs comme suit :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d}{dt} \Phi_{ds} - \omega_a \Phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d}{dt} \Phi_{qs} + \omega_a \Phi_{ds} \\ V_{dr} = R_r I_{dr} + \frac{d}{dt} \Phi_{dr} - (\omega_a - \omega_m) \Phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r I_{qr} + \frac{d}{dt} \Phi_{qr} + (\omega_a - \omega_m) \Phi_{dr} \end{cases} \quad (1.17)$$

ω_a et ω_m désignent respectivement la vitesse du repère dq et la vitesse du rotor par rapport au stator. Selon l'application envisagée, le repère dq peut être lié au stator ($\omega_a = 0$), au rotor ($\omega_a = \omega_m$) ou au champs tournant ($\omega_a = \omega_s$)

1.2.5.4 Equations des flux

Les expressions des flux statoriques et rotoriques s'écrivent dans le modèle de Park sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_s I_{ds} + L_m I_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s I_{qs} + L_m I_{qr} \\ \Phi_{dr} = L_r I_{dr} + L_m I_{ds} \\ \Phi_{qr} = L_r I_{qr} + L_m I_{qs} \end{cases} \quad (1.18)$$

Les différentes inductances désignent :

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 et rotor

$$\begin{cases} L_s = l_s - m_s \\ L_r = l_r - m_r \\ L_m = \frac{3}{2} m_{sr} \end{cases} \quad (1.19)$$

1.2.5.5 Equation du couple

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

$$C_{em} = pL_m (I_{qs} I_{dr} - I_{ds} I_{qr}) \quad (1.20)$$

où

p : Nombre de paire de pôles de la machine

1.2.6 Modèle à cinq paramètres électriques

Dans un repère lié au stator, les équations électriques de la machine sont déduites des équations (1.17) dans lesquelles ω_a est égale à zéro. En ajoutant l'équation mécanique, la machine sera entièrement décrite par le système suivant:

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_s \frac{dI_{ds}}{dt} + L_m \frac{dI_{dr}}{dt} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_s \frac{dI_{qs}}{dt} + L_m \frac{dI_{qr}}{dt} \\ V_{dr} = R_r I_{dr} + L_r \frac{dI_{dr}}{dt} + L_m \frac{dI_{ds}}{dt} + p\Omega L_r I_{qr} + p\Omega L_m I_{qs} \\ V_{qr} = R_r I_{qr} + L_r \frac{dI_{qr}}{dt} + L_m \frac{dI_{qs}}{dt} + p\Omega L_r I_{dr} - p\Omega L_m I_{ds} \\ J \frac{d\Omega}{dt} = pL_m (I_{qs} I_{dr} - I_{ds} I_{qr}) - B\Omega \end{cases} \quad (1.21)$$

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 :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d}{dt} I_{ds} = -\frac{L_r R_s}{A} I_{ds} + \frac{L_m^2}{A} p\Omega I_{qs} + \frac{L_m R_r}{A} I_{dr} + \frac{L_m L_r}{A} p\Omega I_{qr}' + \frac{L_r V_{ds}}{A} \\ \frac{d}{dt} I_{qs} = -\frac{L_m^2}{A} p\Omega I_{ds} - \frac{L_r R_s}{A} I_{qs} - \frac{L_m L_r}{A} p\Omega I_{dr} + \frac{L_m R_r}{A} I_{qr} + \frac{L_r V_{qs}}{A} \\ \frac{d}{dt} I_{dr} = \frac{L_m R_s}{A} I_{ds} - \frac{L_m L_s}{A} p\Omega I_{qs} - \frac{L_s R_r}{A} I_{dr} - \frac{L_s L_r}{A} p\Omega I_{qr} - \frac{L_m V_{ds}}{A} \\ \frac{d}{dt} I_{qr} = \frac{L_m L_s}{A} p\Omega I_{ds} + \frac{L_m R_s}{A} I_{qs} + \frac{L_s L_r}{A} p\Omega I_{dr} - \frac{L_s R_r}{A} I_{qr} - \frac{L_m V_{qs}}{A} \\ \frac{d}{dt} \Omega = \frac{pL_m}{J} (I_{qs} I_{dr} - I_{ds} I_{qr}) - \frac{B}{J} \Omega \end{array} \right. \quad (1.22)$$

où

$$A = L_s L_r - L_m^2$$

Le système d'équations (1.21) montre que le fonctionnement de la machine dépend de cinq paramètres électriques [R_s R_r L_s L_r L_m] et deux paramètres mécaniques [J B].

Après un changement de variables du vecteur d'état, nous allons déduire un modèle à quatre paramètres électriques.

Le système (1.22) semble surdimensionné. Pour cela, une condition supplémentaire est nécessaire telle que celle suggérée par P.L. Alger [16] 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.

1.2.7 Modèle à quatre paramètres électriques

En fonctionnement normal de la machine, les tensions V_{dr} et V_{qr} sont nulles, par voie de conséquence le nombre de paramètres est réduit à quatre lorsqu'on effectue le changement de variables suivant :

$$I_{dr} = \frac{L_m}{L_r} I_{dr}' \quad \text{et} \quad I_{qr} = \frac{L_m}{L_r} I_{qr}' \quad (1.23)$$

Les équations (1.22) deviennent :

$$\begin{cases}
\frac{d}{dt} I_{ds} = -\frac{1}{\sigma T_s} I_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma} p\Omega I_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r} I'_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma} p\Omega I'_{qr} + \frac{V_{ds}}{\sigma L_s} \\
\frac{d}{dt} I_{qs} = -\frac{1-\sigma}{\sigma} p\Omega I_{ds} + \frac{1}{\sigma T_s} I_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma} p\Omega I'_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r} I'_{qr} + \frac{V_{qs}}{\sigma L_s} \\
\frac{d}{dt} I'_{dr} = -\frac{1}{\sigma T_s} I_{ds} - \frac{1}{\sigma} p\Omega I_{qs} - \frac{1}{\sigma T_r} I'_{dr} - \frac{1}{\sigma} p\Omega I'_{qr} - \frac{V_{ds}}{\sigma L_s} \\
\frac{d}{dt} I'_{qr} = \frac{1}{\sigma} p\Omega I_{ds} + \frac{1}{\sigma T_s} I_{qs} + \frac{1}{\sigma} p\Omega I'_{dr} - \frac{1}{\sigma T_r} I'_{qr} - \frac{V_{qs}}{\sigma L_s} \\
\frac{d}{dt} \Omega = \frac{p}{J} (1-\sigma) L_s (I'_{qr} I_{ds} - I_{qr} I'_{dr}) - \frac{B}{J} \Omega
\end{cases} \quad (1.24)$$

où

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r} \quad : \text{Coefficient de dispersion}$$

$$T_r = \frac{L_r}{R_r} \quad : \text{Constante de temps rotorique}$$

$$T_s = \frac{L_s}{R_s} \quad : \text{Constantes de temps statorique}$$

Le système d'équations (1.23) montre que le fonctionnement de la machine dépend de quatre paramètres électriques $[\sigma, T_s, L_s, T_r]$ et deux paramètres mécaniques $[J, B]$.

1.3 Méthodes d'identification

Plusieurs méthodes d'identification sont proposées dans la littérature [1-2-17-18-19-20-21-22-23].

- Méthodes basées sur l'exploitation du circuit équivalent de la machine.
- Méthodes basées sur le modèle dynamique de la machine
- Méthodes numériques de calcul de champs basées sur la méthode des éléments finis

1.3.1 Méthode du modèle de référence

L'identification des paramètres d'une machine par la méthode du modèle de référence repose sur les étapes suivantes :

- Choix du modèle de la machine
- Choix des signaux d'entrée-sortie
- Choix du critère d'évaluation entre le modèle et le processus
- Choix de la technique de minimisation

Le principe de la méthode est donné par la figure 1.3

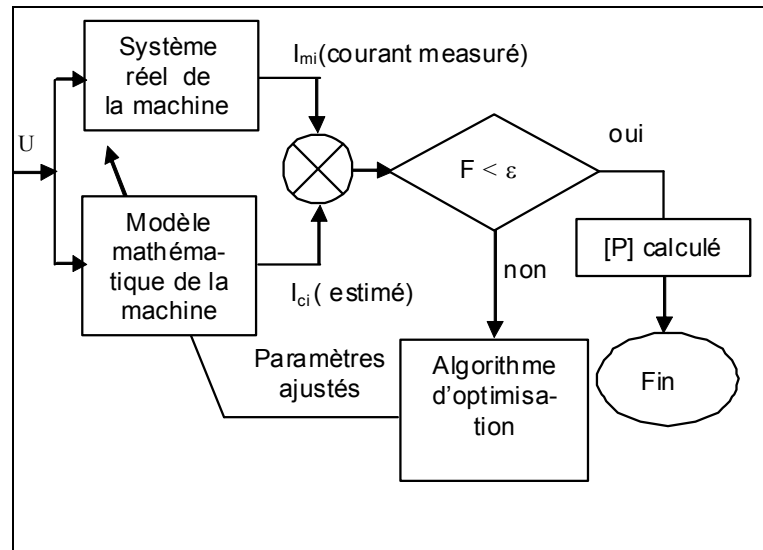


Figure 1.3 : Principe d'identification

Les entrées-sorties U et I_{mi} sont mesurées pour le ou les régimes désirés (transitoire, permanent). L'estimation du vecteur paramètres est ensuite effectuée par minimisation du critère d'évaluation retenu. Ce dernier représente généralement l'erreur quadratique F entre les grandeurs mesurées sur le système et les grandeurs calculées avec la même tension U (Figure 1.3)

Le problème consiste à trouver le minimum du critère d'évaluation, fonction qui dépend des paramètres. Ce minimum représente les paramètres estimés de la machine.

1.3.2.2 Nature du minimum

Le critère est généralement non linéaire par rapport aux paramètres et son minimum est calculé par une méthode itérative. Cependant, si le critère possède plusieurs minimums parmi lesquels se trouve le minimum global, la procédure de minimisation peut très bien converger vers un minimum local (Figure 1.4)

Deux questions se posent devant ce problème :

1. Comment peut-on déterminer si la solution obtenue est le minimum global ?
2. Si la solution n'est pas le minimum global, comment peut-on progresser dans l'espace paramétrique pour trouver le minimum global ?

La première question conduit à développer des critères d'optimalité qui serviront à déterminer si un point donné est une solution optimale ou non du problème d'optimisation. Apparemment, il n'existe pas de théorie mathématique capable de donner le nombre de minimums et leurs natures (global ou local)

La deuxième question amène à concevoir des méthodes pratiques permettant de localiser le point optimal dans un domaine. Elle peut avoir deux solutions :

Première solution: diviser l'espace paramétrique en domaine et explorer chacun d'eux à l'aide de méthodes telles que les algorithmes génétiques [10] qui peuvent explorer l'ensemble de l'espace d'étude.

Deuxième solution: scruter l'espace paramétrique à l'aide de différentes techniques d'optimisation

Dans la suite de notre travail, nous utilisons la première solution.

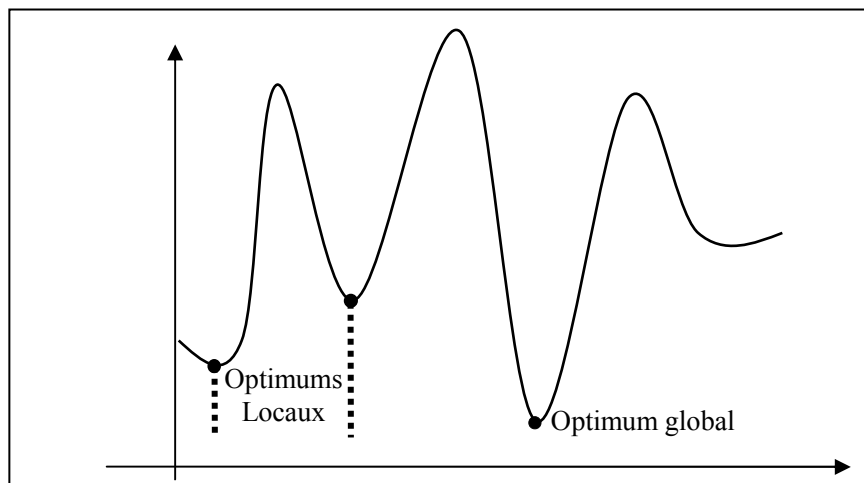


Figure 1.4 : les optimums d'une fonction unidimensionnelle multimodale

1.3.1.3 Choix des signaux d'entrée-sortie

Dans le cas de la machine asynchrone triphasée, le modèle ainsi que les différentes entrées-sorties sont représentés par la figure 1.5. Les entrées mesurables du système sont les trois tensions statoriques et les cinq sorties mesurables sont les trois courants statoriques, la vitesse mécanique et le couple en bout d'arbre

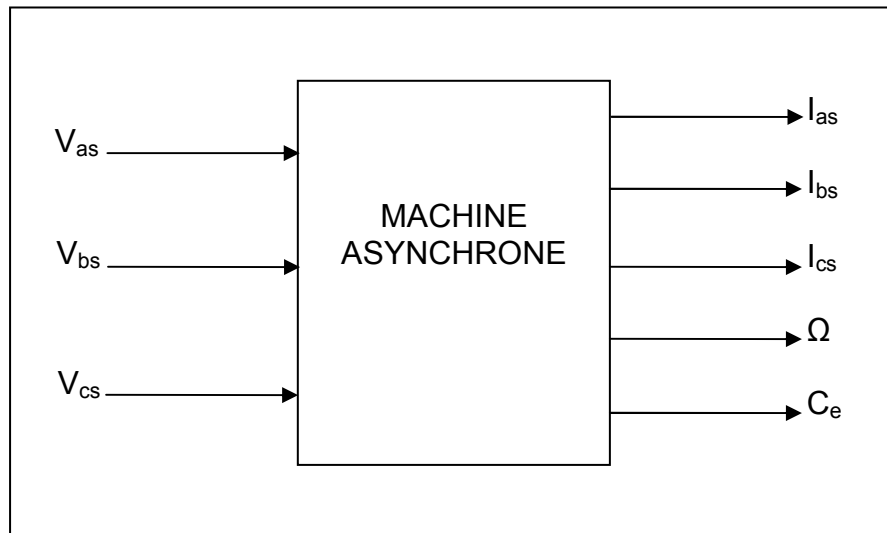


Figure 1.5 : Entrées-sorties du modèle de la machine asynchrone

Plusieurs combinaisons d'entrées-sorties sont envisageables. Dans notre travail, nous n'utilisons que le courant et la tension simple correspondante pour déterminer simultanément les paramètres électriques et mécaniques.

1.3.1.4 Critère d'évaluation

L'estimation des paramètres de la MAS à l'aide de la méthode du modèle de référence, c'est-à-dire l'approximation des valeurs expérimentales par un modèle mathématique, repose sur le choix d'un critère évaluant l'approximation mesure /modèle. L'écart entre les mesures effectuées sur le système réel et les valeurs calculées par simulation à partir du modèle est donné par :

$$\varepsilon(k) = I_m(k) - I_c(k) \quad k = 1, \dots, N \quad (1.24)$$

où

N désigne la dimension de vecteur de mesure.

Le but de l'estimation des paramètres est une minimisation de $\varepsilon(k)$ qui ne peut exactement s'annuler à cause des erreurs de mesures ou des erreurs de structure du modèle.

Si nous considérons comme critère $\varepsilon(k)$, nous apercevons que les erreurs positives peuvent compenser les erreurs négatives sur l'ensemble des N mesures.

Pour s'affranchir de cette contrainte, deux solutions existent :

- Considérer la valeur absolue de $\varepsilon(k)$
- Considérer le carré de $\varepsilon(k)$

L'élévation au carré est préférée à la valeur absolue car elle accorde plus d'importance aux grandes erreurs ; elle permet donc une compensation mieux adaptée des paramètres.

Dans la suite de notre travail, nous considérons le critère quadratique de la forme suivante :

$$F = \sum_{k=1}^N \varepsilon(k)^2 = \sum_{k=1}^N (I_m(k) - I_c(k))^2 \quad (1.25)$$

1.4 Conclusion

Ce chapitre, nous a permis de présenter la machine asynchrone dans le modèle de Park. Nous avons également présenté les méthodes d'identification et particulièrement la méthode du modèle de référence que nous avons adoptée dans notre travail.

CHAPITRE 2

TECHNIQUES D'OPTIMISATION

2.1 Introduction

L'identification paramétrique basée sur la méthode du modèle de référence consiste à déterminer un vecteur paramètres par minimisation de l'erreur quadratique entre les grandeurs mesurées (courants statoriques) et celles calculées à partir du modèle adopté. Le problème d'identification devient un problème d'optimisation. Dans ce chapitre, nous présentons les différentes techniques d'optimisation [3-4-5-8] dont le choix dépend en partie de la nature du problème et du degré de familiarisation de l'utilisateur avec les techniques d'optimisation.

2.2 Techniques d'optimisation

Plusieurs méthodes d'optimisation sont proposées dans la littérature [24-25-26]. Nous pouvons les classer comme suit :

- Méthodes déterministes
- Méthodes stochastiques.
- Méthodes hybrides

2.2.1 Méthodes déterministes

Les méthodes déterministes s'appuient sur la connaissance de la direction de recherche, souvent donnée par le calcul du gradient de la fonction à optimiser, ou par les directions données par le vecteur paramètres à optimiser. Elles peuvent être réparties en deux catégories :

- Méthodes déterministes avec calcul de dérivées
- Méthodes déterministes sans calcul de dérivées

2.2.1.1 Méthodes déterministes avec calcul de dérivées

Elles sont basées sur l'évaluation de la dérivée à chaque itération. La direction de descente est donnée par le gradient [5].

2.2.1.1.1 Méthode du gradient

La méthode du gradient (ou du premier ordre) nécessite le calcul du vecteur gradient en plus du calcul de la fonction à minimiser. Le gradient donne seulement la meilleure direction de recherche dans une région locale de l'espace des paramètres. La procédure itérative est :

$$P_{k+1} = P_k + \lambda_k \cdot d_k \quad (2.1)$$

Dans un problème de minimisation, d_k est choisi dans la direction opposée à celle du gradient :

$$d_k = -grad(P_k) \quad (2.2)$$

Le problème de cette méthode réside dans le choix du pas de déplacement λ_k .

Si la fonction à optimiser n'est pas explicite, le calcul de la dérivée peut être estimé en utilisant les fonctions de sensibilité [27-28] ou les différences finies.

- Calcul du gradient à l'aide des fonctions de sensibilités.

On considère la fonction suivante régissant le fonctionnement d'un système :

$$\frac{\partial X}{\partial t} = F(X(P), P, t) \quad (2.3)$$

Où X est un vecteur d'état de dimension d dépendant de P qui est un vecteur paramètres de dimension N. La dérivation de l'équation précédente par rapport à P_j conduit au système suivant :

$$\frac{\partial}{\partial P_j} \left(\frac{\partial X}{\partial t} \right) = \frac{\partial F}{\partial P_j} + \sum_{k=1}^d \frac{\partial F}{\partial X_k} \frac{\partial X_k}{\partial P_j} \quad (2.4)$$

Sachant que :

$$\frac{\partial}{\partial P_j} \left(\frac{\partial X}{\partial t} \right) = \frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial X}{\partial P_j} \right) \quad (2.5)$$

L'équation (2.4) s'écrit :

$$\frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial X}{\partial P_j} \right) = \frac{\partial F}{\partial P_j} + \sum_{k=1}^d \frac{\partial F}{\partial X_k} \frac{\partial X_k}{\partial P_j} \quad (2.6)$$

Les $\frac{\partial X_k}{\partial P_j}$ sont les fonctions de sensibilité des variables X par rapport au vecteur paramètres P. Elles sont obtenues à partir du système précédent. La connaissance des différentes fonctions de sensibilité conduit à la détermination du gradient.

- Calcul du gradient à l'aide des différences finies.

$$\frac{\Delta X_k}{\Delta P_j} = \frac{X_k(P_1, \dots, P_j + \lambda, \dots, P_N) - X_k(P_1, \dots, P_j, \dots, P_N)}{\lambda} \quad (2.7)$$

$$\frac{\Delta X_k}{\Delta P_j} = \frac{X_k(P_1, \dots, P_j, \dots, P_N) - X_k(P_1, \dots, P_j - \lambda, \dots, P_N)}{\lambda} \quad (2.8)$$

$$\frac{\Delta X_k}{\Delta P_j} = \frac{X_k(P_1, \dots, P_j + \lambda, \dots, P_N) - X_k(P_1, \dots, P_j - \lambda, \dots, P_N)}{2\lambda} \quad (2.9)$$

2.2.1.1.2 Méthode du gradient conjugué

Elle associe les propriétés des directions conjuguées avec la méthode du gradient. Elle utilise une approximation quadratique de la fonction objectif F pour générer ces directions conjuguées. Nous présentons la méthode du gradient conjugué pour les fonctions quadratiques et puis les fonctions quelconques.

- Algorithme du gradient conjugué pour les fonctions quadratiques

La fonction quadratique est de la forme :

$$F(P) = \frac{1}{2} P^T A P + B^T P + C \quad (2.10)$$

A partir d'un point initial P_0 , on calcule la première direction $d_0 = -grad(P_0)$ (recherche dans la direction opposée du gradient), pour obtenir le vecteur P_k minimisant la fonction dans le sens d_k ,

$$P_{k+1} = P_k + \lambda_k \cdot d_k \quad (2.11)$$

avec
$$\lambda_k = -\frac{grad_k^T d_k}{d_k^T A d_k} \quad (2.12)$$

$$d_{k+1} = -grad_{k+1} + \beta_k d_k \quad (2.13)$$

où
$$\beta_k = \frac{\text{grad}_{k+1}^T A d_k}{d_k^T A d_k} \quad (2.14)$$

La méthode se poursuit jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt. Si N est la dimension du vecteur P, l'algorithme converge en N étapes au maximum.

- Algorithme du gradient conjugué pour les fonctions quelconques

A partir d'un point initial P_0 , on calcule la première direction $d_0 = -\text{grad}(P_0)$. A l'itération k, on choisit λ_k minimisant :

$$\text{grad}(\lambda) = F(P_k + \lambda.d_k) \quad (2.15)$$

On pose :

$$P_{k+1} = P_k + \lambda_k d_k \quad (2.16)$$

et
$$d_{k+1} = -\text{grad}(P_{k+1}) + \beta_k d_k \quad (2.17)$$

Si nous considérons la méthode de Fletcher et Reeves [29]

$$\beta_k = \frac{\|\text{grad}(P_{k+1})\|^2}{\|\text{grad}(P_k)\|^2} \quad (2.18)$$

Si nous considérons la méthode de Polak-Ribière [30]

$$\beta_k = \frac{(\text{grad}(P_{k+1}))^T (\text{grad}(P_{k+1}) - \text{grad}(P_k))}{\|\text{grad}(P_k)\|^2} \quad (2.19)$$

La méthode est répétée jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt.

2.2.1.1.3 Méthode de Newton

C'est une méthode de direction de descente d'ordre 2. Sa stratégie repose sur la progression pas à pas (de façon itérative) vers le minimum de la fonction dont la direction de descente d_k est donnée par :

$$d_k = -[\nabla^2 F(P_k)]^{-1} \cdot \nabla F(P_k) \quad (2.20)$$

A partir d'un point de départ P_0 choisi, on calcule la première direction $d_0 = -\nabla F(P_0)$. On se déplace d'une quantité λ_k dans le sens opposé au gradient.

On définit le point P_{k+1} par l'expression suivante :

$$P_{k+1} = P_k + \lambda_k \cdot d_k \quad (2.21)$$

Sa principale difficulté réside dans le calcul des dérivées secondes de F qui s'avère coûteux et difficile à réaliser.

Plusieurs algorithmes proposent de contourner cette difficulté en utilisant une approximation de la matrice hessienne. On obtient alors une approximation du hessien en ne considérant que les produits des gradients. Cette approximation, qui est à la base des algorithmes de Gauss-Newton ou Levenberg-Marquardt [31].

2.2.1.2 Les méthodes sans calcul de dérivées

Le mérite de ces méthodes est qu'elles ne nécessitent aucune connaissance particulière sur la fonction objectif. Nous pouvons évoquer les méthodes suivantes :

- Relaxation cyclique,
- Hooke et Jeeves,
- Rosenbrock,
- Nelder et Mead

2.2.1.2.1 Méthode de relaxation cyclique

Cette technique procède par minimisation unidirectionnelle successive le long des directions constituées par le vecteur paramètre en partant chaque fois du dernier point obtenu. Lorsque chaque variable a été examinée une fois, on peut recommencer un ou plusieurs cycles jusqu'à ce que le test d'arrêt de la procédure soit satisfait [32-33]. Cette technique est illustrée par la figure 2.1 pour une itération et dans le cas de deux paramètres.

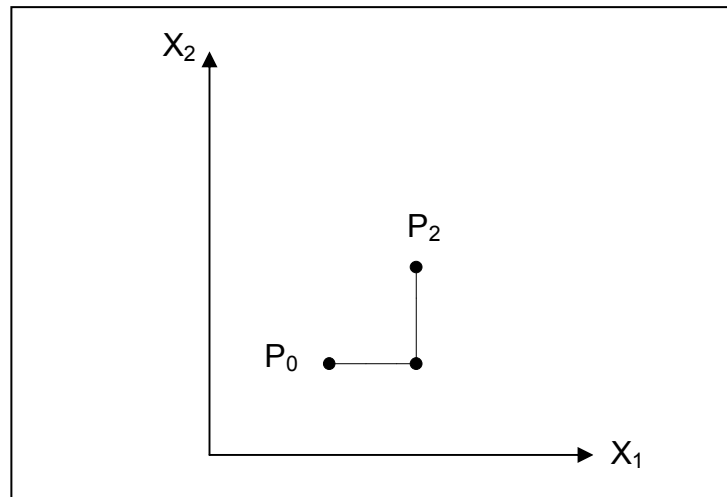


Figure 2.1 : Illustration de la méthode de relaxation cyclique

L'organigramme de la méthode est présenté par la figure 2.2

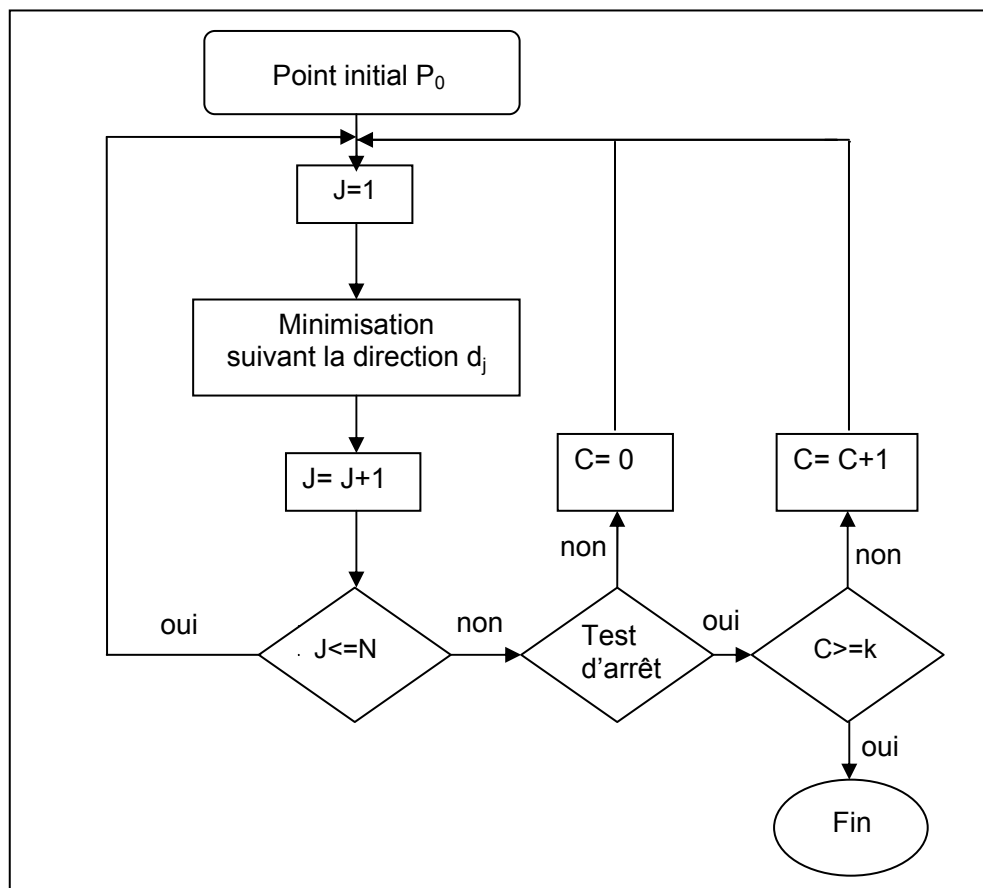


Figure 2.2 : Organigramme de la méthode de relaxation cyclique

2.2.1.2.2. La méthode de Hooke et Jeeves

Cette méthode utilise deux types d'explorations par cycle :

- La première recherche utilise un cycle de la méthode de relaxation cyclique.
- La deuxième recherche s'effectue selon la direction formée par le point final issu de la première recherche et le point précédent.

La recherche continue jusqu'à ce que le test d'arrêt soit satisfait. La figure 2.3 illustre la méthode de Hooke et Jeeves dans le cas de deux paramètres [34].

- Soit P_1 le point initial
- La minimisation selon les directions constituant les paramètres donne le point P_2
- La minimisation selon la direction P_1P_2 donne le point P_3
- En démarrant du point P_3 , une nouvelle recherche selon les axes donne le point P_4
- Une recherche selon la direction P_3P_4 donne le point suivant
- Cette procédure itérative s'arrête lorsque le test sur l'erreur quadratique soit satisfait

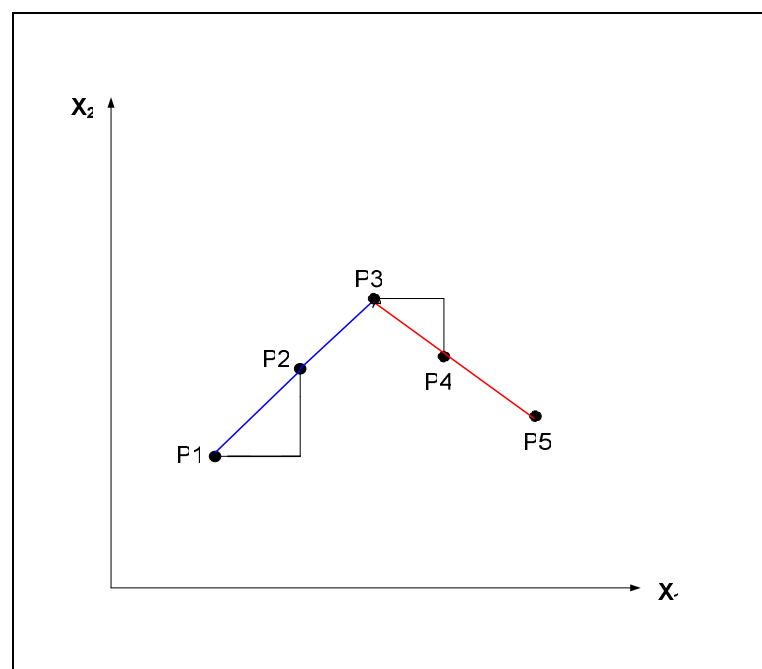


Figure 2.3 : Illustration de la méthode de Hooke et Jeeves

La figure 2.4 montre l'organigramme de l'algorithme

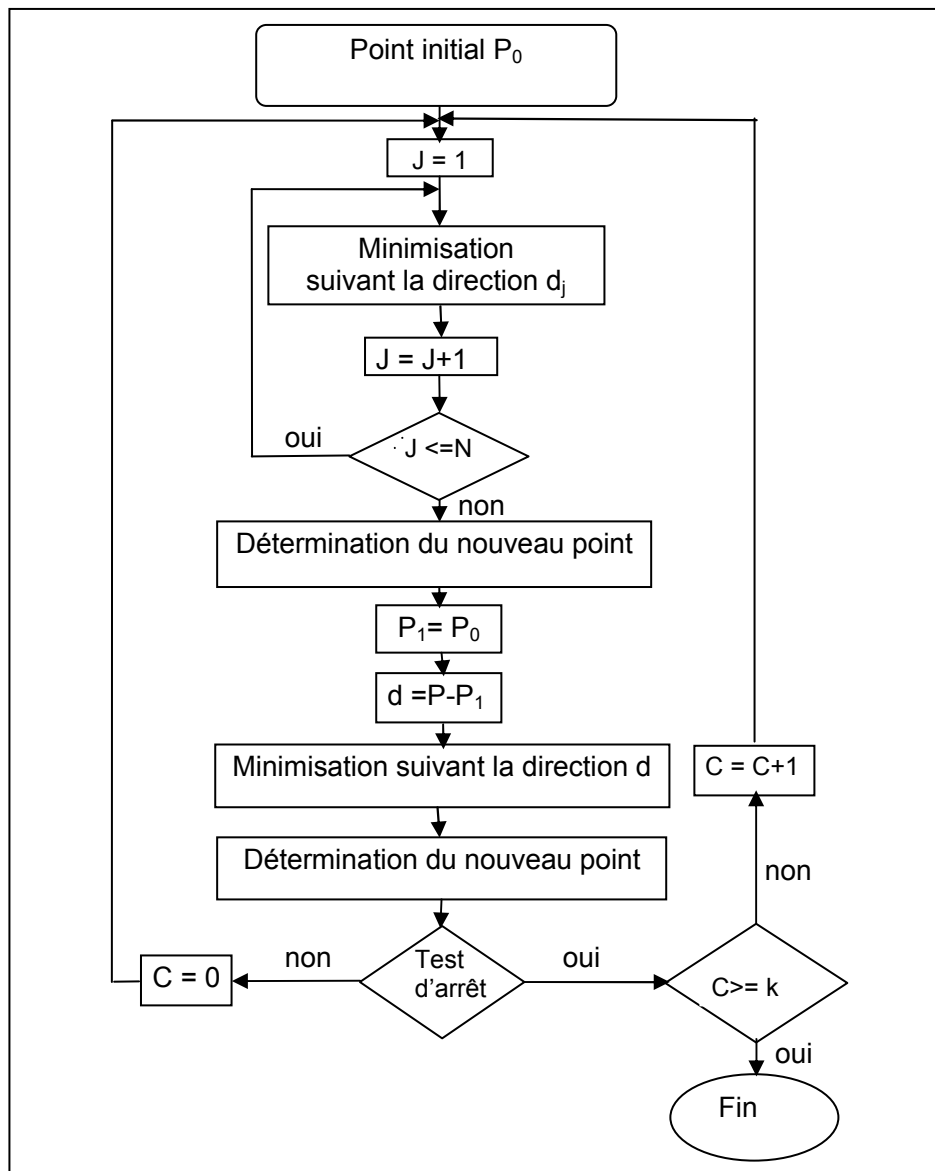


Figure 2.4 : l'organigramme de la méthode de Hooke et Jeeves

2.2.1.2.3 Méthode de Rosenbrock

Cette technique utilise une nouvelle base orthonormée construite à l'aide de l'algorithme de Gram Schmit à chaque itération. Le mérite de cette méthode est qu'elle change de directions de recherche à chaque itération dans le but que l'axe de la vallée soit parallèle à une direction. Elle effectue deux étapes par itération :

- La première étape utilise un cycle de la méthode de relaxation cyclique,
- La deuxième étape construit dans un premier temps une base orthonormée dont la première direction est constituée par le point initial et le point final

obtenu à l'issue de la première étape à l'aide de la procédure de Gram Schmidt. Dans un deuxième temps, elle associe la méthode de relaxation cyclique en considérant la nouvelle base orthonormée [35]. La méthode de Rosenbrock est illustrée par la figure 2.5 dans le cas bidimensionnel.

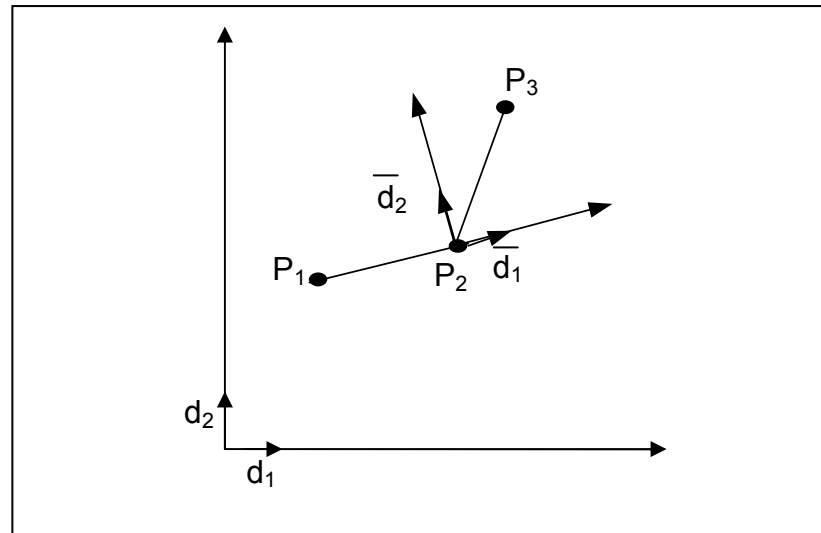


Figure 2 .5 : Illustration de la méthode de Rosenbrock

- Soit P_1 le point initial
- Une investigation selon les axes (d_1, d_2) donne le point P_2
- Une construction d'une nouvelle base orthonormée ayant comme première direction P_1P_2
- Une nouvelle recherche démarre de P_2 suivant les nouveaux axes (\bar{d}_1, \bar{d}_2) de la nouvelle base orthonormée débouchant sur le point P_3

Cette procédure s'arrête quand le test d'arrêt est vérifié.

La vitesse de convergence de la méthode dépend du choix du point initial. De plus, elle nécessite la construction d'une nouvelle base à chaque itération, ce qui rend la méthode coûteuse lorsque la dimension du vecteur paramètres est grande.

L'organigramme de l'algorithme est donné par la figure 2.6

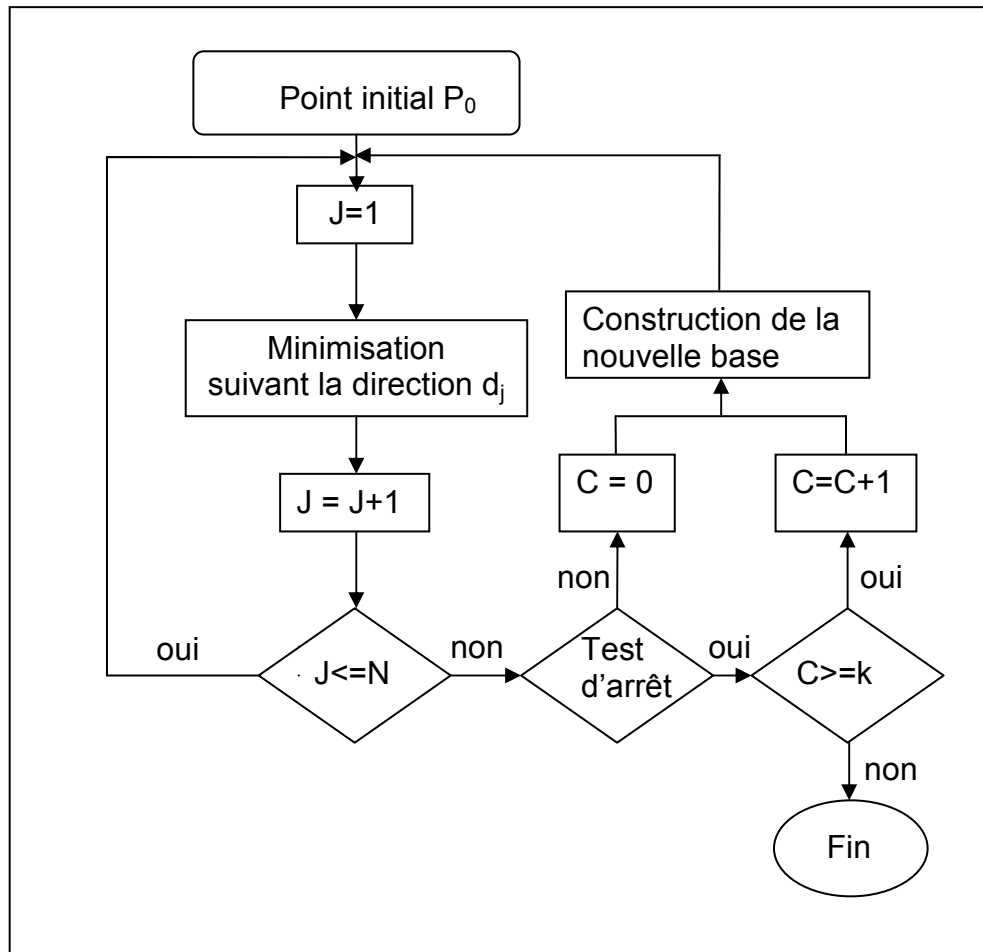


Figure 2.6 : Organigramme de la méthode de Rosenbrock

2.2.1.2.4 Méthode de Nelder et Mead

Cette méthode de minimisation est basée sur la comparaison des valeurs de la fonction objectif aux $(n+1)$ points constituant les sommets d'un polyèdre, où n désigne le nombre de paramètres de la fonction à optimiser. Le polyèdre se meut à travers les opérations de réflexion, d'expansion, de contraction et de rétrécissement, en changeant le sommet ayant la plus grande valeur de la fonction objectif par un autre point de valeur plus petite [36]. Le premier sommet du polyèdre est fixé par l'utilisateur, les autres sommets sont déterminés de la manière suivante :

$$x_i = x_0 + \lambda \cdot e_i; \quad i = 1, 2, \dots, n+1 \quad (2.22)$$

où

λ : Taille initiale du polyèdre

e_i : Vecteurs unitaires linéairement indépendants

x_0 : Point initial

L'évaluation de la fonction objectif en ses points x_i permet de les ordonner comme suit : $f(x_1) \leq f(x_2) \leq \dots \leq f(x_{n+1})$

La figure 2.7 illustre les différentes opérations relatives à la méthode de Nelder et Mead pour le cas deux paramètres.

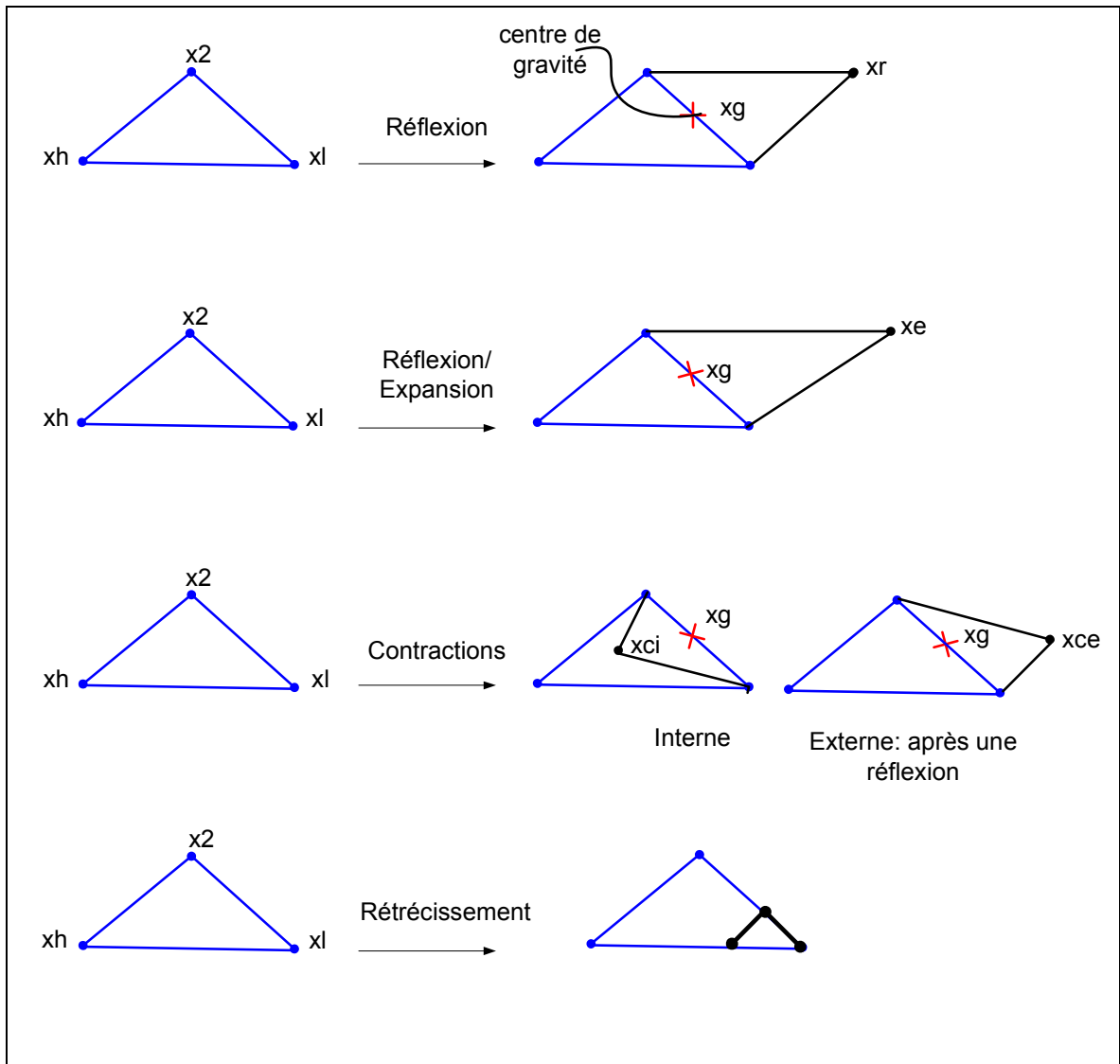


Figure 2.7 : Les différentes opérations de la méthode de Nelder-Mead.

x_1 désigne le sommet dont la fonction objectif est la plus faible

x_n désigne le sommet dont la fonction objectif est la plus élevée

x_g désigne le centre de gravité des points x_1 et x_2

x_r désigne le symétrique de x_n par rapport au centre de gravité x_g

x_e désigne le symétrique de x_g par rapport au point de réflexion x_r

x_{ci} désigne le milieu entre x_g et x_h

x_{ce} désigne le symétrique de x_{ci} par rapport au centre de gravité x_g

L'organigramme de la méthode de Nelder-Mead est représenté par la figure 2.8

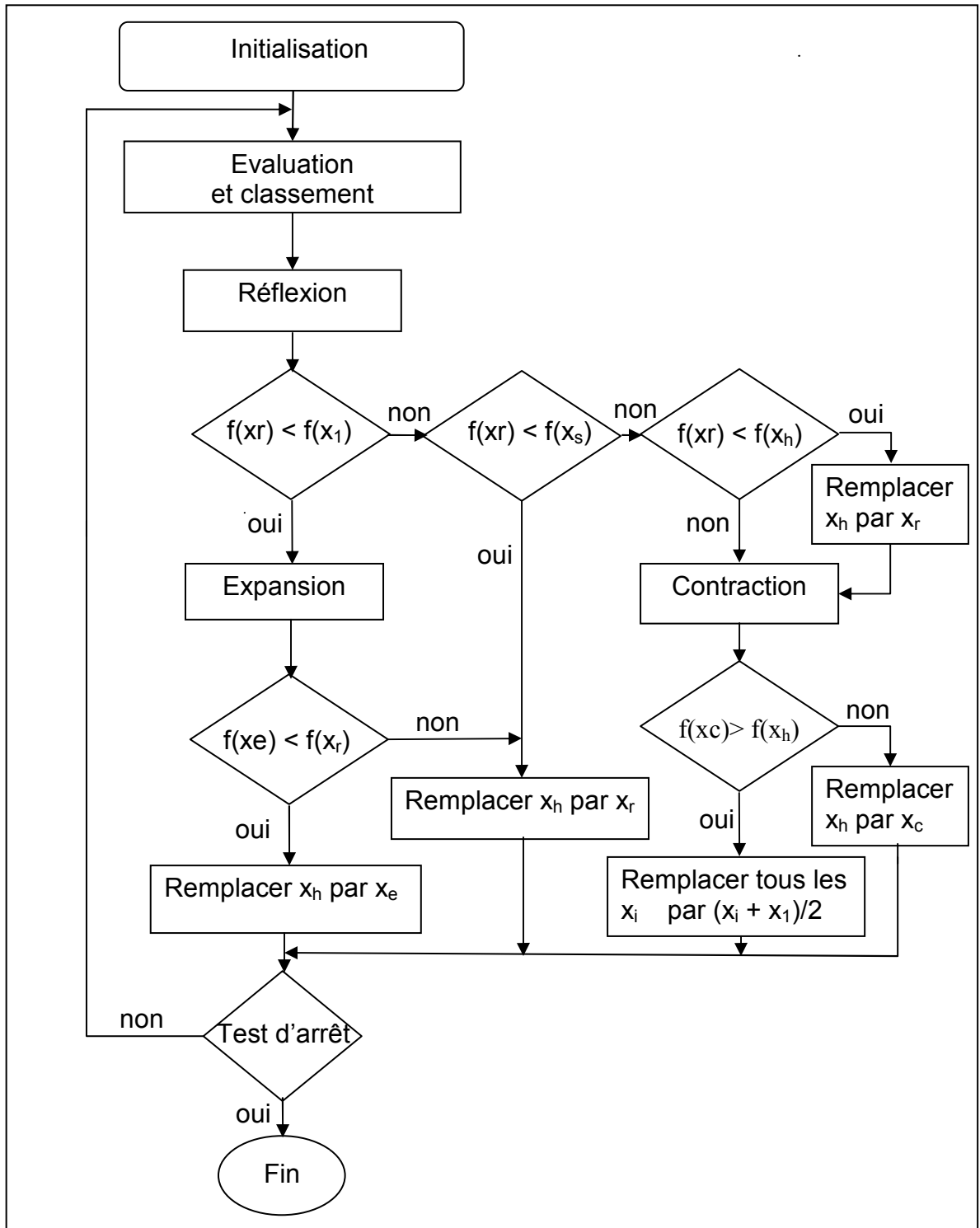


Figure 2.8 : L'organigramme de la méthode de Nelder-Mead

2.2.2 Méthodes stochastiques

Les méthodes stochastiques s'appuient sur des mécanismes de transition aléatoire. Ces méthodes ont une capacité à trouver l'optimum global du problème. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes, elles ne nécessitent aucune connaissance particulière sur la fonction objectif. Par ailleurs, elles constituent une alternative pour traiter les problèmes d'optimisation de grande taille [8-10-26]. Cependant, elles nécessitent un volume calculatoire important pour atteindre la solution du problème.

Ces méthodes stochastiques sont connues aussi par le terme de métaheuristiques et qui s'inspirent des phénomènes biologiques, physiques et éthologique. On distingue des méthodes utilisant une population de solutions et celles qui ne manipulent qu'une seule solution à la fois. Ces méthodes peuvent être réparties en deux classes :

Les méthodes de voisinage :

- Recuit simulé
- Recherche tabou

Les méthodes évolutionnaires :

- Algorithmes génétiques
- Essais particuliers
- Colonies de fourmis

2.2.2.1 Méthodes de voisinage

Ces méthodes tentent itérativement d'améliorer une solution en utilisant la notion de voisinage de solutions. Pour pouvoir construire une méthode par voisinage, il faut disposer d'une solution initiale x_0 , d'une fonction objectif $f(x)$ et d'une fonction voisinage $v(x)$ qui permet de générer les voisins de x_0 [37]. Parmi ces méthodes, nous évoquons la méthode du recuit simulé et la recherche tabou.

2.2.2.1.1 Recuit simulé

Cet algorithme a été développé par Kirkpatrick [38]. Il repose sur une analogie avec la métallurgie et le recuit des métaux. Un métal refroidi trop vite présente de nombreux défauts qui correspondent à des excédents d'énergie

interne. L'objectif du recuit est de minimiser ces excédents de façon à obtenir une configuration d'énergie minimale. Pour le réaliser, on réchauffe le métal ce qui a pour effet d'augmenter encore l'énergie interne, mais un réglage judicieux de la température de refroidissement permet de sortir de l'état initial et d'obtenir finalement une énergie interne plus faible.

L'application de ce principe à l'optimisation est le suivant :

Il est possible, contrairement à un algorithme déterministe, d'accepter une dégradation de la fonction objectif avec une certaine probabilité, sachant que cette dégradation pourra entraîner une amélioration ultérieure.

La figure 2.9 montre l'organigramme de la méthode du recuit simulé

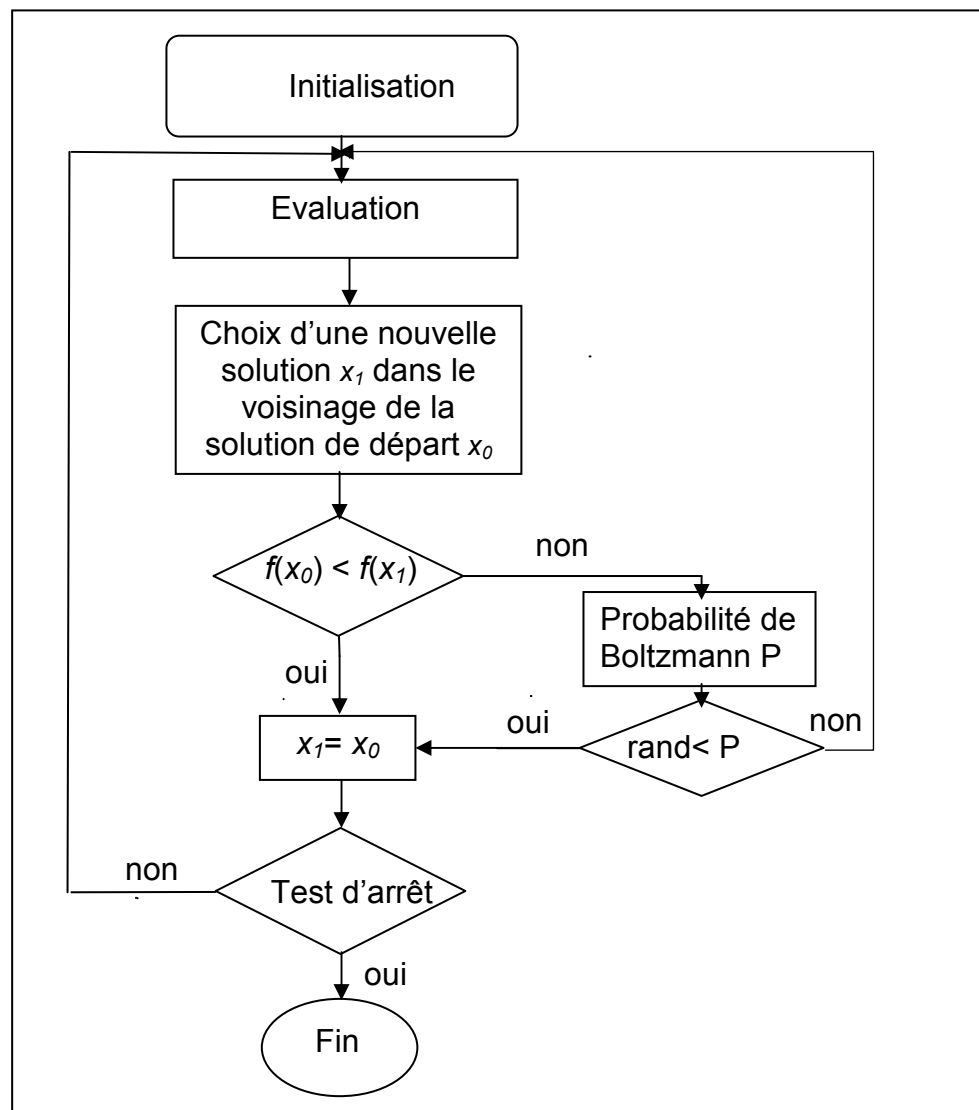


Figure 2.9 : Organigramme de la méthode du recuit simulé

2.2.2.1.2 La recherche tabou

Cette méthode a été proposée par Glover [39]. Elle consiste à choisir la meilleure solution dans le voisinage de la solution de départ. Elle repose sur des transformations taboues que l'on garde en mémoire.

- Elle utilise la notion de mémoire pour éviter l'optimum local.
- A chaque itération, le voisinage de la solution courante est examiné et la meilleure solution est sélectionnée. En appliquant ce principe, la méthode accepte des solutions apparemment moins intéressantes pouvant générer un meilleur voisinage, et encourageant un risque de répétitions cycliques. En effet, lorsque l'algorithme a quitté un minimum quelconque par acceptation de la dégradation de la fonction objectif, il peut reconsidérer les solutions antérieures.

Pour pallier ce problème, l'algorithme utilise une mémoire pour conserver la trace des dernières meilleures solutions rencontrées. Ces solutions sont déclarées taboues, d'où le nom de la méthode. Elles sont stockées dans une liste dite taboue. Une nouvelle solution n'est acceptée que si elle ne figure pas dans cette liste taboue. Ce critère d'acceptation d'une nouvelle solution évite la réexécution de l'algorithme, durant la visite de la liste taboue. Par conséquent, il dirige l'exploration de la méthode vers des régions du domaine de solutions non encore visitées.

L'organigramme de la figure 2.10 montre les différentes étapes de la recherche tabou.

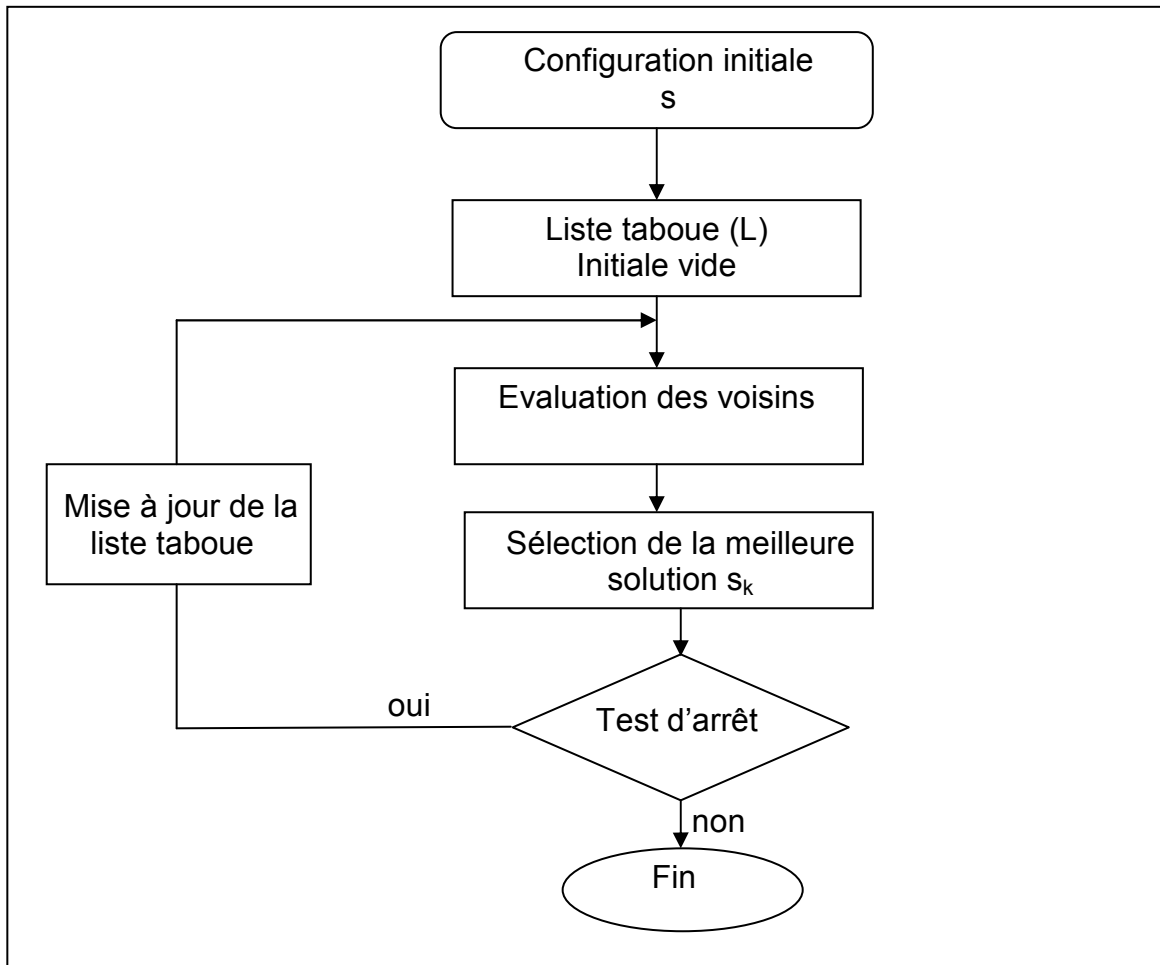


Figure 2.10 : Organigramme de la recherche tabou

2.2.2.2 Méthodes évolutives

Le principe des méthodes évolutives est de faire déplacer un ensemble de solutions vers l'optimum. Cette évolution se fait à partir de transformations et de coopérations entre les individus qui représentent chacun une solution de l'espace de recherche. Parmi ces méthodes, nous distinguons essentiellement les algorithmes génétiques, les colonies de fourmis et l'algorithme d'essaims particulaires.

2.2.2.2.1 Algorithme d'essaims particulaires

Les algorithmes d'essaims particulaires connus sous le nom de Particle swarm optimisation (PSO) ont été introduits par Kennedy et Eberhart [40]. Ces algorithmes s'inspirent de particules (des bancs de poissons ou des nuées

d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés. En effet, ces animaux se déplacent en groupe pour trouver de la nourriture tout en évitant les prédateurs.

- Les individus de l'algorithme sont appelés particules (agents)
- 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 la configuration adoptée du voisinage.
- Les nouvelles vitesses et 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 (Fig.2.11).

Ils peuvent être formulés comme suit :

Un essaim de particule est caractérisé par :

- Le nombre de particules N
- La vitesse maximale d'une particule
- L'inertie d'une particule C1
- Les coefficients C2 et C3 de confiance qui pondèrent le comportement conservateur

Une particule est caractérisée à l'instant t par :

- Sa position dans l'espace de recherche $x_i(t)$
- Sa vitesse $V_i(t)$
- La position x_{pbest} de la meilleure solution par laquelle est passée $x_i(t)$
- La position x_{vbest} de la meilleure solution connue dans son voisinage

Les équations de la vitesse et celle du déplacement sont données respectivement par les expressions suivantes :

$$v_i(t+1) = C_1 * v_i(t) + C_2 * rand * (x_{pbest} - x_i) + C_3 * rand * (x_{vbest} - x_i) \quad (2.23)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2.24)$$

- C1 : Coefficient de décélération
 C2 : Coefficient de confiance de la particule en son record
 C3 : Coefficient de confiance en voisinage

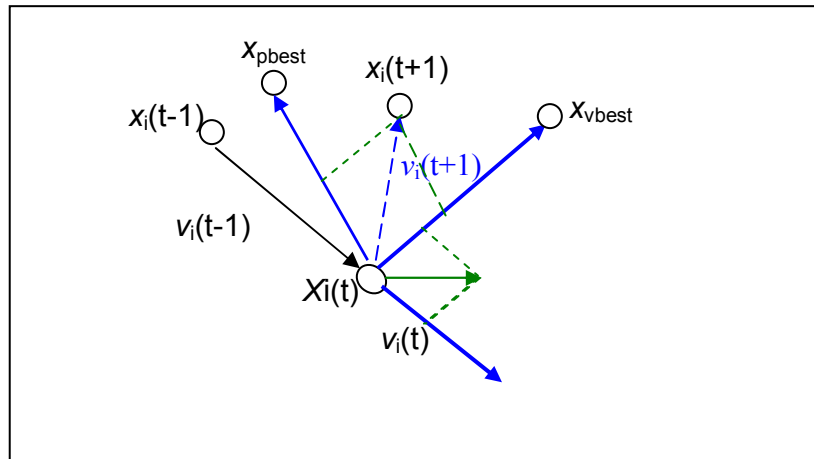


Figure 2.11 : Le déplacement de la la $i^{\text{ème}}$ particule

L'organigramme de la figure 2.12 montre les étapes de l'essaim de particules.

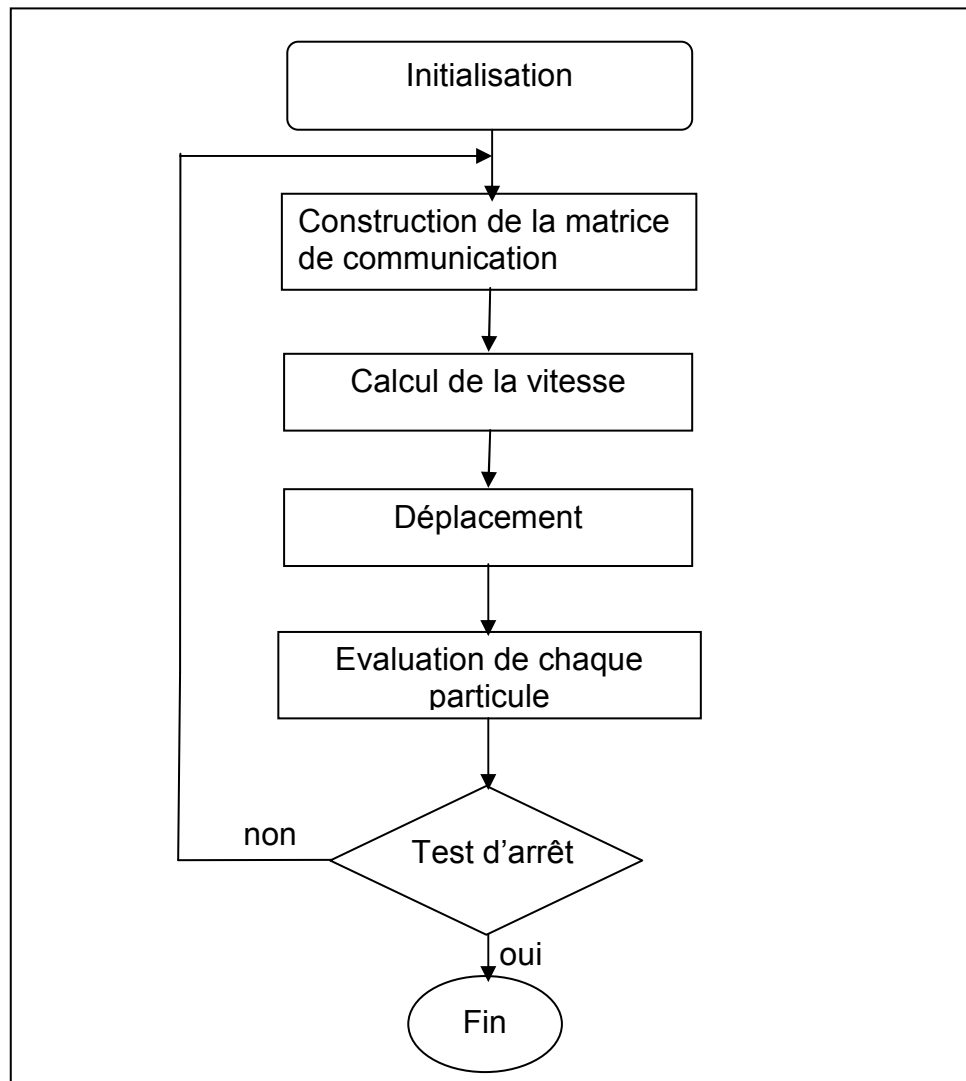


Figure 2.12 : Organigramme du PSO standard

2.2.2.2 Les colonies de fourmis

Ces algorithmes ont été introduits par Colomni [41] au problème du voyageur de commerce. Ils ont été exploités et développés par Marco Dorigo [42-43-44-45]. L'idée consiste à imiter le comportement des fourmis réelles qui collaborent pour la recherche de sources de nourriture en mélangeant comportement d'exploration aléatoire et suivi des traces chimiques laissées par leur consœurs. Ces traces chimiques : les phéromones, sont utilisées par les fourmis pour communiquer entre elles de manière indirecte, par le biais de l'environnement.

Dans une itération d'algorithme de colonies de fourmis, f agents (fourmis) construisent chacun une solution d'après des décisions basées sur des critères de recherche et sur des traces de phéromone. Les traces sont mises à jour en examinant les solutions obtenues. Elles sont renforcées pour les décisions ayant donné de meilleures solutions et diminuées pour les autres. Ce mécanisme permet d'améliorer progressivement les solutions au cours des itérations jusqu'à la réalisation d'un critère d'arrêt.

- Mise à jour des traces de phéromone dans le réseau ;
- Génération de f nouvelles solutions par les fourmis, en exploitant les traces de phéromone
- Application d'une probabilité donnée pour une recherche locale de ses solutions.

La figure 2.13 illustre l'organigramme de colonie de fourmis [46].

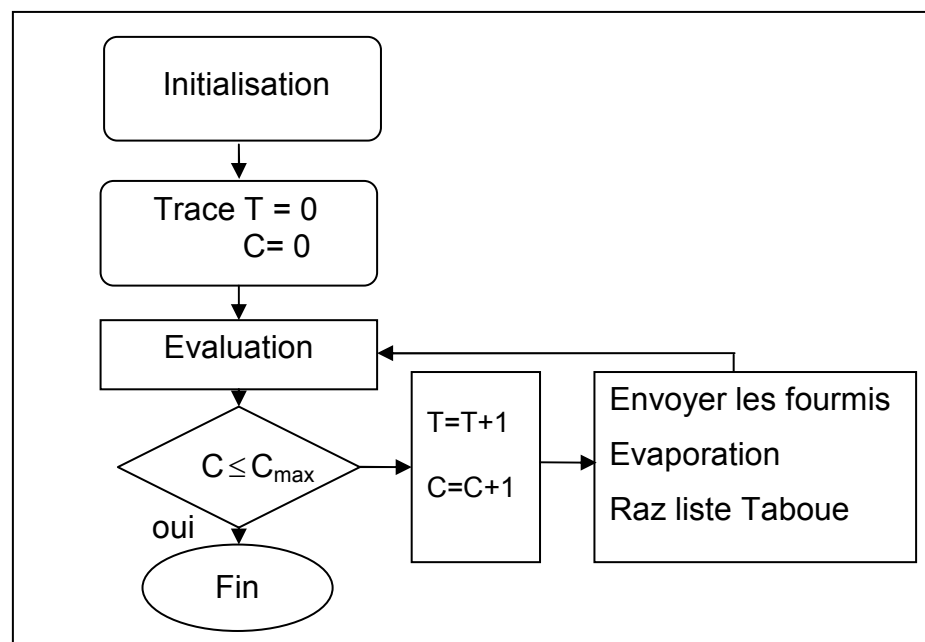


Figure 2.13 : Organigramme de l'algorithme de colonie de fourmis

2.2.2.3 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AGs) sont fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique [8-10-47]. Les principes de base des AGs ont été développés par Holland [48], simulant le processus d'évolution d'une population. Ils sont basés sur les opérateurs de sélection, croisement et mutation. Leur mérite est qu'ils ne nécessitent aucune connaissance particulière sur la fonction objectif. La figure 2.14 illustre l'organigramme de l'algorithme génétique

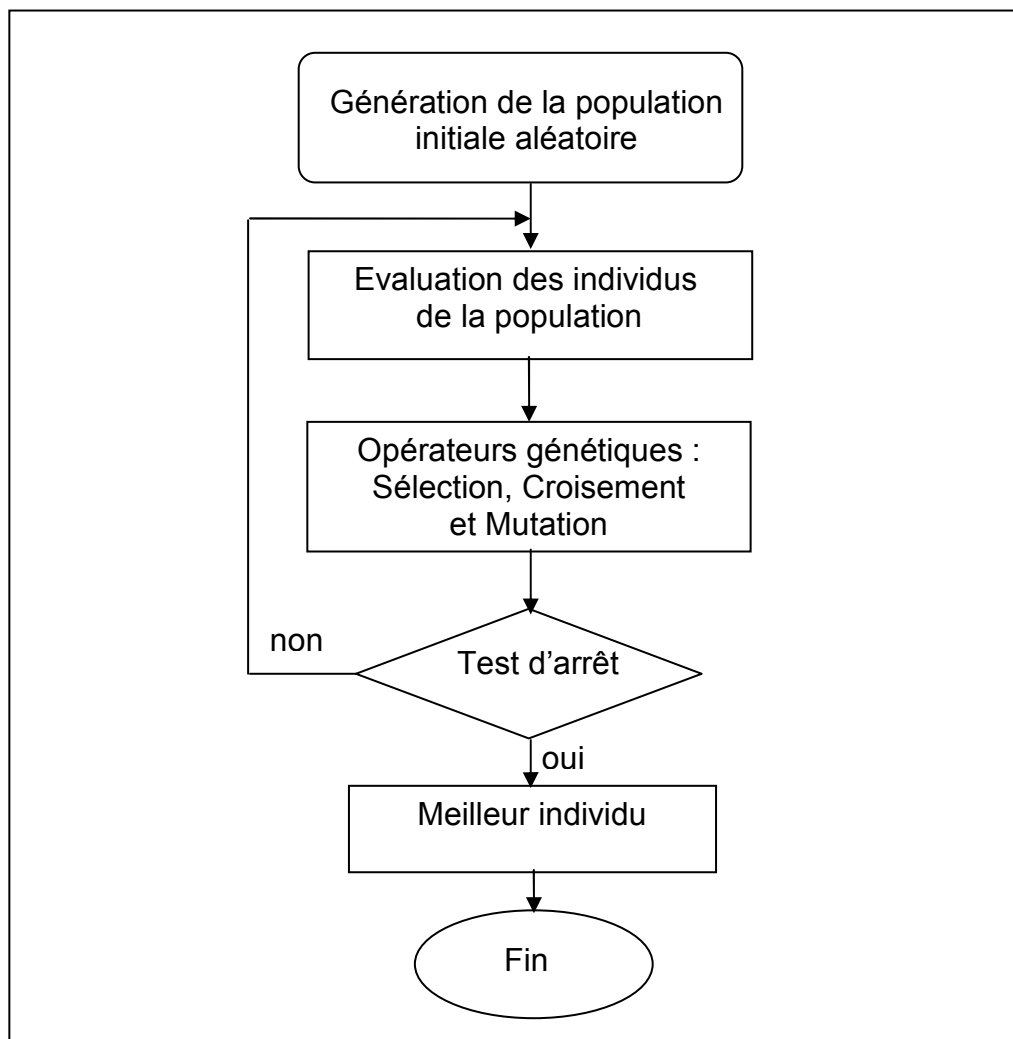


Figure 2.14 : Organigramme de l'algorithme génétique

Les performances des AGs dépendent du choix des opérateurs génétiques et du vecteur contrôle [49]. Le mérite des AGs est de converger vers un minimum global, par contre ils sont imprécis et gourmands en temps de calcul. Toutefois, en associant les avantages des méthodes déterministes et stochastiques,

l'hybridation des AGs est une bonne alternative pour améliorer les performances des algorithmes.

2.2.3 Méthodes hybrides

Plusieurs algorithmes hybrides ont été proposés dans la littérature [8-50-51]. L'efficacité de la recherche génétique peut être améliorée par l'hybridation avec des méthodes de recherche déterministe ou stochastique. L'emplacement de ces dernières et l'instant de commutation d'une méthode vers l'autre agissent sur les performances de l'hybridation. La complémentarité des méthodes d'optimisation entre elles a permis l'émergence de méthodes hybrides performantes. Plusieurs approches d'hybridation sont envisageables

1. La première approche consiste à associer les AGs aux méthodes de recherche locale pour qu'ils coopèrent dans un processus d'optimisation global. Il y a deux façons de réaliser l'hybridation des AGs aux autres méthodes :
 - La première façon consiste à faire intervenir alternativement l'AG et la méthode de recherche locale. Cette dernière utilise totalement ou partiellement la génération issue de l'AG. Cette approche est communément appelée évolution lamarckienne [52] ou algorithme mimétique (Figure 2.15) [53-54].

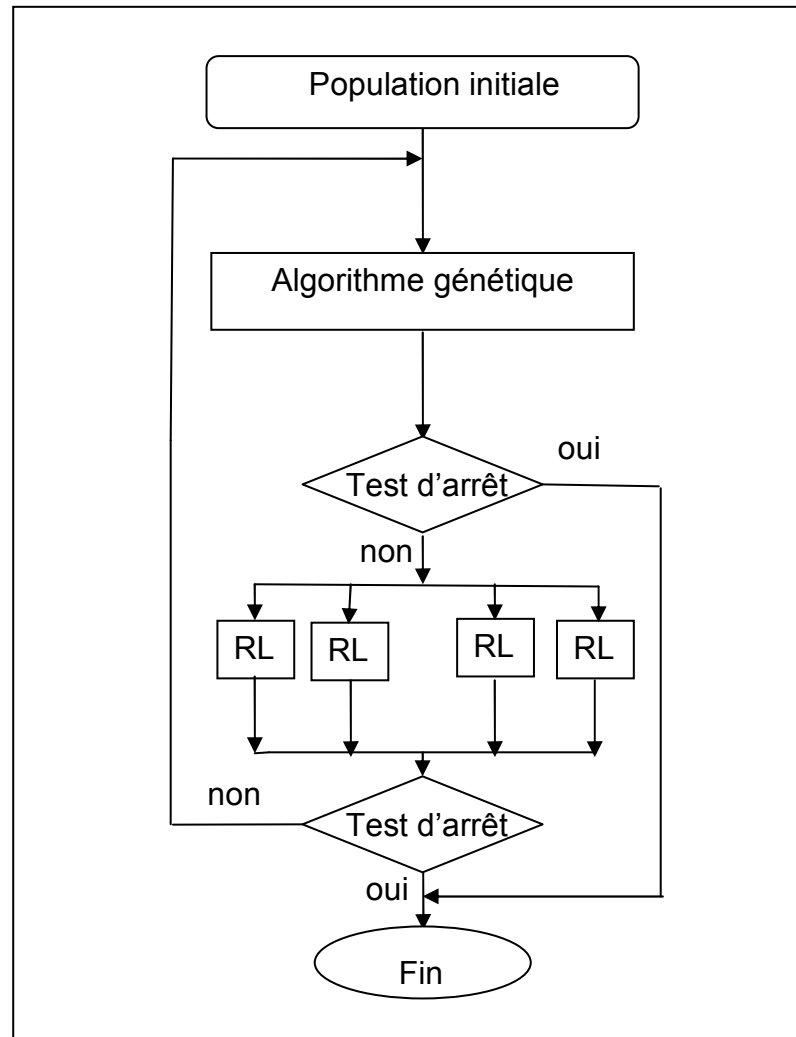


Figure 2.15 : Principe des méthodes mimétiques

- La deuxième façon consiste à faire intervenir l'AG seul un certain nombre d'itérations. Ensuite, la méthode de recherche locale poursuit l'optimisation jusqu'à l'obtention de la solution finale [55-56]. Dans une première phase les AGs explorent l'espace de recherche dans le but de découvrir des sous-espaces prometteurs et de fournir une solution grossière, à savoir une solution située à l'intérieur du bassin d'attraction du minimum global. Dans une seconde phase, la recherche locale utilise la meilleure solution fournie par les AGs comme solution initiale et poursuit la recherche jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit satisfait (Figure 2.16). Cependant, pour s'assurer que les AGs fournissent un point initial bien situé, un nombre de

générations est nécessaire et par conséquent, un temps de calcul substantiel est indispensable.

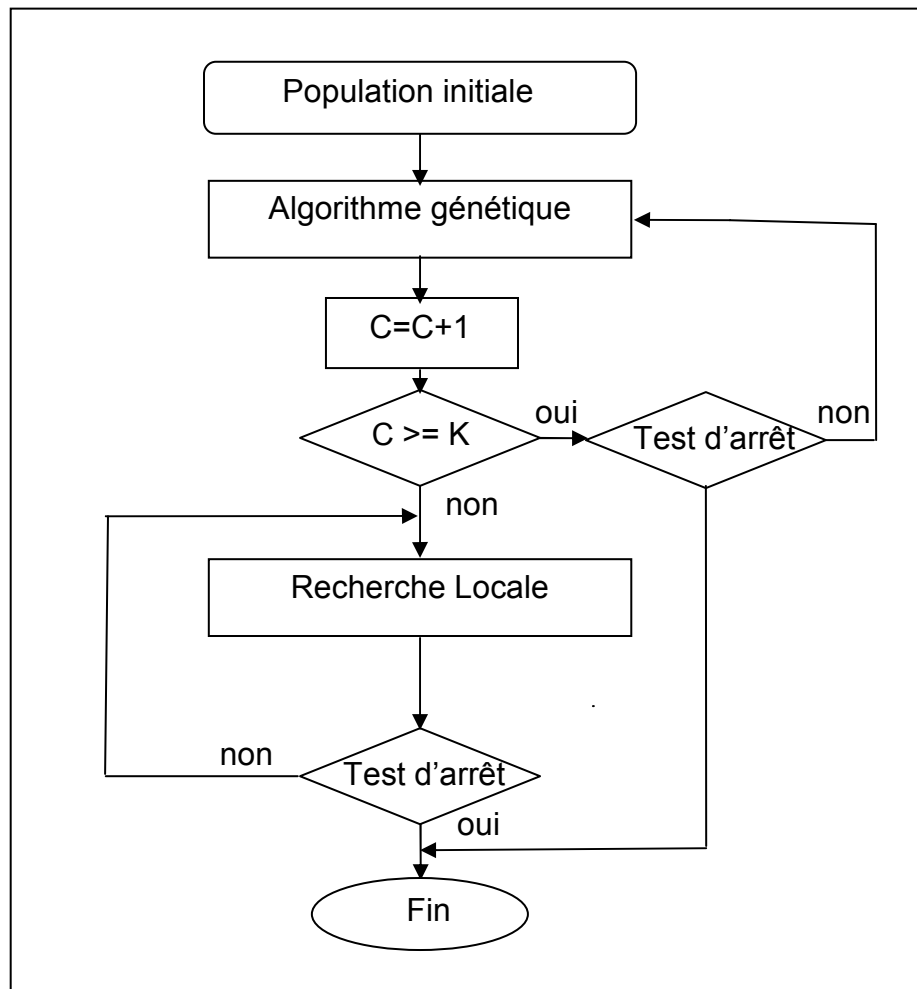


Figure 2.16 : Combinaison AG- Recherche locale

2. La deuxième approche consiste à remplacer certains opérateurs génétiques par une méthode de recherche locale. Plusieurs variantes sont proposées dans la littérature :

- L'introduction d'un opérateur de sélection inspiré du recuit simulé [57]
- L'utilisation d'un opérateur de croisement binaire biaisé [58] dont l'origine est inspirée du mécanisme de recrutement dans le système immunitaire [59].

- L'auteur Davidor [60] a défini les probabilités de mutation lamarckienne pour contrôler les opérateurs de mutation.
- Les auteurs Yamade et al. [61] ont présenté un nouvel opérateur de croisement basé sur l'algorithme de Thompson et Giffer.
- Les auteurs Cheng et al. [62] ont proposé un nouvel opérateur de mutation basé sur le mécanisme de recherche de voisinage.
- Les auteurs Bosworth et al. [63] ont utilisé la méthode de Fletcher-Reeves comme opérateur de mutation.

2.3 Conclusion

Ce chapitre, nous a permis de passer en revue les différentes techniques d'optimisation qui peuvent être réparties en trois catégories : les méthodes déterministes avec et sans calcul de dérivées. Les méthodes stochastiques reposent sur des règles de transition probabiliste, pouvant être réparties en algorithmes à solution unique et algorithmes à population de solutions. Les avantages des méthodes déterministes et stochastiques sont associés pour envisager des méthodes hybrides.

CHAPITRE 3

APPLICATION DES ALGORITHMES GENETIQUES STATIQUES ET DYNAMIQUES

3.1 Introduction

Les algorithmes génétiques sont des méthodes d'optimisation stochastiques inspirées de mécanisme de l'évolution Darwinienne et de la génétique moderne [47-48]. Ils sont bien adaptés aux problèmes d'optimisation de grande taille [8]. Leurs performances dépendent du vecteur contrôle et des opérateurs génétiques appropriés.

L'évolution des populations repose d'une part sur l'intervention du hasard au cours des croisements et des mutations, et d'autre part sur un processus de sélection des individus les plus aptes à survivre. C'est précisément cette notion de hasard guidé par la sélection qui est à la base du fonctionnement des AGs. En appliquant l'opérateur de sélection, la notion instinctive de pression de sélection est imposée : plus la pression est forte moins les individus les moins adaptés seront sélectionnés. Une pression de sélection relativement faible n'est pas suffisante pour propulser l'algorithme vers les meilleurs individus ainsi elle entraînera une convergence lente. Pour une pression de sélection élevée, l'algorithme converge rapidement ou prématurément vers un optimum local.

Les AGs souffrent de la convergence prématurée [11-12-13] causée principalement par la pression de sélection. Pour maîtriser cette dernière, nous proposons une sélection dynamique composée d'un faisceau de paraboles régulièrement espacées. Dans ce chapitre, nous présentons différents AGs statiques qui seront comparés à l'AG dynamique proposé. Nous vérifions nos programmes développés à l'aide de données simulées. La confirmation est réalisée à l'aide de données mesurées effectuées sur trois moteurs différents.

3.2 Algorithmes génétiques (AGs)

Le développement d'un AG passe par les étapes suivantes :

- Choisir le codage
- Choisir le vecteur contrôle (taille de la population N , probabilité de sélection p_s , probabilité de croisement p_c et probabilité de mutation p_m)
- Génération d'une population initiale de taille fixe N
- Définir la fonction objectif (fitness)
- Choisir les opérateurs génétiques (sélection, croisement, mutation et remplacement)
- Sélectionner le critère d'arrêt

Les différentes étapes de l'AG sont répétées jusqu'à satisfaction du critère de convergence [64-65]. La figure 3.1 présente l'organigramme d'un algorithme génétique.

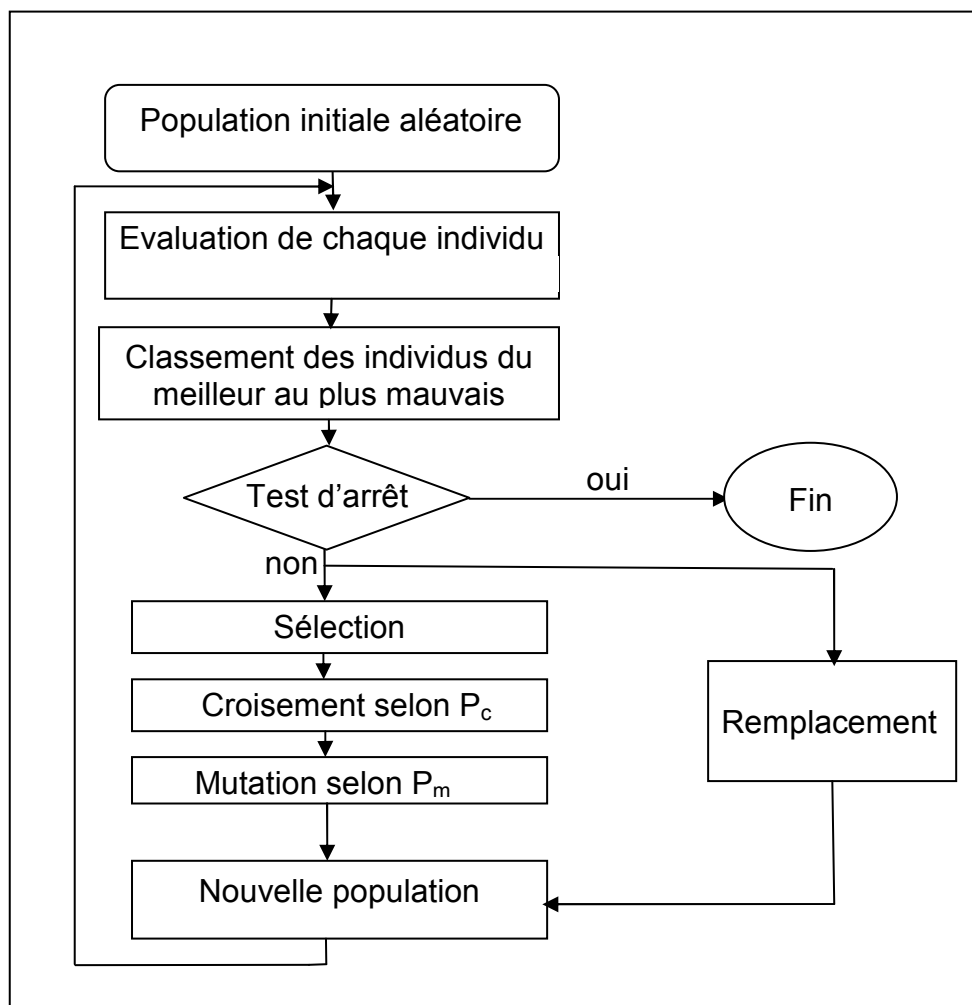


Figure 3.1 : Organigramme d'un algorithme génétique

3.2.1 Description des différentes étapes d'un AG

Nous présentons la description des différentes étapes d'un AG.

3.2.1.1 Codage du chromosome

Les AGs utilisent un codage des éléments de l'espace de recherche et non pas les éléments eux-mêmes. Par analogie avec la biologie, chaque individu de la population est représenté par un chromosome qui est un ensemble de gènes. Chaque gène est associé à une variable du problème d'optimisation. Un chromosome peut être codé de différentes manières : binaire, gray, réel [47].

Le codage binaire attribue une chaîne de bits de valeurs 0 ou 1 au chromosome. Ce codage était à l'origine des premiers AGs. Il présente l'avantage d'être facile et permet de coder toutes sortes d'objets : des réels, des entiers, des chaînes de caractères

Mais le codage réel est plus précis et moins encombrant du point de vue mémoire que le binaire. Cependant, le choix du codage des données dépend de la spécificité du problème à traiter. Il influe sur les performances de l'AG [66].

3.2.1.2 Population initiale

Le choix de la population initiale se fait dans le domaine de recherche dont la délimitation est primordiale, car il doit nécessairement contenir la solution. Ainsi, Si l'ordre de grandeur de la solution est inconnu, il est naturel de générer aléatoirement des individus en faisant des tirages uniformes dans des domaines susceptibles de contenir la solution. Si l'ordre de grandeur de la solution est connu, il est plus judicieux de générer les individus dans un domaine contenant la solution.

3.2.1.3 L'opérateur de sélection

La sélection permet de choisir les individus aptes à être croisés dans la population. Cette opération est fondée sur la performance des individus, estimée à l'aide de la fonction objectif. La pression de sélection influe sur le choix des individus. Elle correspond au quotient de la probabilité de sélection du meilleur individu par la moyenne de probabilité de sélection de la population courante. Plus la pression est forte moins les individus les moins adaptés seront sélectionnés. Ce paramètre influe sur l'exploitation de bonnes solutions et l'exploration de l'espace

de recherche. Différentes sélections sont proposées dans la littérature [11-12-67-68] dont on évoquera les plus connues :

- Sélection proportionnelle
- Sélection linéaire par rapport rang
- Sélection uniforme par rapport au rang
- Sélection par tournoi
- Sélection de Boltzmann

3.2.1.3.1 Sélection proportionnelle

La sélection proportionnelle consiste à sélectionner chaque individu dépendant de la valeur de sa fonction objectif réelle. Ceci peut être effectué en procédant à des tirages aléatoires consécutifs. Dans un problème de minimisation, la probabilité de sélection d'un individu est donnée par :

$$p(i) = \frac{1 - \frac{fit(i)}{\sum_{i=1}^N fit(i)}}{(N-1)} \quad (3.1)$$

où $fit(i)$: Valeur de la fonction objectif réelle du $i^{\text{ème}}$ individu

N : Taille de la population

En pratique, on utilise une roue de loterie divisée en N secteurs (représentant les individus à sélectionner) dont la surface est proportionnelle à la probabilité de sélection correspondante. N tirages aléatoires sont ensuite réalisés pour sélectionner N individus. Cette sélection basée sur la performance, présente l'inconvénient de favoriser la prolifération de "super-individus". Par conséquent une convergence prématurée de l'algorithme peut se présenter. Pour éviter cela et préserver la diversité des individus, il est recommandé de réaliser un réajustement de la fonction fitness avant la sélection.

3.2.1.3.2 Sélection linéaire par rapport au rang

Cette notion de rangement a été introduite par Baker [11]. La méthode consiste à classer les individus dans l'ordre croissant par rapport à leur fonction objectif réelle. Un individu est choisi aléatoirement avec une probabilité $p(i)$ proportionnelle à son rang :

$$p(i) = [\phi - (i - 1) \cdot (2\phi - 2) / (N - 1)] / N \quad (3.2)$$

où

N : Taille de la population

i : Rang du $i^{\text{ème}}$ individu

ϕ : Pression de sélection, $\phi \in [1, 2]$

La figure 3.2 illustre la distribution linéaire de la fonction fitness allouée aux individus classés dans un ordre croissant par rapport à la fonction objectif réelle.

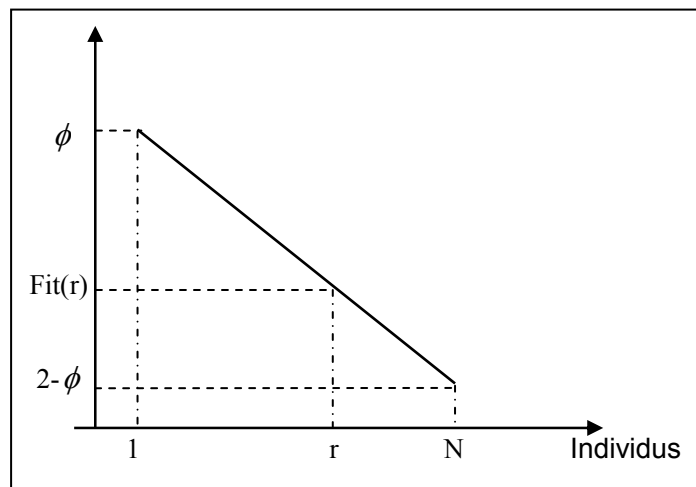


Figure 3.2 : Distribution linéaire

3.2.1.3.3 Sélection uniforme par rapport au rang

La sélection uniforme par rapport au rang consiste à choisir de façon équiprobable les individus de rang inférieur ou égal à μ ($\mu \leq N$). Les autres individus sont exclus de la population et ne peuvent participer à la reproduction [11]. La probabilité de sélection s'exprime par :

$$p(i) = \begin{cases} \frac{1}{\mu}, & \text{si } 1 \leq i \leq \mu \\ 0, & \text{si } \mu < i \leq N \end{cases} \quad (3.3)$$

3.2.1.3.4 Sélection par tournoi

Lors de la sélection par tournoi, k individus de la population sont choisis aléatoirement et celui ayant la performance la plus élevée, est retenu pour participer à la reproduction. L'opération est répétée jusqu'à ce qu'on atteigne la taille de la population.

La probabilité qu'un individu de rang i soit sélectionné après compétition est donnée par :

$$p(i) = \begin{cases} \frac{C_{N-i}^{k-1}}{C_N^k}, & \text{si } 1 \leq i \leq N - k + 1 \\ 0, & \text{si } N - k + 2 \leq i \leq N \end{cases} \quad (3.4)$$

Dans le cas particulier du tournoi de deux individus ($k = 2$), qualifié de tournoi binaire probabiliste, (3.4) se réduit à (3.5) :

$$p(i) = \frac{2 (N - i)}{N (N - 1)} \quad (3.5)$$

Cette formulation permet de constater que la sélection par tournoi de deux individus est équivalente à la sélection linéaire par rapport au rang de coefficient $\emptyset = 2$. Le fait d'augmenter ou de diminuer la valeur de p permet respectivement de diminuer ou d'augmenter la pression de sélection

3.2.1.3.5 Sélection de Boltzmann

La sélection de Boltzmann consiste en un changement d'échelle exponentielle de la sélection proportionnelle. Elle utilise le paramètre température du recuit simulé [69]. La probabilité de sélection de l'individu i dans la population est donnée par :

$$p(i) = \frac{e^{\beta \text{fit}(i)}}{\sum_i e^{\beta \text{fit}(i)}}, \quad \beta = \frac{1}{T} \quad (3.6)$$

Une valeur importante de β engendre une forte probabilité de sélection. Une petite valeur de β fournit une faible probabilité de sélection.

3.2.1.4 Croisement

Le croisement de deux parents génère deux enfants. Différents types de croisement sont employés par les algorithmes génétiques [8] :

- Le croisement discret est assez similaire aux méthodes de croisement utilisées dans le cas du codage binaire. Il consiste à permuter les variables de chaque parent entre des sites du chromosome choisis aléatoirement. Le croisement discret peut être à un site, multi-sites ou uniforme.
- Le croisement continu assure le mixage de gènes de deux parents pour la production de leurs progénitures. Les gènes des deux enfants 'a1' et 'a2' sont choisis proches de leurs parents comme le montre le système d'équation (3.7) :

$$\begin{cases} a1 = a_{parent1} + r.(a_{parent2} - a_{parent1}) \\ a2 = a_{parent2} + r.(a_{parent1} - a_{parent2}) \end{cases} \quad (3.7)$$

Où r est un coefficient de pondération aléatoire adapté au domaine d'extension des gènes avec une distribution uniforme sur un intervalle $[-d, d+1]$, $d \in \mathbb{R}$. La valeur du croisement est choisie dans cette gamme :

$$a_{new} \in \left\{ \max\left(a - r \frac{a_{k \max} - a_{k \min}}{2}, a_{k \min}\right), \min\left(a + r \frac{a_{k \max} - a_{k \min}}{2}, a_{k \max}\right) \right\} \quad (3.8)$$

3.2.5 Mutation

On peut distinguer :

- La mutation uniforme modifie un paramètre en choisissant une nouvelle valeur de façon uniformément aléatoire dans l'intervalle défini par les contraintes du domaine.

- La mutation non uniforme consiste à perturber de façon locale la valeur d'un paramètre. A la t^{th} génération, le paramètre muté a_k' est donné [66] par :

$$a_k' = \begin{cases} a_k + (a_{k\max} - a_k) \cdot (1 - r^{(1-t/T)^5}) & \text{if } p_a \leq 0.5 \\ a_k - (a_k - a_{k\min}) \cdot (1 - r^{(1-t/T)^5}) & \text{if } p_a > 0.5 \end{cases} \quad (3.9)$$

Chaque gène va subir une modification importante durant les premières générations, puis graduellement elle décroît au fur et à mesure que la recherche continue.

où $a_{k\min}$, $a_{k\max}$ représentent respectivement les bornes inférieure et supérieure de a_k . T est l'indice de la génération pour lequel l'amplitude de la mutation s'annule.

3.2.6 Remplacement

Après l'étape de mutation, faut-il garder les enfants ou les parents ou bien un certain pourcentage des deux en respectant la taille de la population (N) qui reste constante. Il s'agit de concevoir une stratégie d'évolution de la population. L'élitisme [70] consiste à remplacer quelques meilleurs individus dans la nouvelle population. Il accroît l'efficacité de l'algorithme génétique basé sur la méthode de remplacement générationnelle. L'objectif est d'éviter que les meilleurs individus soient perdus après les opérations de croisement et de mutation.

- L'AG remplaçant la population entière, est appelé AG générationnel
- L'AG remplaçant seulement une petite portion d'individus dans le temps est appelé AG stationnaire. Les meilleurs individus remplacent les plus mauvais. L'AG stationnaire diffère de l'AG générationnel par la stratégie d'élitisme (préservation des meilleurs individus)

3.2.6 Test d'arrêt

Plusieurs critères d'arrêt sont envisageables :

- Arrêt après un nombre fixé a priori de générations
- Arrêt lorsque la population cesse d'évoluer ou n'évolue plus suffisamment.

Il est à noter qu'aucune certitude concernant la bonne convergence de l'algorithme n'est assurée. Comme dans toute procédure d'optimisation l'arrêt est arbitraire, et la solution en temps fini ne constitue qu'une approximation de l'optimum.

Si le vecteur contrôle et les opérateurs génétiques sont maintenus constants pendant toute la durée de l'exécution du programme, on parle des AGs statiques. Si l'un d'eux au moins varie, on parle des AGs dynamiques.

3.3 Algorithmes génétiques dynamiques

Plusieurs approches d'AGs dynamiques sont présentées dans la littérature [13-71-72-73]. On distingue:

- **AGs dynamiques déterministes**

Ils font varier dans le temps un ou plusieurs paramètres du vecteur contrôle et /ou des opérateurs génétiques, suivant une loi fixée au préalable.

- **AGs dynamiques adaptatifs et self-adaptatifs**

La variation d'un ou plusieurs paramètres du vecteur contrôle et/ou les opérateurs génétiques se fait suivant des tests.

Par exemple, certaines approches réalisent un changement dynamique entre les probabilités de croisement et de mutation, par interpolation linéaire entre les bornes supérieure et inférieure de l'espace de recherche.

Cependant, la sélection joue un rôle très important d'une part pour diriger les recherches vers les meilleurs individus, d'autre part pour maintenir la diversité des individus dans la population.

Dans ce travail, une sélection dynamique est proposée. Cette contribution offre la possibilité de contrôler la pression de sélection. Une faible pression entraîne une large exploration de l'espace de recherche, alors qu'une forte pression engendre une bonne exploitation des meilleures solutions.

3.3.1 Sélection dynamique proposée

La description détaillée de notre contribution pour générer un AG dynamique est présentée dans cette section. Pour chaque génération, la sélection

dynamique utilise une courbe parmi le faisceau de courbes paraboliques régulièrement espacées et passant par deux points P1 et P2. A titre illustratif, la figure 3.3 montre le faisceau de courbes constitué de 6 distributions paraboliques.

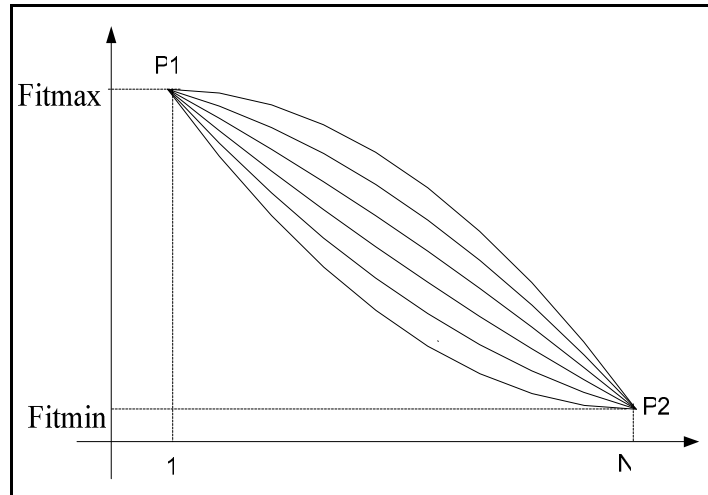


Figure3.3 Faisceau de courbes paraboliques

Le balayage du faisceau commence par la distribution de concavité négative, ayant une faible pression de sélection entraînant une large exploration de l'espace de recherche. Les générations évoluent, le balayage du faisceau s'achève avec la distribution de concavité positive qui possède une importante pression de sélection, assurant une bonne exploitation des solutions de l'espace paramétrique [74].

Toutes les distributions paraboliques passent par les points P_1 et P_2 correspondants respectivement aux coordonnées $(1, \text{Fitmax})$ et (N, Fitmin) , comme le montre la figure 3.4.

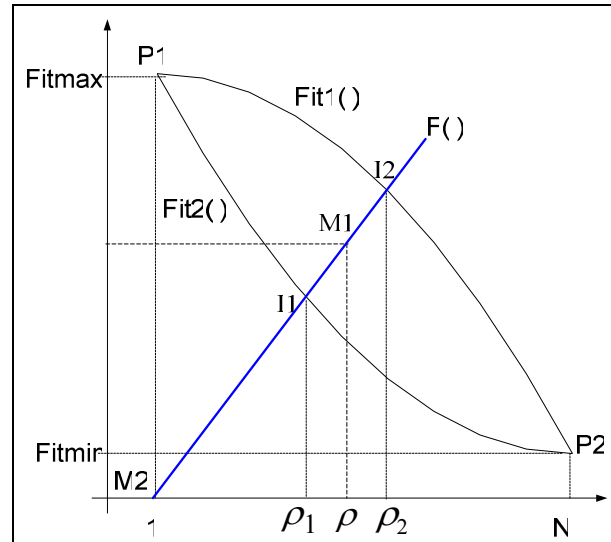


Figure 3.4 : Représentation de $Fit_1(i)$, $Fit_2(i)$ et $F(i)$

La première fonction fitness parabolique Fit_1 est représentée par la courbe de concavité négative, et est définie comme suit :

$$Fit_1(i) = -A_1(i-1)^2 + B_1 \quad (3.11)$$

où
$$A_1 = \frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}; \quad B_1 = Fit\ max$$

La dernière distribution parabolique Fit_2 est représentée par la courbe de concavité positive, et elle est définie comme suit:

$$Fit_2(i) = A_2(i-N)^2 + B_2 \quad (3.12)$$

où
$$A_2 = \frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}; \quad B_2 = Fit\ min$$

Pour générer les distributions intermédiaires du faisceau, on considère la fonction linéaire $F(i)$ passant par les points M_1 et M_2 de coordonnées respectives $\left(\frac{N+1}{2}, \frac{Fit\ max + Fit\ min}{2}\right)$ et $(1, 0)$, dont l'expression est donnée par:

$$F(i) = \frac{Fit\ max + Fit\ min}{(N-1)}(i-1) \quad (3.13)$$

La fonction linéaire $F(i)$ coupe les courbes d'équations (3.11) et (3.12) respectivement aux points $I_2(\rho_2, F(\rho_2))$ et $I_1(\rho_1, F(\rho_1))$, comme le montre la figure 3.4. Ainsi, toute distribution parabolique du faisceau passe par les points P_1 et P_2 et un point intermédiaire de coordonnées $(\rho, F(\rho))$ situé sur le segment I_1, I_2

Nous divisons l'intervalle $[\rho_1, \rho_2]$ en ngt points linéairement espacés correspondant au nombre de paraboles constituant le faisceau. Le point intermédiaire ρ est donné par l'expression suivante :

$$\rho = \rho_2 + (\rho_1 - \rho_2) \frac{g - 1}{ngt - 1} \quad (3.14)$$

où

ngt : Nombre maximal de distributions

g : Génération courante

ρ_1 : Abscisse correspondant au point P_1

ρ_2 : Abscisse correspondant au point P_2

ρ_1 est donné par l'intersection de $F(i)$ et $Fit_1(i)$, dont l'expression est fournie par l'équation (3.15)

ρ_2 est donné par l'intersection de $F(i)$ et $Fit_2(i)$, dont l'expression est fournie par l'équation (3.16)

Le calcul détaillé de ρ_1 et ρ_2 est donné en Appendice B

$$\rho_1 = N + \frac{(N-1).(Fit\ max + Fit\ min) - (N-1)^2.\sqrt{\Delta}}{2.(Fit\ max - Fit\ min)} \quad (3.15)$$

$$\rho_2 = 1 + \frac{(N-1)^2.\sqrt{\Delta} - (N-1).(Fit\ max + Fit\ min)}{2.(Fit\ max - Fit\ min)} \quad (3.16)$$

$$\Delta = \frac{(Fit\ max + Fit\ min)^2 + 4.Fit\ max.(Fit\ max - Fit\ min)}{(N-1)^2} \quad (3.17)$$

Chaque distribution parabolique du faisceau passe par les points P_1 , P_2 et le point intermédiaire de coordonnées $(\rho, F(\rho))$. L'équation d'une parabole du faisceau est donnée par l'expression suivante :

$$Fit(\rho) = A(\rho)r^2 + B(\rho)r + C(\rho) \quad (3.18)$$

où $A(\rho)$, $B(\rho)$ et $C(\rho)$ sont donnés respectivement

$$A(\rho) = \frac{(Fit \max + Fit \min).(1 - \rho) + (N - \rho).Fit \max + Fit \min .(\rho - 1)}{(1 - N).\rho^2 + (\rho - 1).N^2 + N - \rho} \quad (3.19)$$

$$B(\rho) = \frac{(Fit \max + Fit \min).(\rho - 1).(N + 1) + Fit \min .(1 - \rho^2) + Fit \max .(\rho^2 - N^2)}{(1 - N).\rho^2 + (\rho - 1).N^2 + N - \rho} \quad (3.20)$$

$$C(\rho) = \frac{N.(Fit \max + Fit \min).(1 - \rho) + Fit \min .\rho.(\rho - 1) + N.Fit \max .\rho.(N - \rho)}{(1 - N).\rho^2 + (\rho - 1).N^2 + N - \rho} \quad (3.21)$$

Le calcul détaillé de $A(\rho)$, $B(\rho)$ et $C(\rho)$ est donné également en Appendice B

La population est classée du meilleur au plus mauvais selon la fonction objectif réelle. La fonction objectif parabolique est alors attribuée à chaque individu selon son rang. La probabilité de sélection $Ps(i)$ est donnée par l'équation suivante :

$$Ps(i) = \frac{Fit(i)}{\sum_{j=1}^N Fit(j)} \quad (3.22)$$

où N : Taille de la population

3.4 Résultats

Les données simulées permettent de vérifier les programmes que nous avons développés ainsi que les différents résultats obtenus. Les données expérimentales relevées sur trois machines différentes confirment les résultats obtenus.

3.4.1 Données simulées

Les données simulées sont obtenues par résolution numérique du système non linéaire (1.23) de la MAS par la méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 en utilisant les paramètres d'une machine connue alimentée par une tension sinusoïdale. Ces données sont illustrées par la figure 3.5 qui représente le courant de démarrage et la tension simple correspondante.

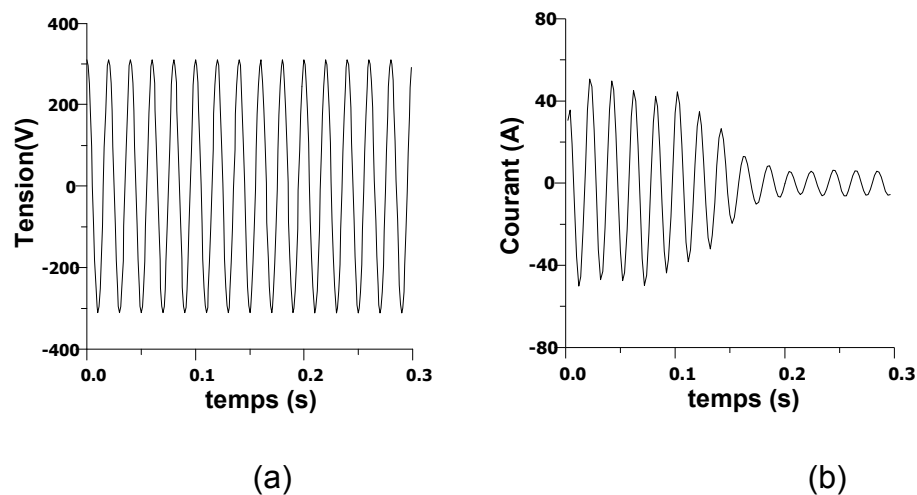


Figure 3.5 : (a) Tension sinusoïdale (b) Courant statorique calculé correspondant

Nous utilisons les AGs statiques et dynamiques couplés avec les mêmes opérateurs de croisement et de mutation (table 3.1) pour identifier les paramètres de la machine connue.

Table 3.1. Abréviations des algorithmes génétiques codés-réels (AGCR) combinés aux différentes méthodes de sélection

AGCR	Sélection	Croisement	Mutation	Elitisme
AGCR-L	Linéaire par rapport au rang	Continu	Non uniforme	Oui
AGCR-P	Proportionnelle	Continu	Non uniforme	Oui
AGCR-B	Boltzmann	Continu	Non uniforme	Oui
AGCR-D	Dynamique	Continu	Non uniforme	Oui

3.4.1.1 AGs statiques et dynamiques

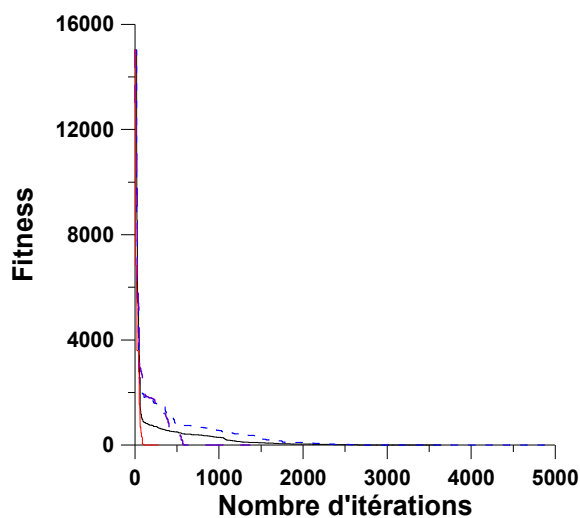
Les résultats de simulation des AGs statiques et dynamiques sont résumés dans la table 3.2. Les essais simulés montrent la convergence vers le même vecteur paramètres.

Table3.2. Résultats de simulation d'AGs statiques et dynamiques

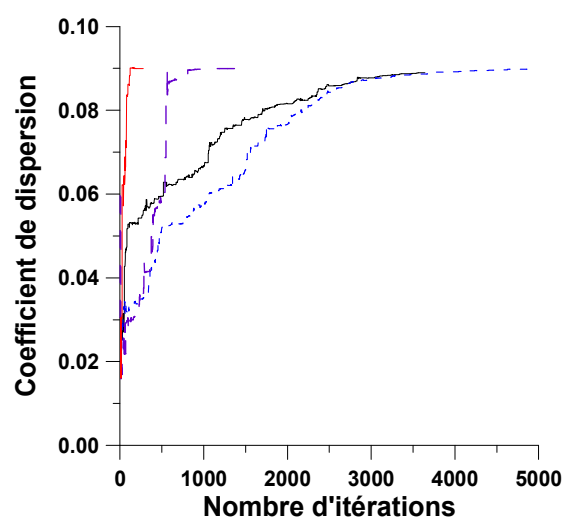
Paramètres électriques et mécaniques	Paramètres Connus de la machine	AGCR-L	AGCR-P	AGCR-B	AGCR-D
σ	0.09	0.0899	0.0889	0.0898	0.0899
Tr (ms)	123	123	123.8	123.2	123
Ls (mH)	159	159	159.8	159.2	159
Ts (ms)	54	54	54.5	54	54
J (Kg.m ²)	0.038	0.038	0.038	0.038	0.038
B (Nm.s/Rd)	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
Nombre d'itérations		1367	3643	4925	277
Temps de calcul (s)		1270.297	3003.25	3942.781	580.766

La table 3.2 montre la convergence des AGs statiques et dynamiques développés. Nous constatons que la vitesse de convergence de l'AGCR-D proposé est nettement plus rapide que celle des AGs statiques.

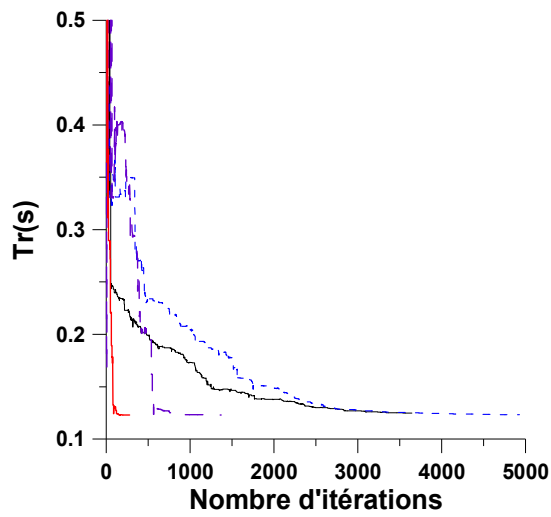
L'évolution des paramètres donnée par la figure 3.6 montre la convergence des différents AGs utilisés et la supériorité de l'AG proposé.



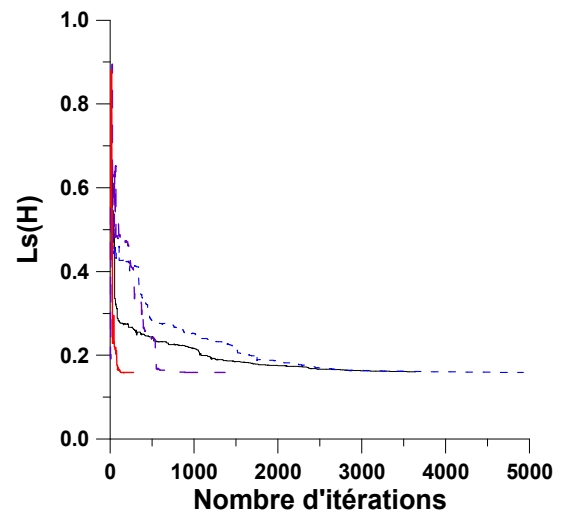
(a) Fonction fitness



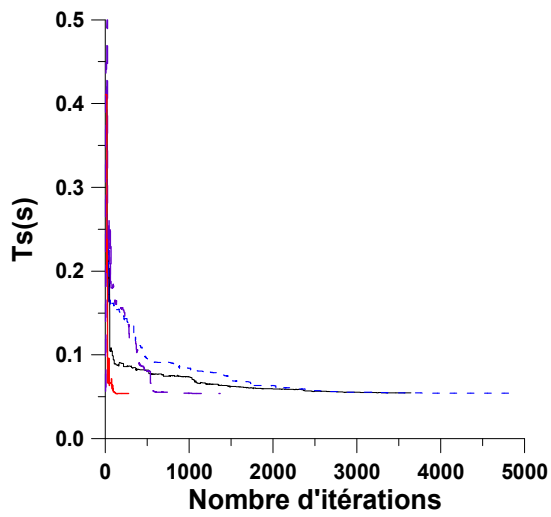
(b) Coefficient de dispersion



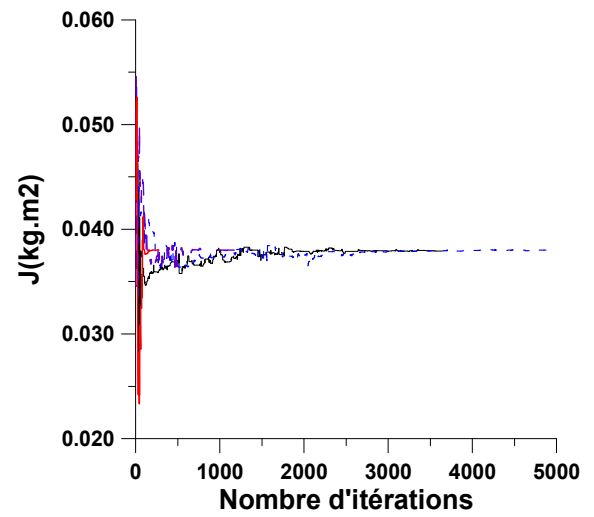
(c) Constante de temps rotorique



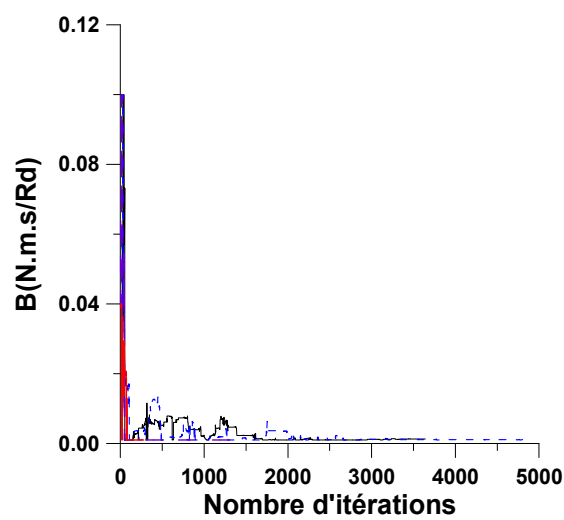
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie



(g) Coefficient de frottement

Figure 3.6 : Evolution des paramètres de la machine connue

AGCR-D ——— AGCR-L ——— AGCR-P - - - - AGCR-B - - - -

3.4.2 Données expérimentales

Les essais sont effectués sur les trois moteurs asynchrones caractérisés par :

Motor M1: 4 poles, 220/380V, 1.5kw

Motor M2: 4 poles, 220/380V, 0.4kw

Motor M3: 2 poles, 220/380V, 3kw

Les courbes 3.7 à 3.9 représentent le courant de démarrage et la tension simple correspondante pour chaque moteur.

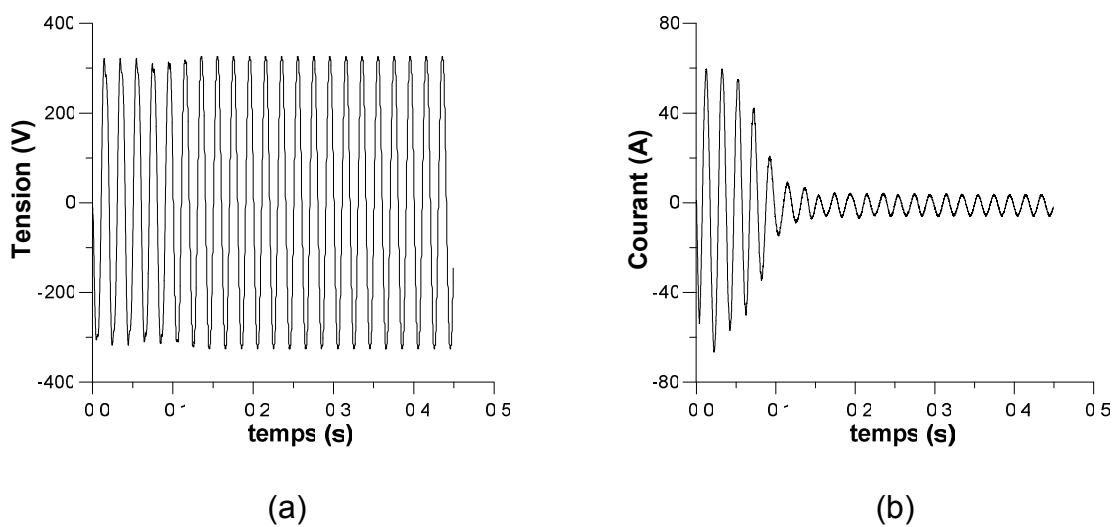


Figure 3.7 : Motor M1 (a) tension mesurée (b) courant mesuré

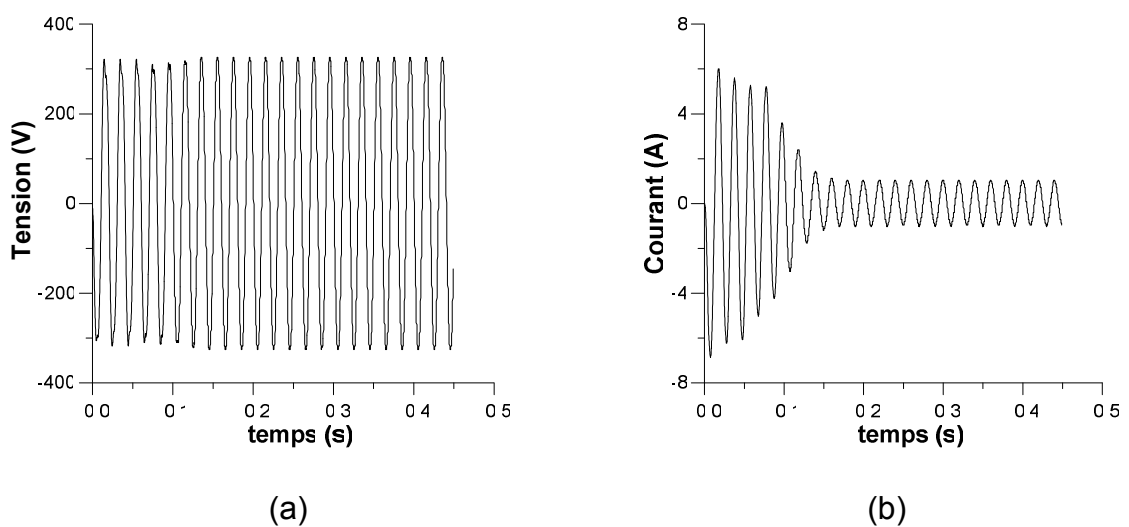


Figure. 3.8 : Motor M2 (a) tension mesuré (b) courant mesuré

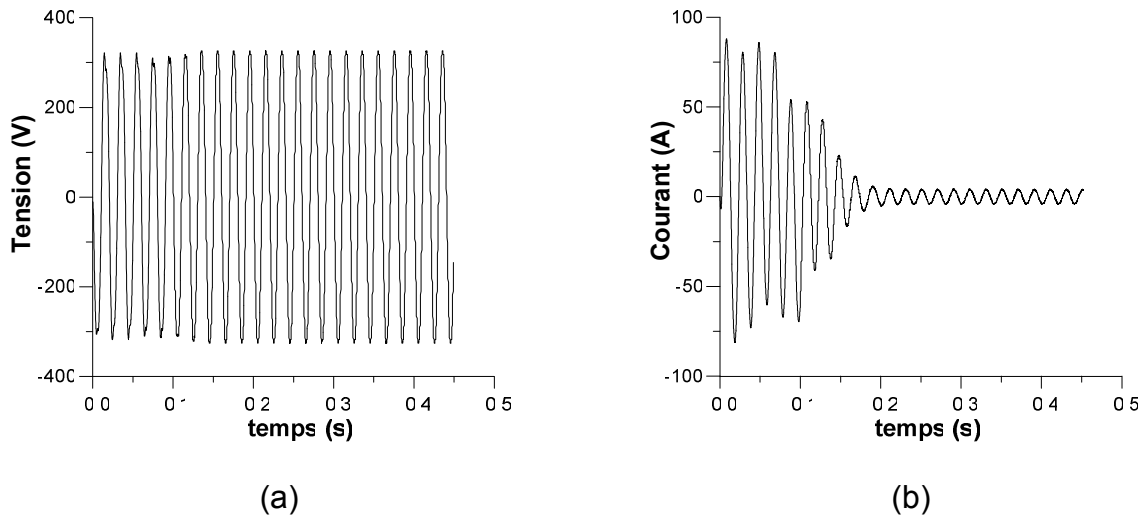


Figure. 3.9: Motor M3 (a) tension mesuré (b) courant mesuré

3.4.2.1 AGs statiques et dynamiques

L'identification des moteurs M1, M2 et M3 conduit aux paramètres donnés respectivement par les tables 3.3 à 3.5.

Table 3.3. Identification des paramètres de la machine M1

	AGCR-L	AGCR-P	AGCR-B	AGCR-D
σ	0.0689	0.0689	0.0688	0.0690
Tr (ms)	135.3	135.4	135.5	135.4
Ls (mH)	190.1	190.2	190.2	189.9
Ts (ms)	87.5	87.4	87.2	87.3
J (Kg.m ²)	0.0353	0.0353	0.0353	0.0353
B(N.m.s/Rd)	0.0099	0.0099	0.0099	0.0099
Nombre d'itérations	1211	2048	3449	285
Temps de calcul(s)	30755.228	53102.125	74938.672	6740.016

Table 3.4 Identification des paramètres de la machine M2

	AGCR-L	AGCR-P	AGCR-B	AGCR-D
σ	0.1083	0.1083	0.1080	0.1083
Tr (ms)	75.4	75.0	75.3	75.2
Ls (mH)	1016.5	1016.0	1016.6	10 16.5
Ts (ms)	36.4	36.5	36.6	36.4
J (Kg.m ²)	0.0041	0.0041	0.0041	0.0041
B(N.m.s/Rd)	0.0031	0.0031	0.0031	0.0031
Nombre d'itérations	371	449	950	262
Temps de calcul (s)	3911.407	4209.063	9908.453	2651.0729

Table 3.5 Identification des paramètres de la machine M3

	AGCR-L	AGCR-P	AGCR-B	AGCR-D
σ	0.034	0.034	0.034	0.034
Tr (ms)	199.2	199.2	199.3	199.3
Ls (mH)	251.1	251.1	251.1	251.3
Ts (ms)	146.6	146.5	146.6	146.6
J (Kg.m ²)	0.022	0.022	0.022	0.022
B(N.m.s/Rd)	0.0026	0.0026	0.0026	0.0026
Nombre d'itérations	2511	2449	2155	245
Temps de calcul(s)	63805.422	54209.063	22908.453	2938.938

Les tables (3.3 à 3.5) montrent que la vitesse de convergence de l'AG dynamique proposé est nettement plus rapide que celle des AGs statiques. La superposition des courants mesurés et ceux calculés à l'aide des paramètres estimés est illustrée par les figures (3.10, 3.12, 3.14, 3.16, 3. 18 et 3.20), validant les résultats de l'identification pour les trois moteurs

Les erreurs entre les courants mesurés et ceux calculés à l'aide des paramètres estimés, pour les trois moteurs sont montrées par les figures (3.11, 3.13, 3.15, 3.17, 3.19 et 3.21)

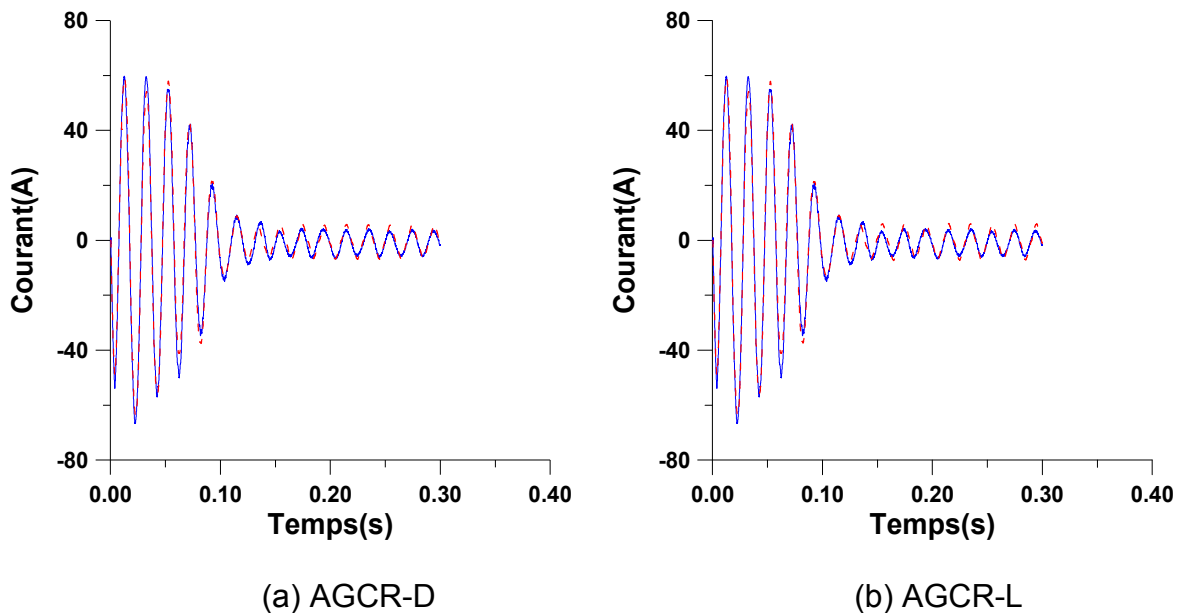


Figure. 3.10 : Superposition du courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M1: courant calculé -----
courant mesuré —

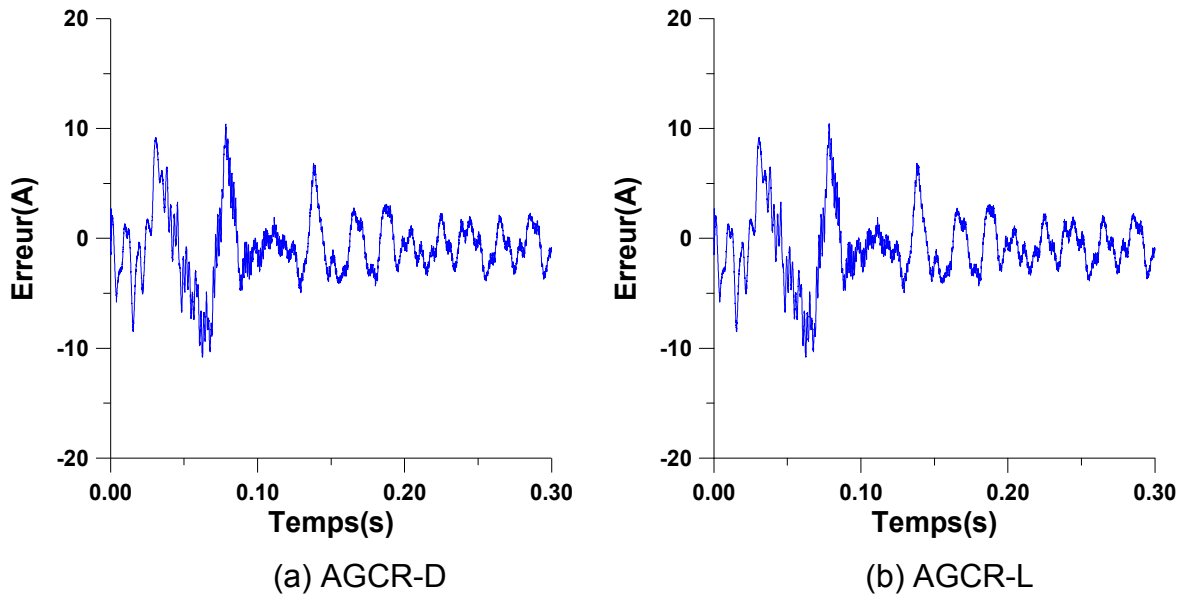


Figure. 3.11 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M1 par AGCR-D et AGCR-L

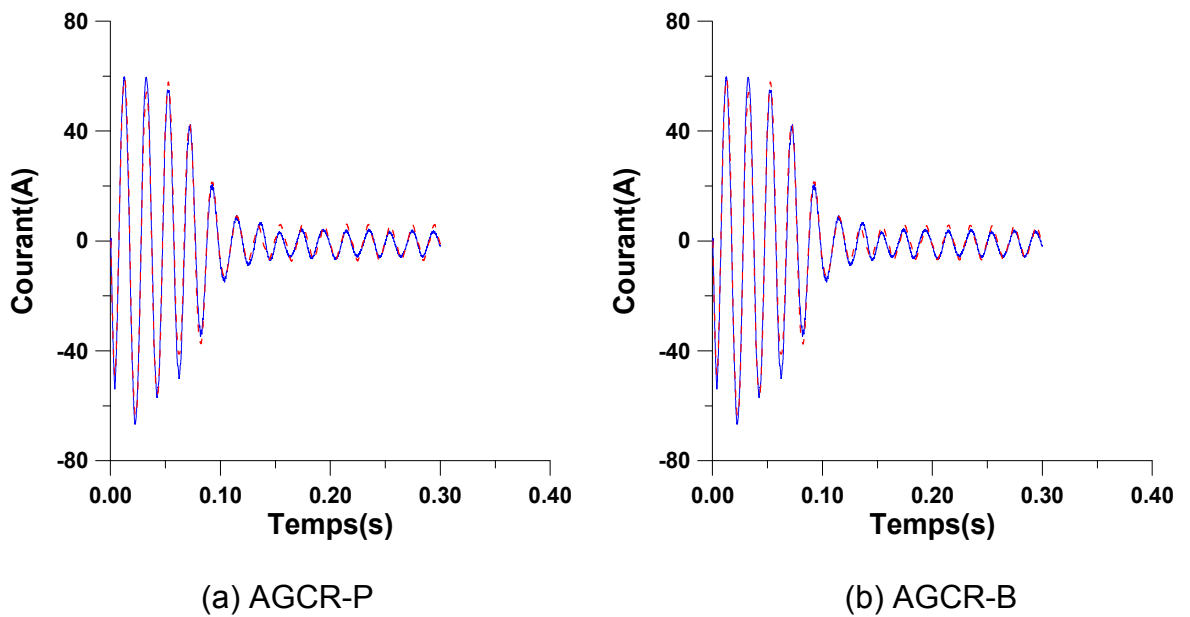


Figure. 3.12 : Superposition du courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M1: courant calculé - - - courant mesuré —

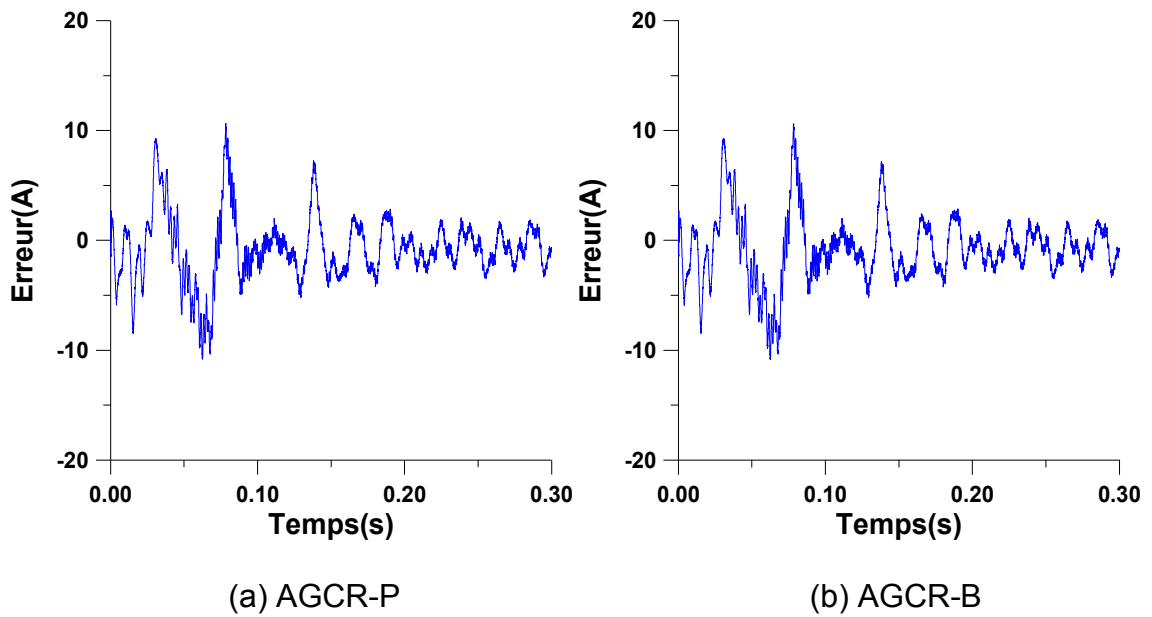


Figure 3.13 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M1 par AGCR-P et AGCR-B

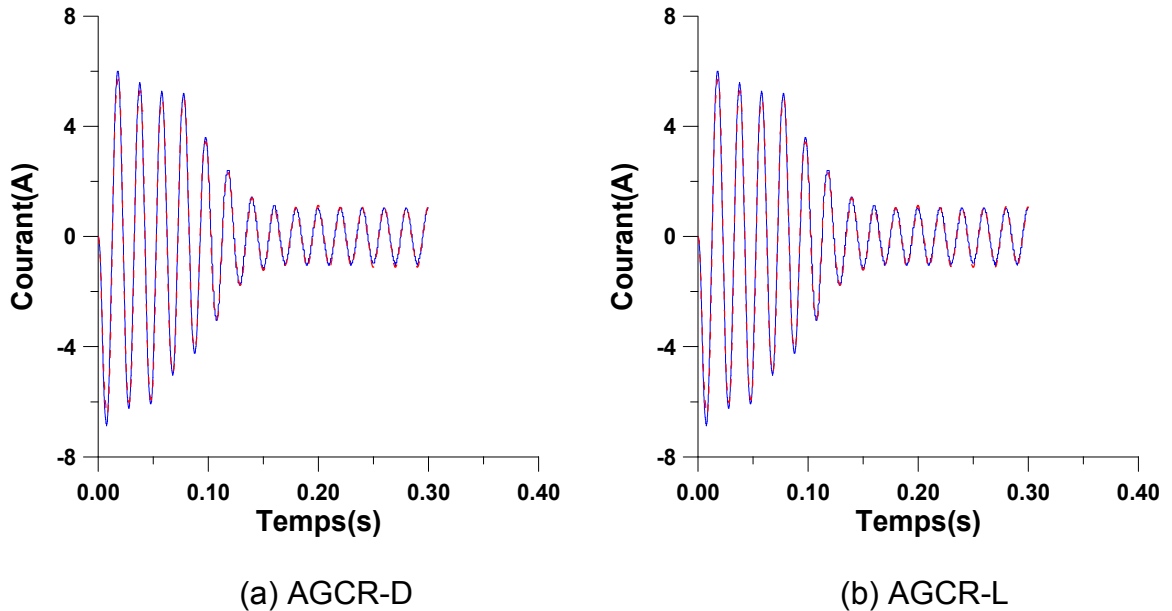


Figure. 3.14 : Superposition courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M2: courant calculé - - -
courant mesuré —

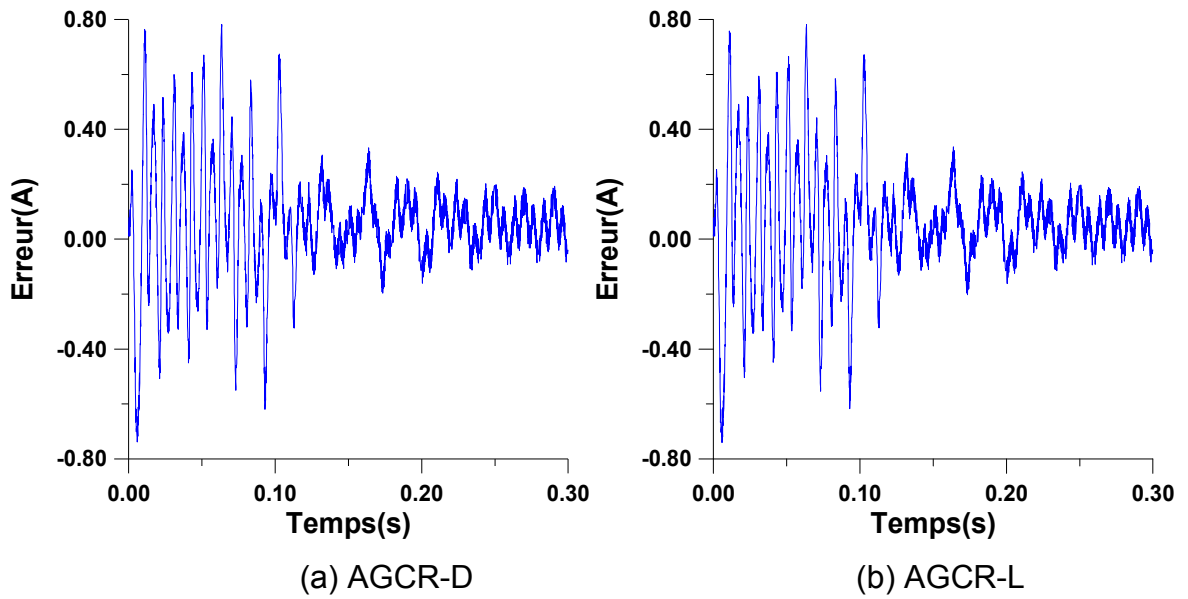


Figure 3.15 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M2 par AGCR-D et AGCR-L

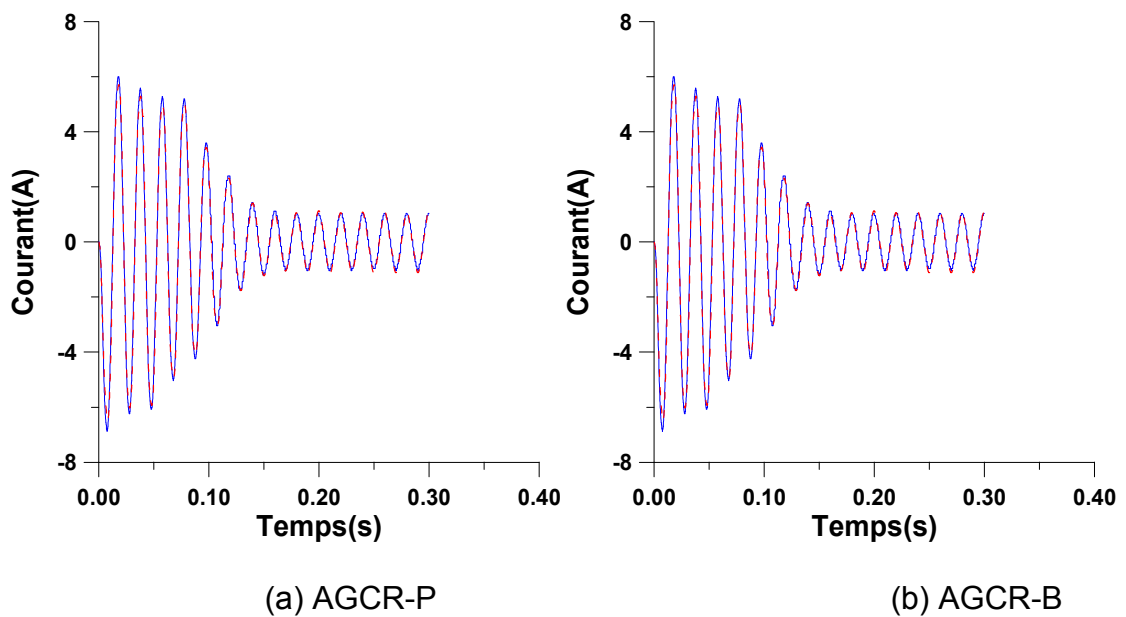


Figure. 3.16 : Superposition du courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M2: courant calculé - - - courant mesuré —

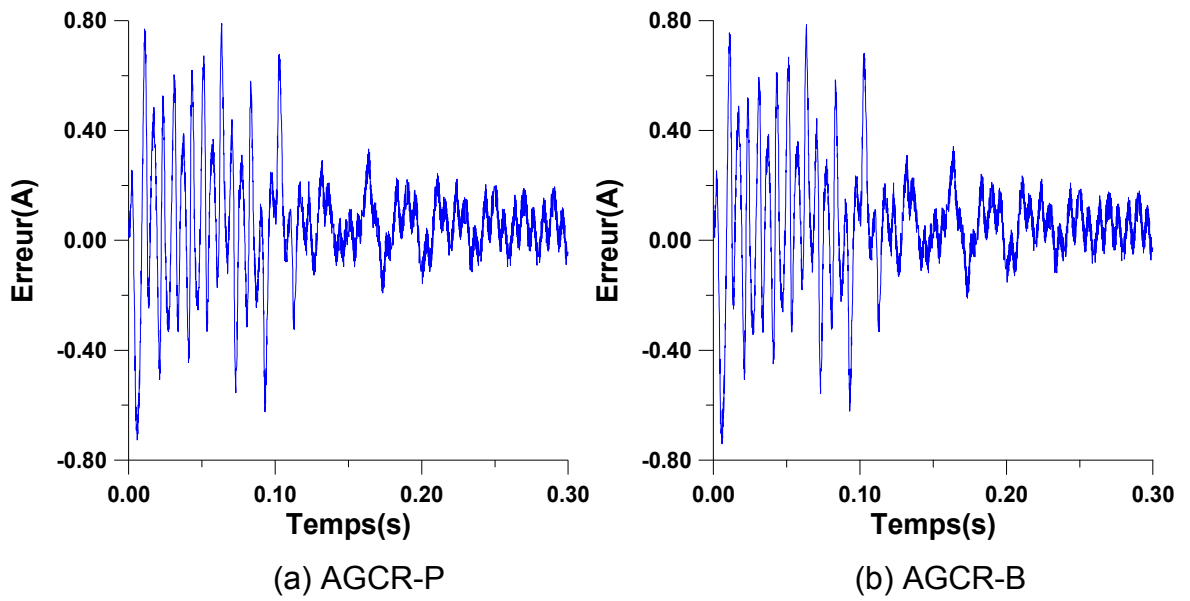


Figure 3.17 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M2 par AGCR-P et AGCR-B

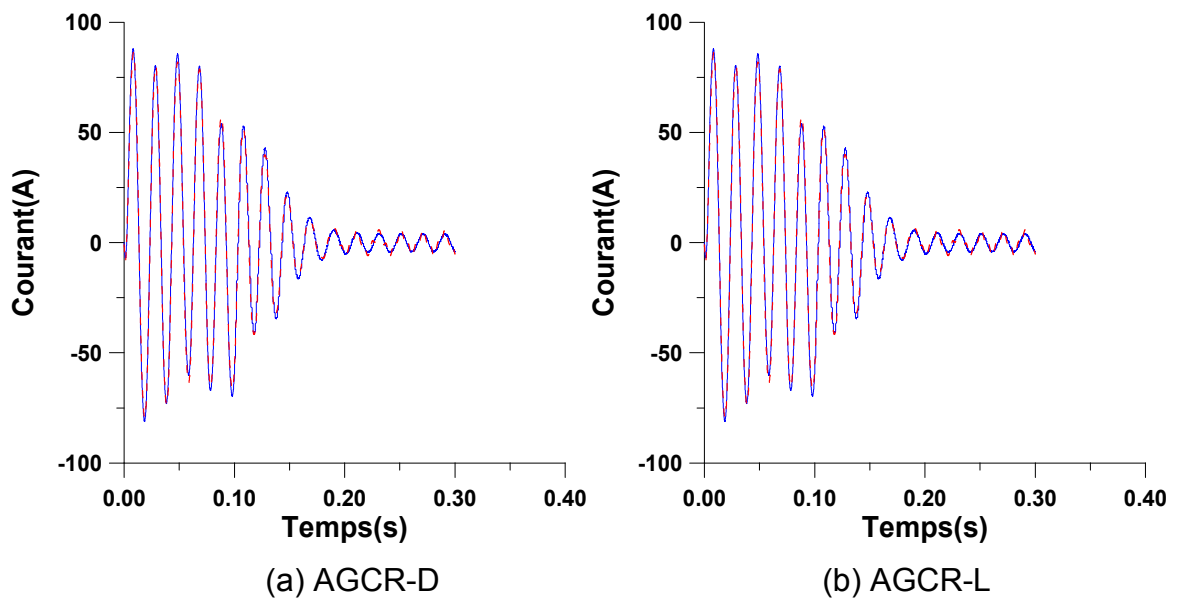


Figure. 3.18 : Superposition du courant mesuré et celui calculé par les paramètres estimés du moteur M3: courant calculé - - - - courant mesuré —

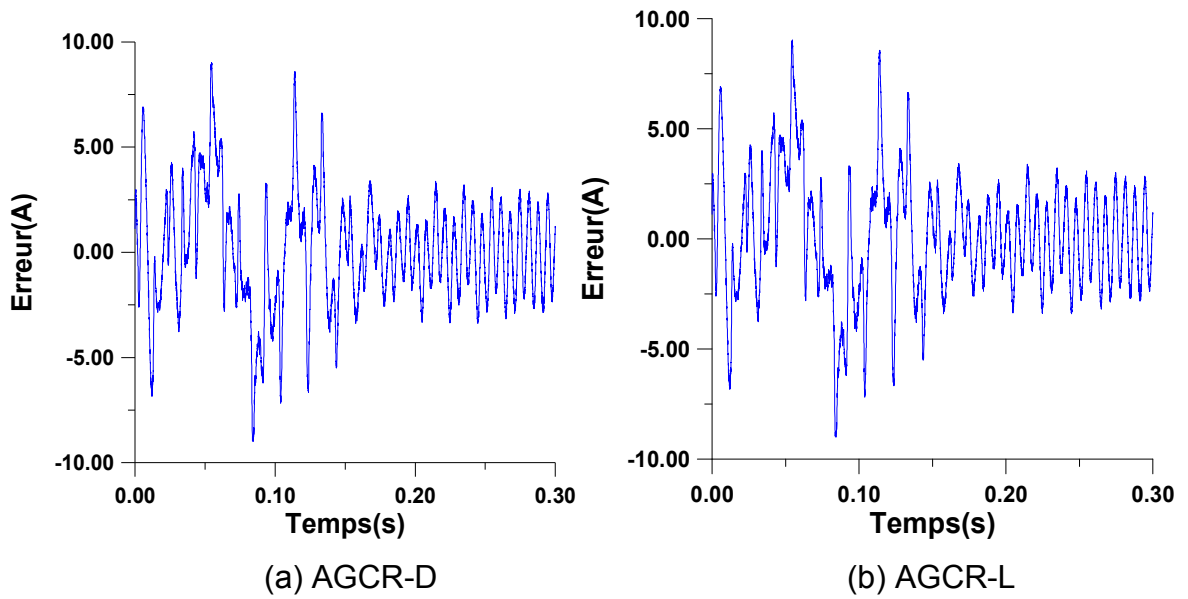


Figure 3.19 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M3 par AGCR-D et AGCR-L

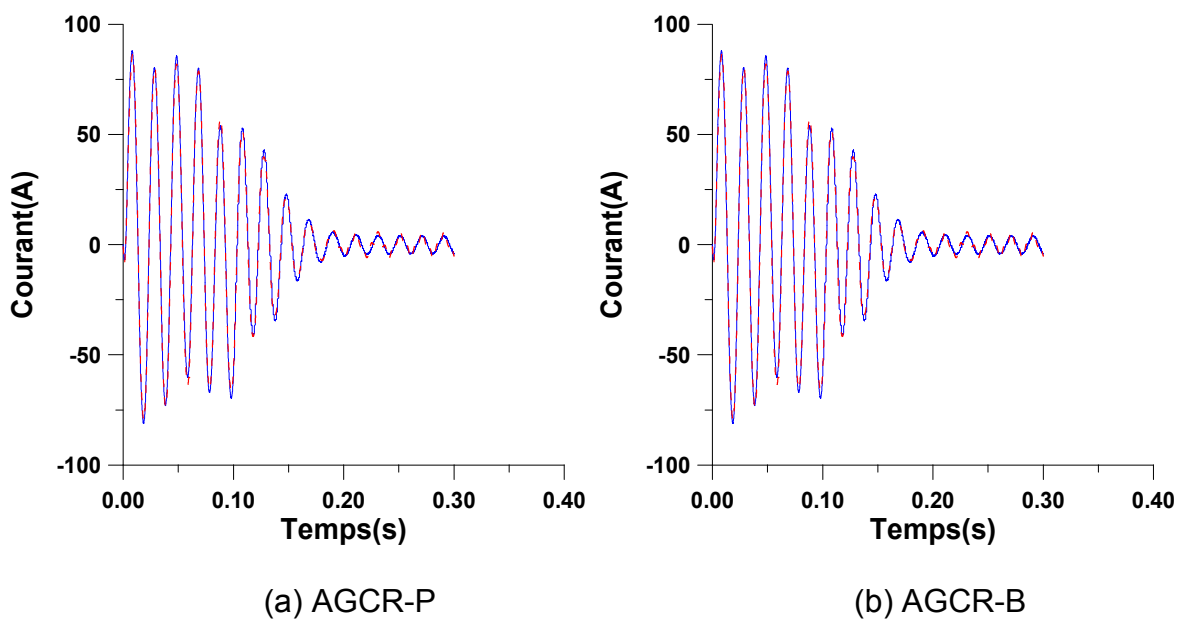


Figure. 3.20 : Superposition du courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M3: courant calculé --- courant mesuré —

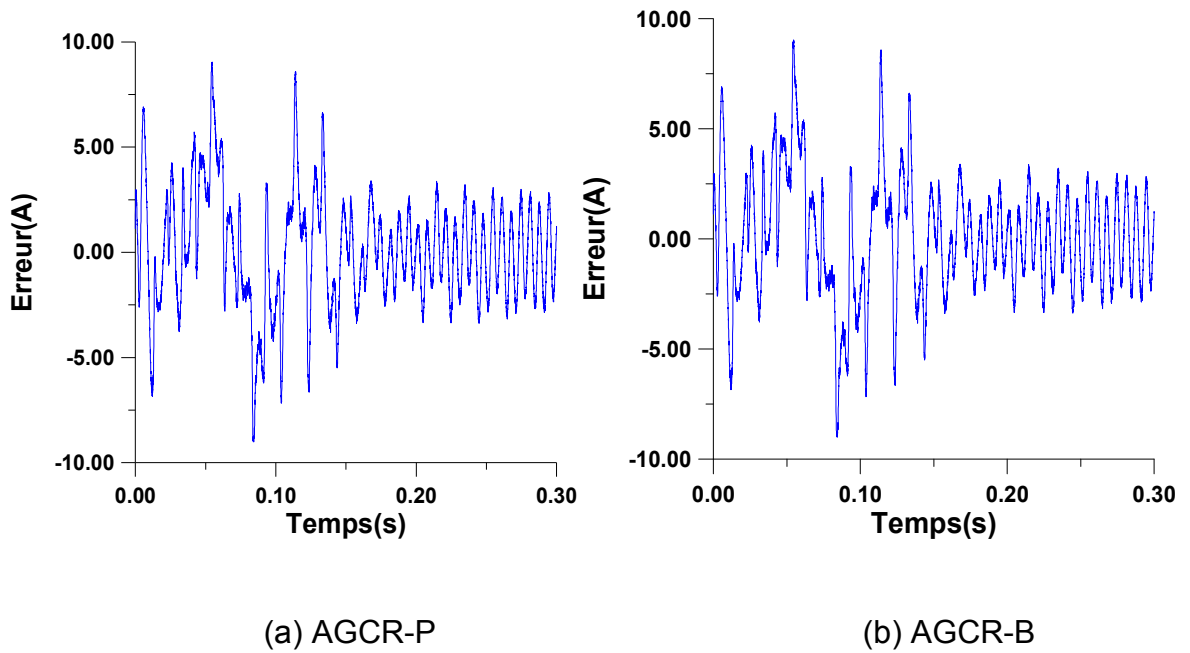
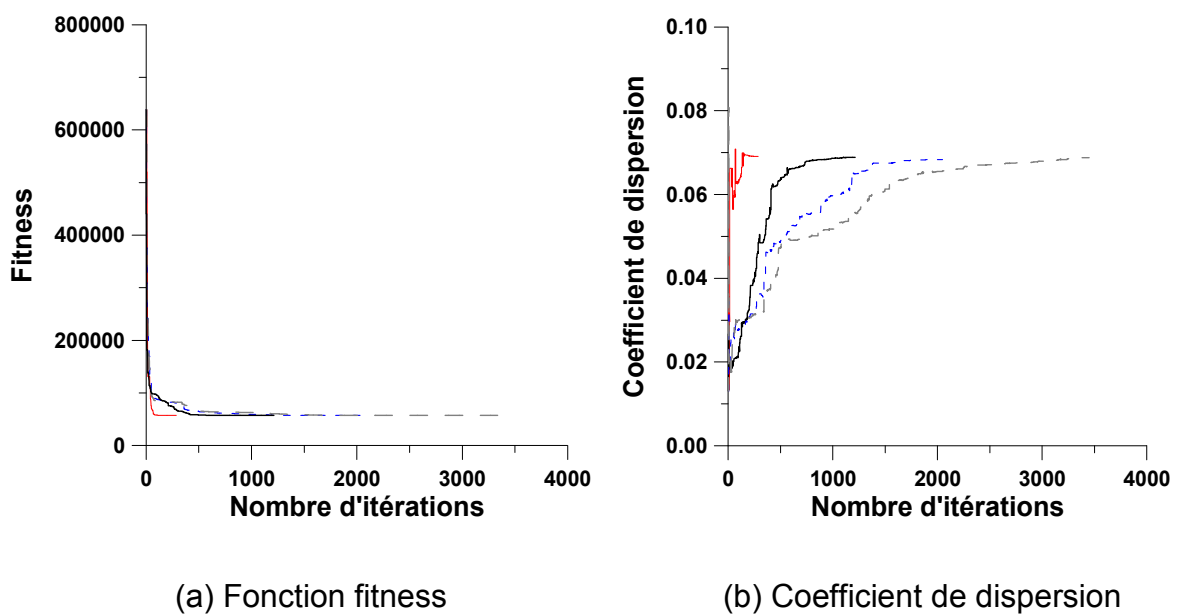
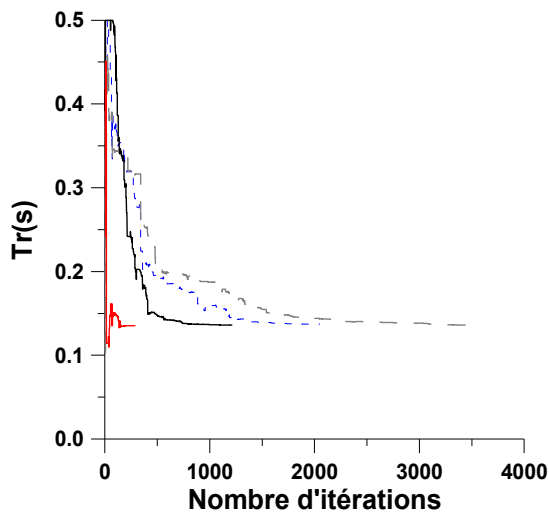


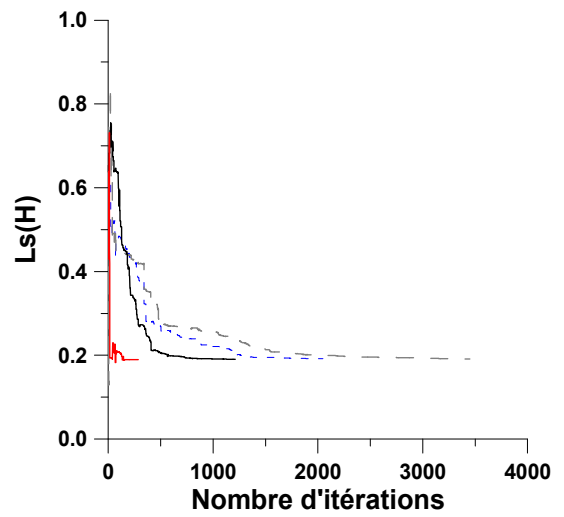
Figure 3.21 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M3 par AGCR-P et AGCR-B

L'évolution des paramètres du moteur M1 est donnée par les figures 3.22
 Les évolutions des paramètres des moteurs M2 et M3 sont données respectivement en appendice C (C1 et C2)

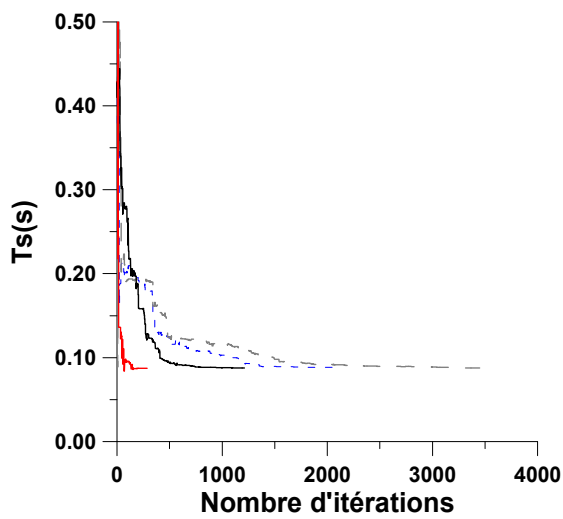




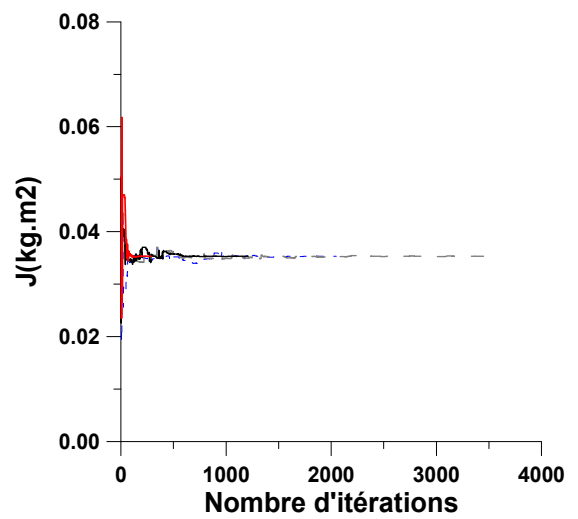
(c) Constante de temps rotorique



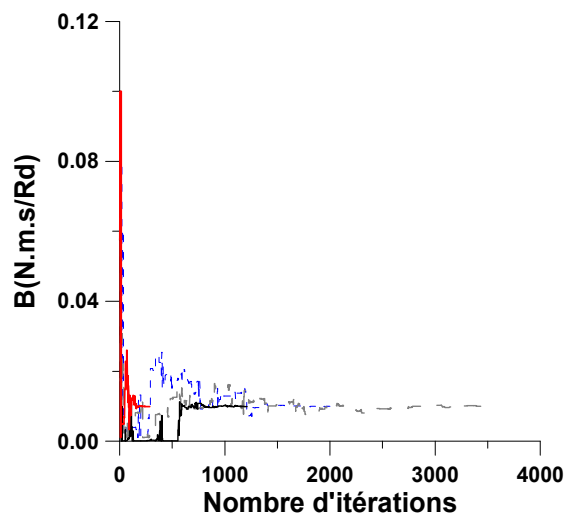
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie



(g) Coefficient de frottement

Figure 3.22 : Evolution des paramètres de la machine M1:

AGCR-D — AGCR-L — AGCR-P - - - - AGCR-B - - - -

3.8 Etude comparative

L'examen des différentes tables 3.2 à 3.5 montre que tous les AGs convergent vers le même vecteur paramètres, et ceci en démarrant d'une population initiale aléatoire située dans le même espace de recherche pour les trois moteurs. Nous constatons que dans la table 3.2, l'AGCR-D est environ 12 fois plus rapide que l'AGCR-B, d'environ huit fois l'AGCR-P et d'environ quatre fois l'AGCR-L. Quant à la table 3.3, l'AGCR-D est environ trois fois plus rapide que l'AGCR-B, et environ le double de l'AGCR-P. La table 3.5 montre que l'AGCR-D est environ dix fois plus rapide que les autres AGCR. La supériorité de l'AGCR-D est en termes de vitesse de convergence et temps de calcul.

Les figures 3.22 et en appendice C (C1 et C2) montrent l'évolution des paramètres relative aux différents moteurs. Elle confirme la convergence des différents AGs développés. L'AGCR-D impose une exploration progressive par changement de distribution de la fonction objectif tout en intensifiant l'exploitation. Ainsi le compromis équilibré entre l'exploitation des meilleures solutions disponibles à un moment donné et l'exploration de l'espace de recherche est réalisé.

3.9 Conclusion

Nous avons proposé une sélection dynamique imposant l'évolution de la pression de sélection. En plus de l'AG proposé, nous avons utilisé trois autres AGs incorporant trois sélections différentes avec les mêmes opérateurs de croisement, mutation et remplacement. Les données simulées ainsi que les données expérimentales réalisées sur trois moteurs différents, montrent la supériorité de la l'AG proposé.

CHAPITRE 4

APPLICATION DES ALGORITHMES GENETIQUES HYBRIDES

4.1 Introduction

La complémentarité des méthodes déterministes et stochastiques, a permis l'émergence de méthodes hybrides. Néanmoins, l'efficacité de l'hybridation dépend de la manière avec laquelle les deux méthodes interviennent. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'hybridation des AGs avec deux méthodes :

- Recherche tabou (RT)[75-76]
- Hooke et Jeeves (HJ) [4-34]

4.2 Algorithmes génétiques hybrides

Les méthodes hybrides [77-78-79-80-81-82] peuvent être conçues suivant que l'on s'inspire respectivement de la théorie de l'évolution de Darwin ou de la théorie de la transmission héréditaire des caractères acquis de Lamarck. Comme la machine asynchrone est régie par un système d'équations non linéaires, les méthodes déterministes sans calcul de dérivées s'imposent parce qu'elles évitent le calcul du gradient. Nous associons les méthodes de Hooke&Jeeves et tabou aux AGs. L'hybridation utilise à la fois les capacités d'exploration, les propriétés de combinaison des AGs et la puissance d'exploitation de la méthode de recherche locale.

4.2.1 AG hybride avec recherche tabou (AGH+RT)

L'association de l'AGCR-L à la recherche tabou (RT) donne l'AGH+RT. Nous considérons trois structures hybrides suivant la localisation de l'intervention de la RT :

- La RT intervient après la phase d'évaluation dans l'AGCR-L
- La RT intervient comme opérateur de mutation dans l'AGCR-L avec deux tailles de population différentes
- La RT intervient après la phase d'évaluation et comme opérateur de mutation dans l'AGCR-L

La table 4.1 donne les acronymes utilisés pour désigner les différentes structures d'AGH+RT

Table 4.1 Acronymes des différentes structures d'AGH+RT

AGH+RT	Localisation de l'intervention de la RT	Elitisme	Taille de la population
AGHRT1	Après évaluation	Conservation de 10% d'individus	200
AGHRT2	Opérateur de mutation	Conservation de 10% d'individus	200
AGHRT3	Opérateur de mutation	Conservation de 10 % d'individus	10
AGHRT4	Après évaluation et comme opérateur de mutation	Conservation de 10 % d'individus	10

4.2.1.1 Présentation des différents AGH+RT

Nous présentons les différentes structures d'AGH+RT citées dans la table 4.1

- **AGHRT1**

Après génération et évaluation d'une population initiale, un classement est établi. Le remplacement élitiste conserve les 10% des meilleurs individus. La recherche tabou est appliquée aux 10 meilleurs individus. Ensuite, les opérateurs génétiques interviennent comme le montre la figure 4.1

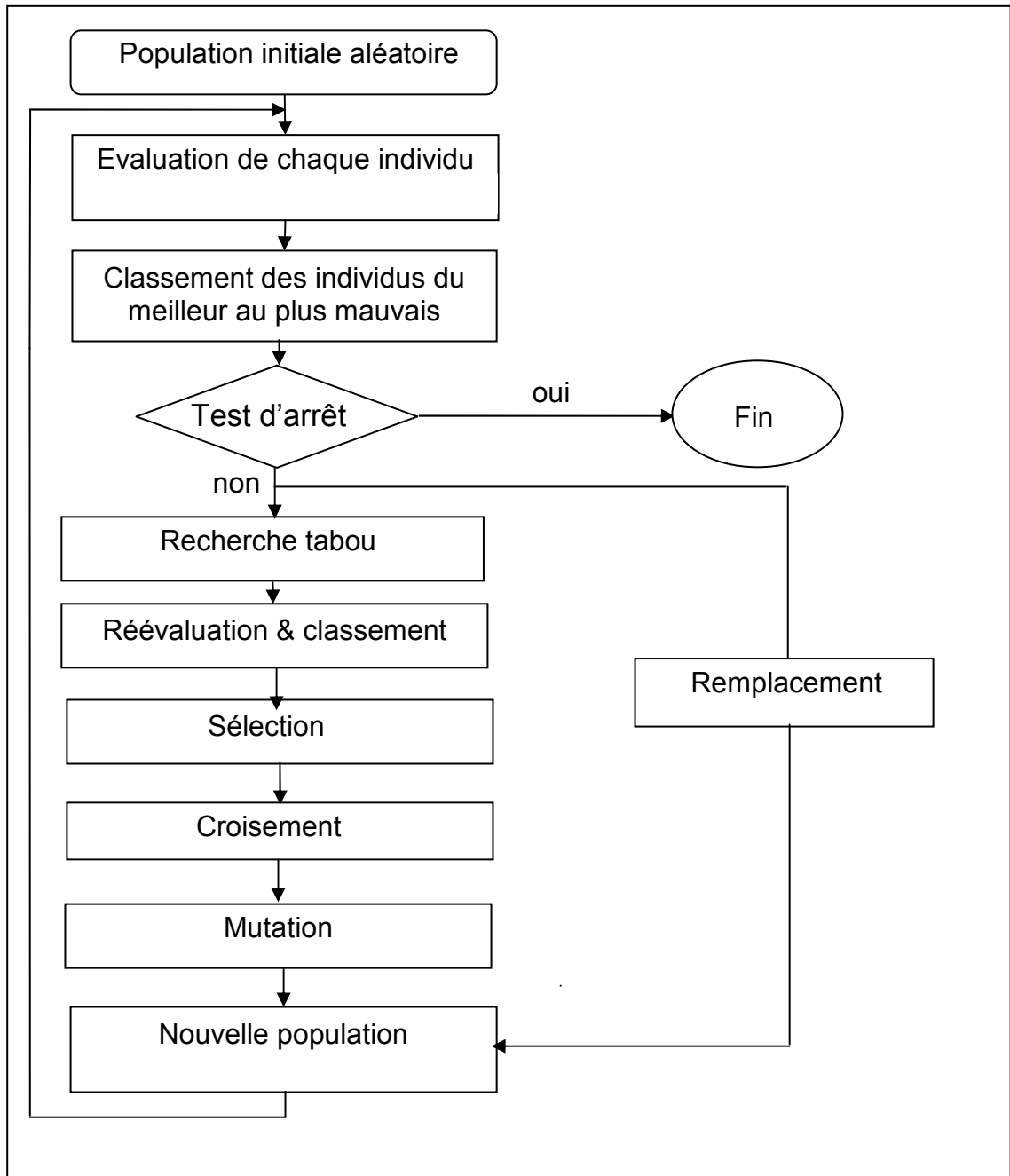


Figure 4.1 : Organigramme d'AGHRT1

- **AGHRT2**

La RT intervient comme opérateur de mutation dans cette structure hybride. L'AGHRT2 manipule une population de 200 individus avec un remplacement de 10% des meilleurs individus. L'organigramme de l'AGHRT2 est illustré par la figure 4.2

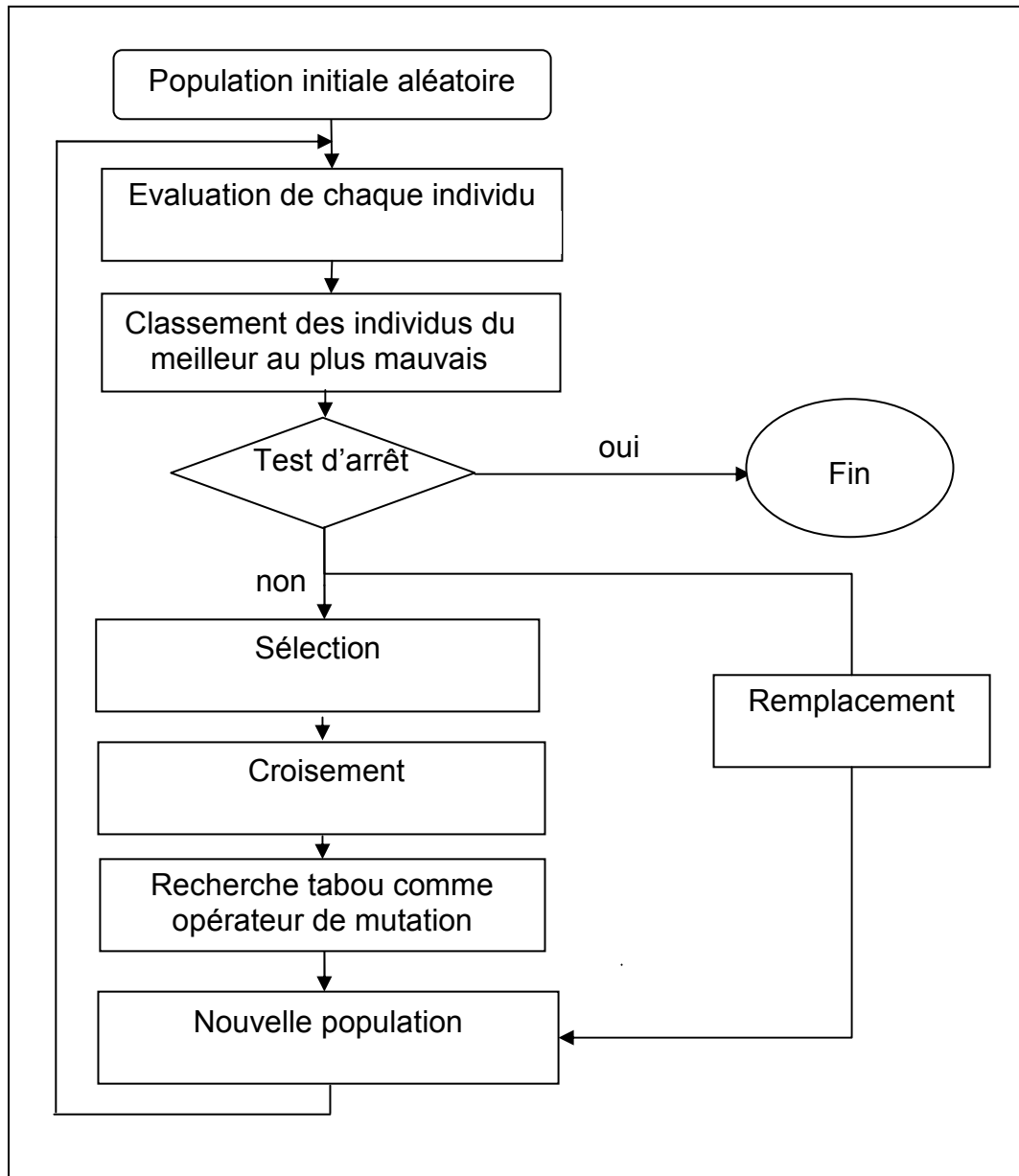


Figure 4.2 : Organigramme d'AGHRT2

- **AGHRT3**

La RT intervient comme opérateur de mutation. Cette structure hybride travaille avec une population de 10 individus. Le remplacement élitiste conserve le meilleur individu. L'organigramme de l'AGHRT3 est similaire à celui de l'AGHRT2 donné par la figure 4.2

- **AGHRT4**

L'AGHRT4 manipule une population de 10 individus qui vont subir une recherche locale après la phase d'évaluation. Les nouveaux individus issus de la

RT seront réévalués, sélectionnés et recombinaés. La RT joue également le rôle d'opérateur de mutation. Le remplacement élitiste est également associé. La figure 4.3 illustre l'organigramme de l'AGHRT4.

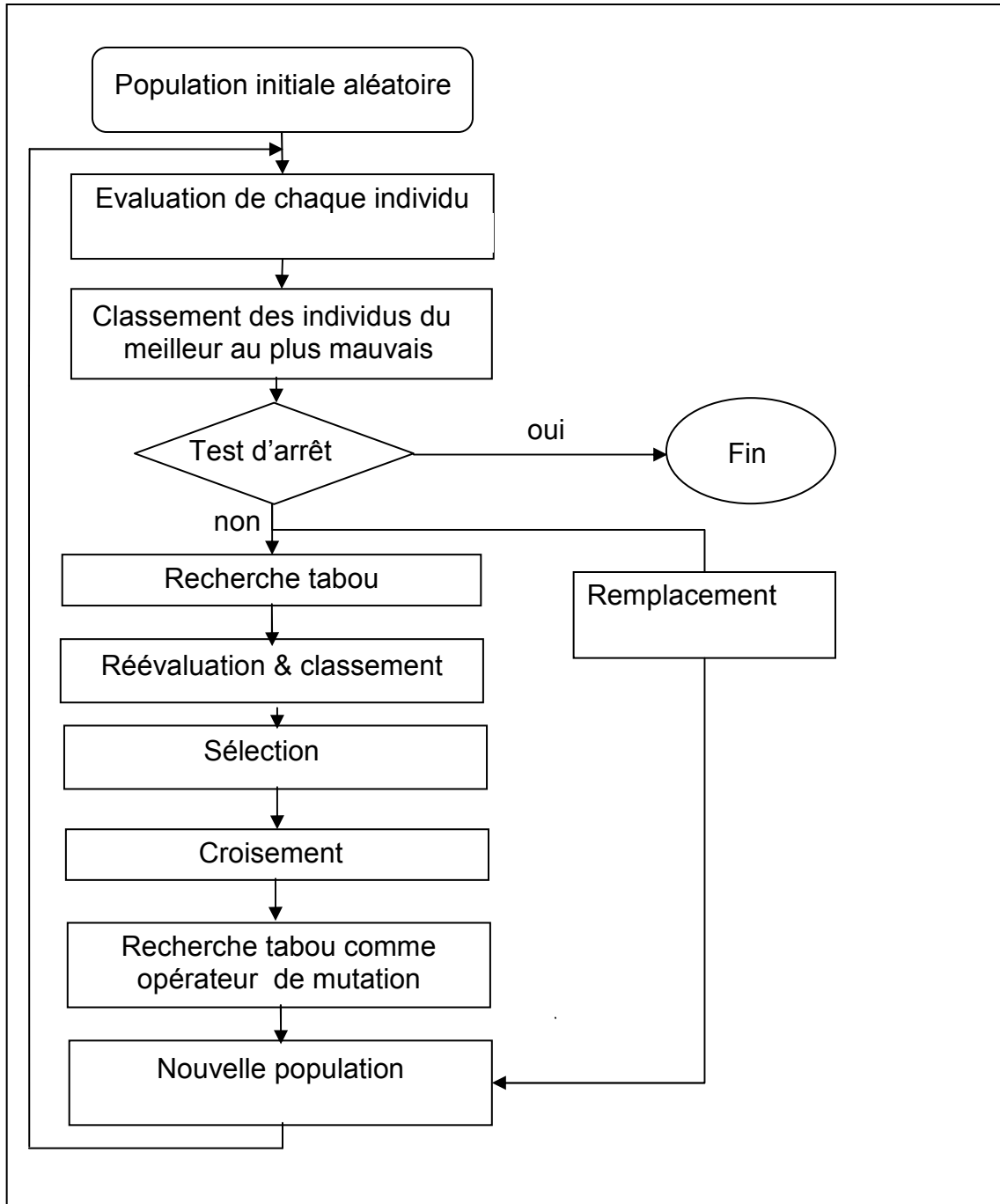


Figure 4.3 : Organigramme d'AGHRT4

4.2.2 AG hybride avec Hooke et Jeeves (AGH+HJ)

L'association de l'AGCR-L à la méthode de Hooke et Jeeves (HJ) donne l'AGH+HJ. Nous considérons trois structures hybrides suivant la localisation de l'intervention de HJ :

- HJ intervient après la phase d'évaluation dans l'AGCR-L
- HJ intervient après la phase d'évaluation et avant mutation dans l'AGCR-L
- HJ intervient comme opérateur de mutation dans l'AGCR-L

La table 4.2 donne les acronymes utilisés pour désigner les différentes structures d'AGH+HJ

Table 4.2 Acronymes des différentes configurations d'AGH+HJ

AGH+HJ	Localisation de l'intervention de la méthode de HJ	Elitisme	Taille de la population
AGHHJ1	Après évaluation	Conservation de 10% d'individus	200
AGHHJ2	Après évaluation et avant mutation	Conservation de 10% d'individus	200
AGHHJ3	Comme opérateur de mutation	Conservation de 10% d'individus	200
AGHHJ4	Comme opérateur de mutation	Conservation de 10% d'individus	40

- **AGHHJ1**

Dans un premier temps, l'AGCR-L intervient seul pendant K d'itérations. Dans un second temps, l'AGCR-L et HJ interviennent alternativement jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt. Tous les multiples de 10 itérations, quatre individus issus de l'AGCR-L subissent la méthode de HJ. Nous avons introduit des taux de mutation variables :

- La probabilité de mutation est fixée à 0.6 pour tous les multiples de 10 itérations
- Sinon elle est fixée à 0.06.

La figure 4.4 montre l'organigramme de l'AGHHJ1.

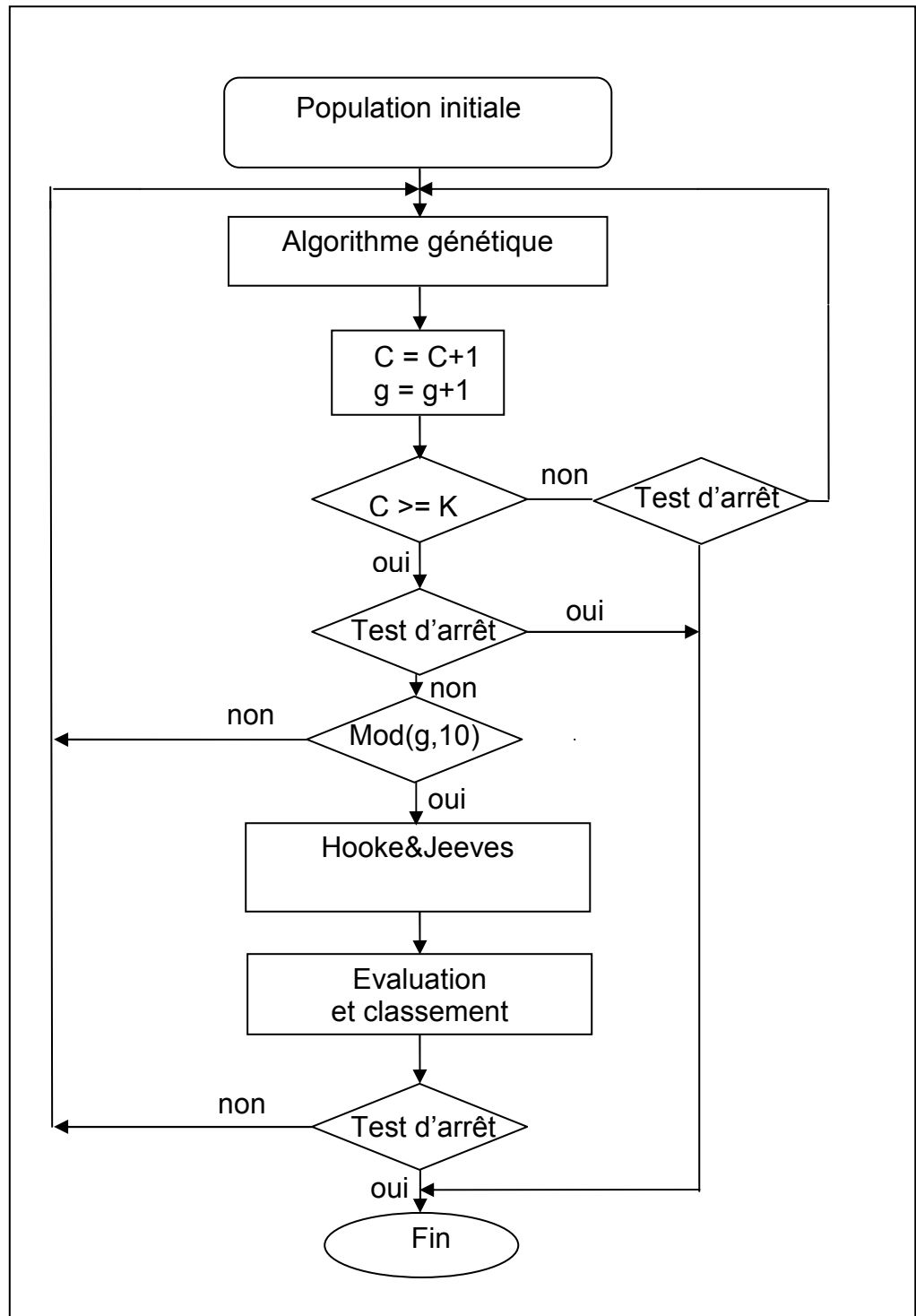


Figure 4.4 : Organigramme de l'AGHHJ1

- **AGHHJ2**

Dans un premier temps, l'AGCR-L intervient seul pendant K d'itérations. Dans un second temps, l'AGCR-L et HJ interviennent alternativement jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt. La méthode de HJ intervient après la phase d'évaluation et avant l'opérateur de mutation. Tous les multiples de 10 itérations, quatre individus issus de l'AG subissent la méthode de HJ. Nous avons introduit des taux de mutation variables : tous les multiples de 10 itérations, la probabilité de mutation est fixée à 0.6 sinon elle est égale à 0.06.

L'organigramme de l'AGHHJ2 est illustré par la figure 4.5

- **AGHHJ3**

L'AGCR-L utilise la méthode de HJ comme opérateur de mutation. Cette structure hybride travaille avec une population de 200 individus. Le remplacement élitiste conserve les 10% des meilleurs individus. L'organigramme de l'AGHHJ3 est similaire à celui de l'AGHRT2 donnée par la figure 4.2

- **AGHHJ4**

L'AGCR-L utilise la méthode de HJ comme opérateur de mutation. Cette structure hybride travaille avec une population de 40 individus. Le remplacement maintient les 10% des meilleurs individus après la phase d'évaluation pour les injectés dans la nouvelle population. L'organigramme de l'AGHHJ4 est similaire à celui de l'AGHRT2 donnée par la figure 4.2

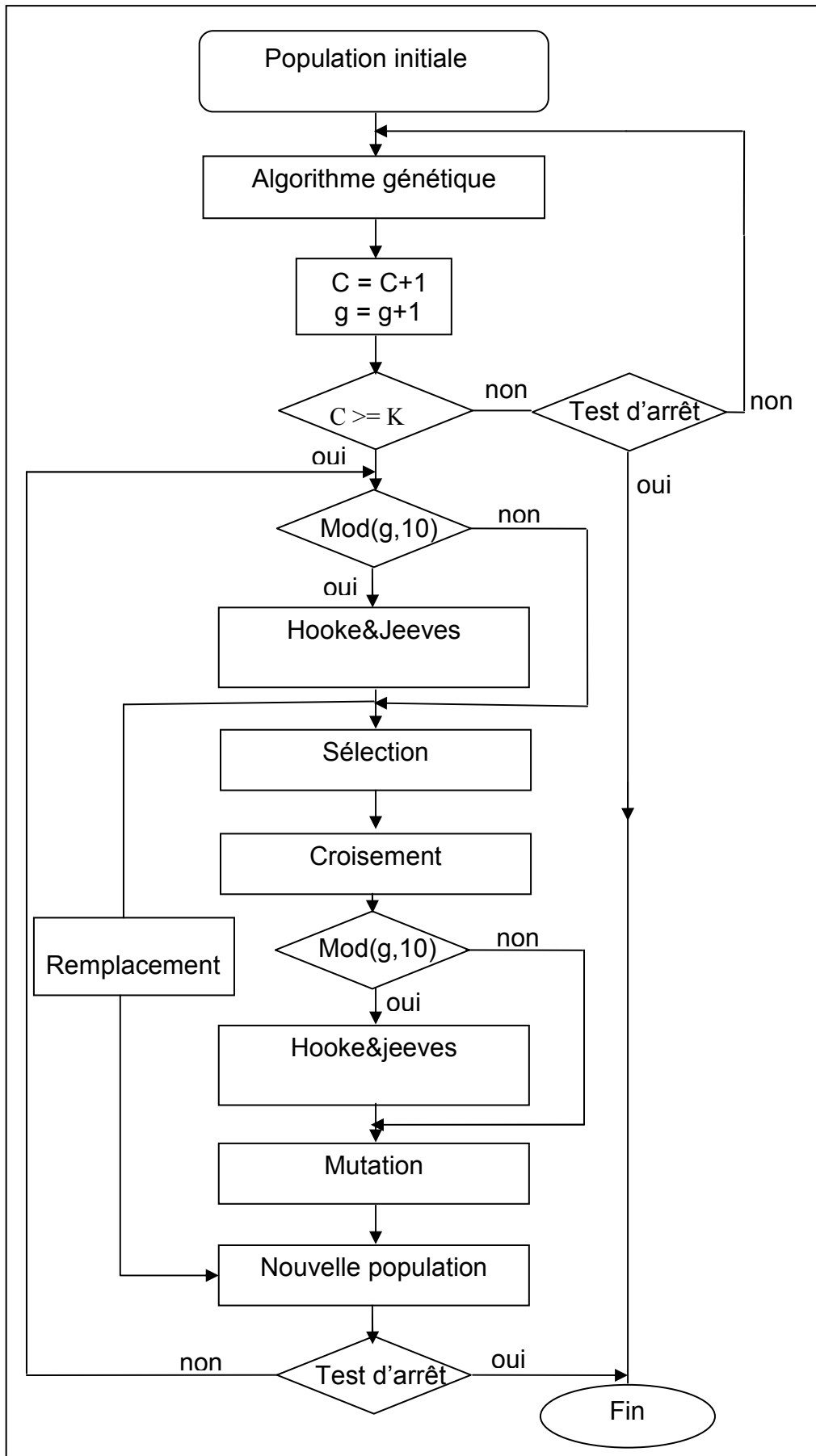


Figure 4.5 : Organigramme de l'AGHHJ2

4.4 Résultats

Les données simulées permettent de vérifier les programmes que nous avons développés ainsi que les différents résultats obtenus. Les données expérimentales relevées sur trois machines différentes confirment les résultats obtenus.

4.4.1 Données simulées

Nous nous proposons d'identifier les paramètres d'une machine asynchrone à l'aide de la méthode du modèle de référence.

Pour une bonne validation, il faut connaître parfaitement les paramètres d'une machine à identifier. L'efficacité des AGs hybrides implémentés est testée à l'aide des paramètres connus d'une machine alimentée avec une tension sinusoïdale. Les essais simulés sont obtenus par résolution numérique du système non linéaire (1.17) par la méthode de Runge-Kutta en utilisant les paramètres connus de la machine. Ces données sont illustrées par la figure 4.6 qui représente le courant de démarrage et la tension simple correspondante

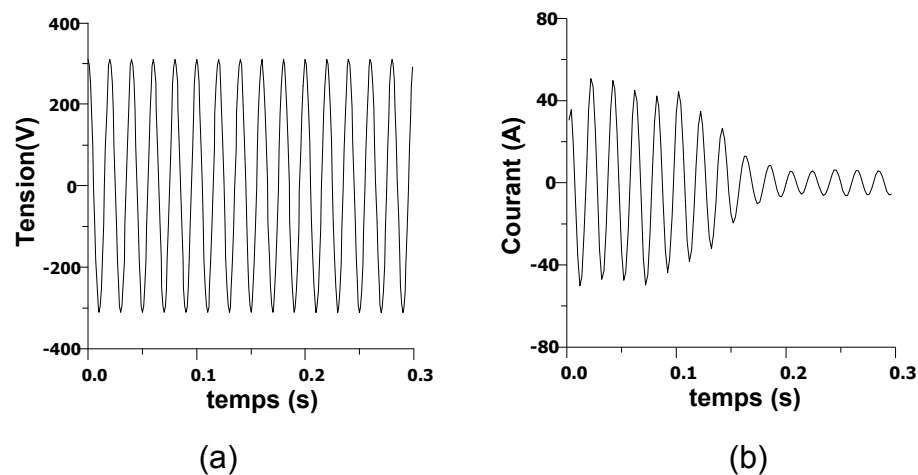


Figure. 4.6 : (a) Tension sinusoïdale (b) Courant statorique calculé

4.4.1.1 AGH+RT

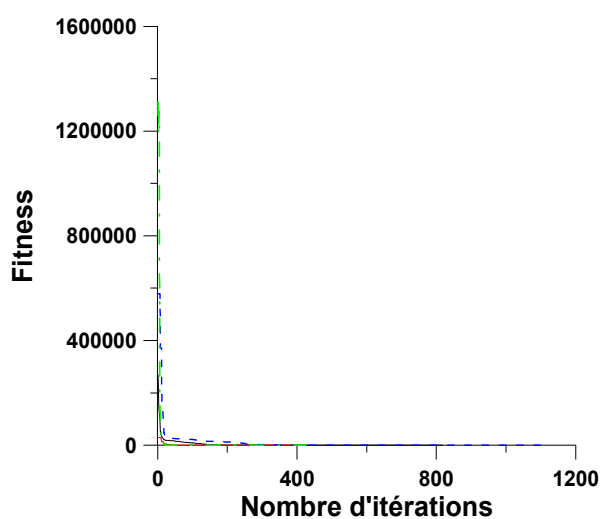
Nous présentons les essais simulés, pour les implémentations des différents AGH+RT. Les essais simulés montrent la convergence vers le même vecteur paramètres. Nous récapitulons les résultats de simulation dans la table

4.3. La figure 4.7 montre l'évolution des paramètres en fonction du nombre d'itérations des différents AGH+RT.

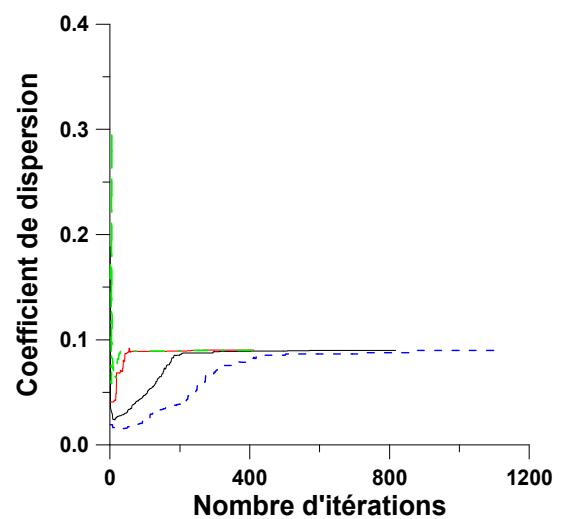
Table 4.3. Les paramètres estimés issus des différents AGH+ RT

Paramètres électriques et mécaniques	Paramètres Connus de la machine	AGHRT1	AGHRT2	AGHRT3	AGHRT4
σ	0.09	0.0898	0.090	0.0897	0.0897
Tr (ms)	123	123.31	123	123.4	123.44
Ls (mH)	159	159.3	159	159.5	159.47
Ts (ms)	54	54.12	54	54.18	54.17
J (Kg.m ²)	0.038	0.038	0.038	0.038	0.038
B (Nm.s/Rd)	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
Nombre d'itérations		818	411	1112	425
Temps de calcul (s)		1724.90	2757.36	5731.96	4361.36

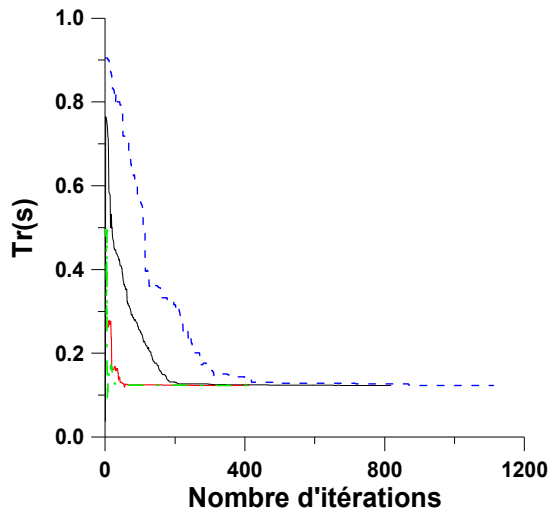
La table 4.3 montre la convergence des différents AGH+RT développés. L'évolution des paramètres donnée par la figure 4.7 montre la convergence des différents AGH+RT utilisés et l'unicité de la solution.



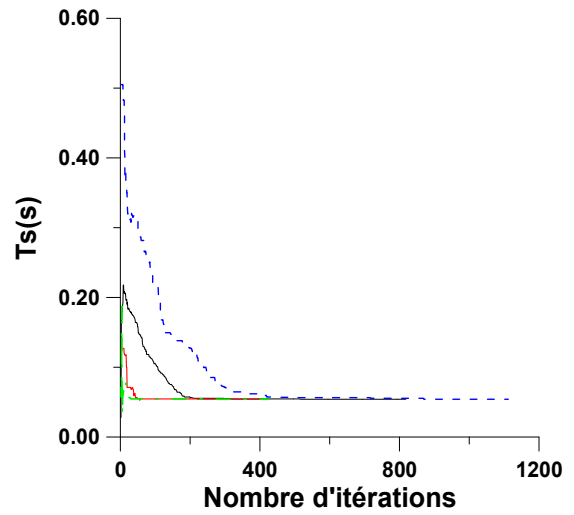
(a) Fonction fitness



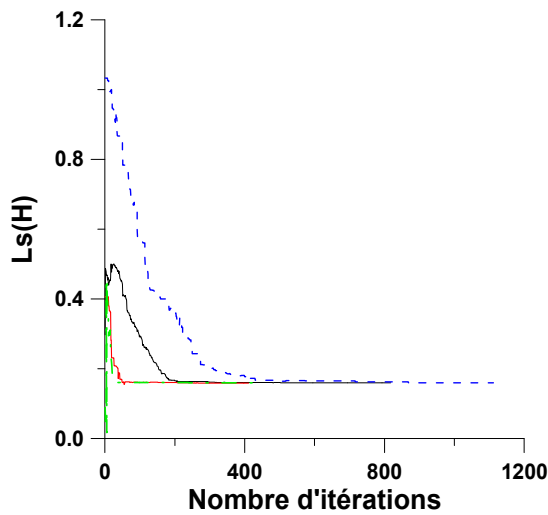
(b) Coefficient de dispersion



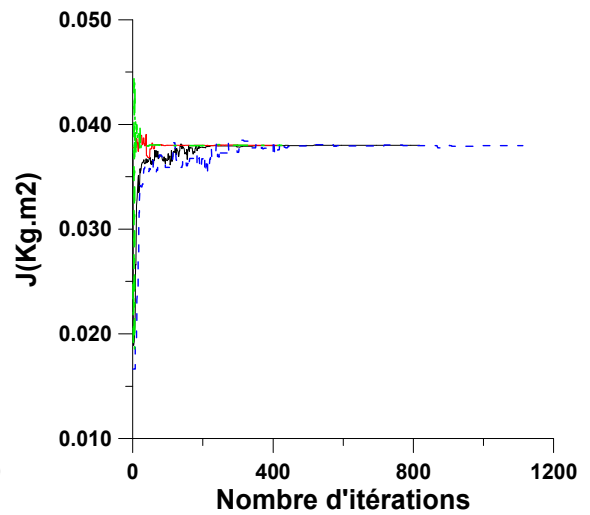
(c) Constante de temps rotorique



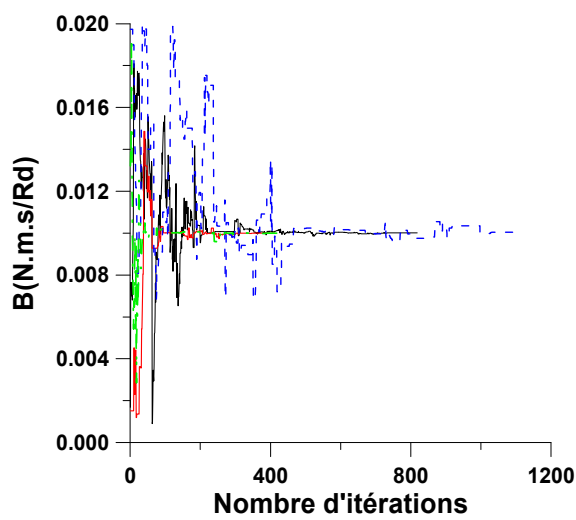
(d) Constante de temps statorique



(e) Inductance statorique



(f) Inertie



(g) Coefficient de frottement

Figure 4.7 : Evolution des Paramètres

AGHRT1 — AGHRT2 — AGHRT3 - - - AGHRT4 - . - .

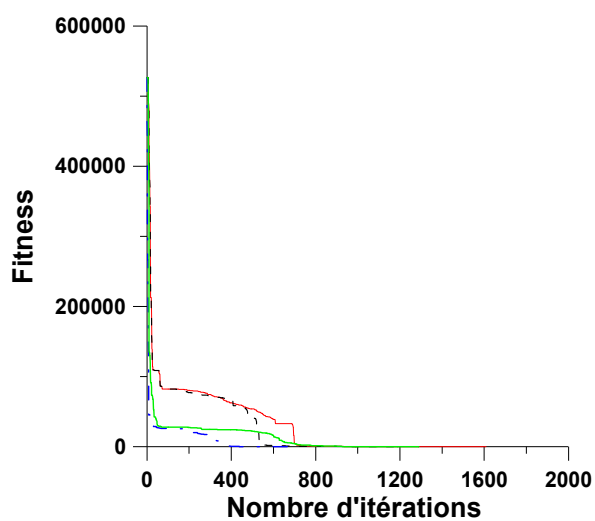
4.4.1.2 AGH + HJ

Nous récapitulons les résultats de simulation de l'AGH+HJ dans la table 4.4 suivante :

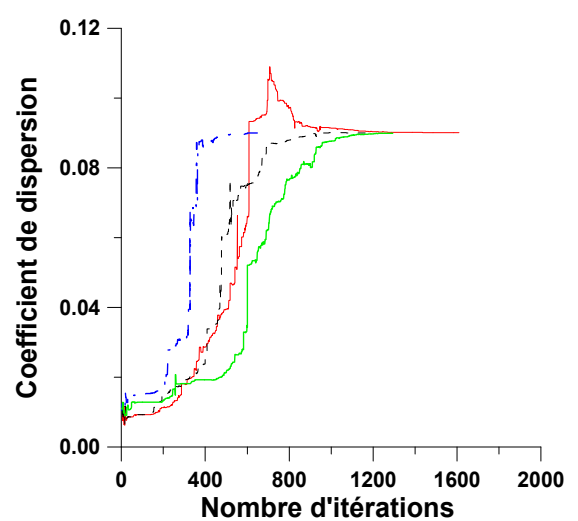
Table 4.4 Les paramètres estimés issus d'AGH+ HJ

Paramètres électriques et mécaniques	Paramètres Connus de la machine	AGHHJ1	AGHHJ2	AGHHJ3	AGHHJ4
σ	0.09	0.09	0.0899	0.0899	0.089
Tr (ms)	123	122.97	123	123	123.15
Ls (mH)	159	158.97	159	159	159.15
Ts (ms)	54	53.99	54	54	54
J (Kg.m ²)	0.038	0.038	0.038	0.038	0.038
B (Nm.s/Rd)	0.01	0.01	0.01	0.0099	0.0099
Nombre d'itérations		1609	1171	692	1289
Temps de calcul(s)		4607.031	5378.05	6826.89	5892.04

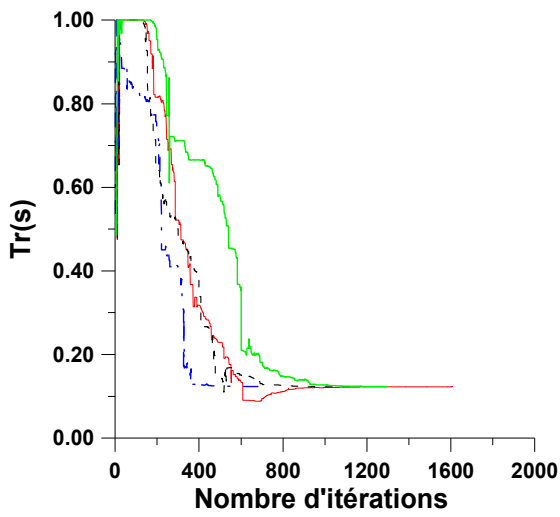
L'évolution de chacun des paramètres est illustrée par la figure 4.8



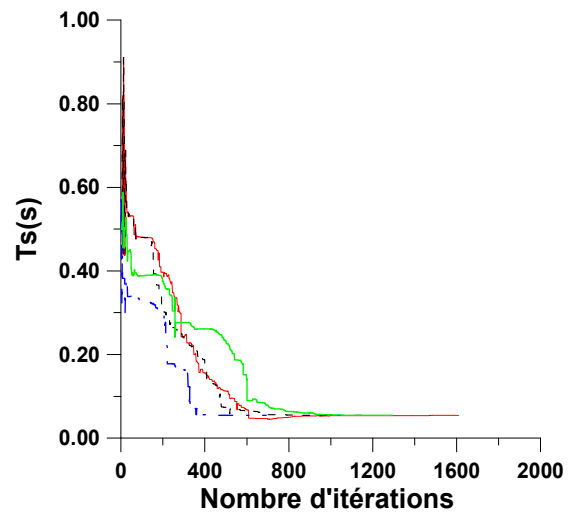
(a) Fonction fitness



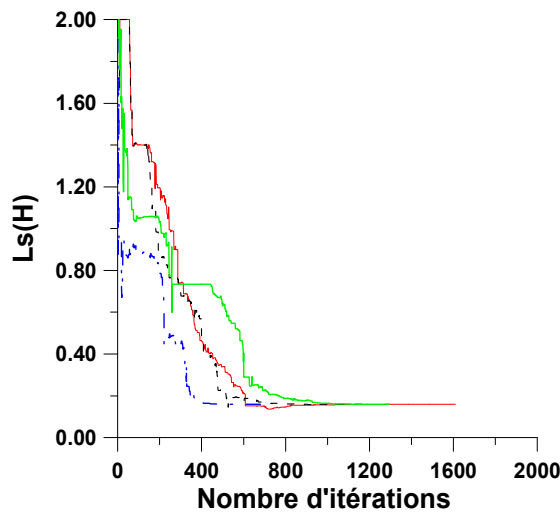
(b) Coefficient de dispersion



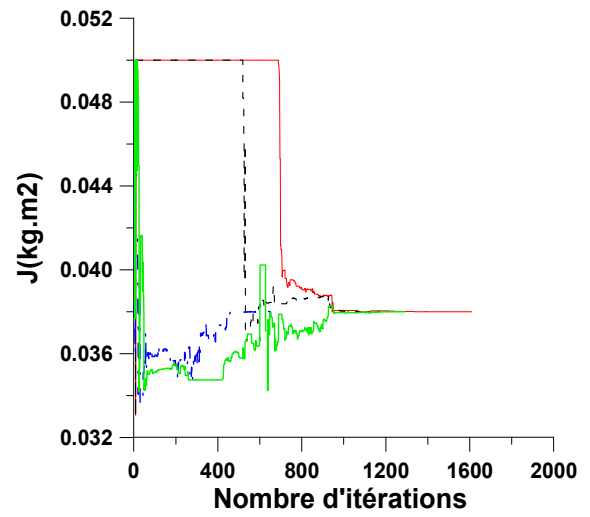
(c) Constante de temps rotorique



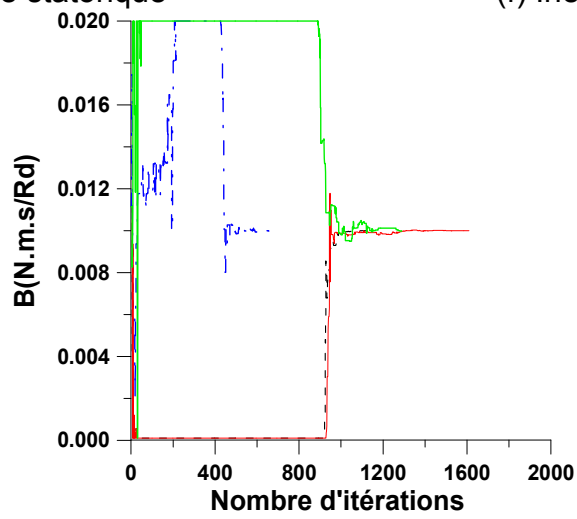
(d) Constante de temps statorique



(e) Inductance statorique



(f) Inertie



(g) Coefficient de frottement

Figure 4.8 : Evolution des Paramètres

AGHHJ1 ——— AGHHJ2 - - - - - AGHHJ3 - · - · - AGHHJ4 ———

4.4.2 Données expérimentales

Les essais effectués sont les mêmes que ceux utilisés dans le chapitre 3.

Moteur M1: 4 pôles, 220/380V, 1.5kw

Moteur M2: 4 pôles, 220/380V, 0.4kw

Moteur M3: 2 pôles, 220/380V, 3kw

Les courbes 4.9. à 4.11 représentent le courant de démarrage et la tension simple correspondante pour chaque moteur.

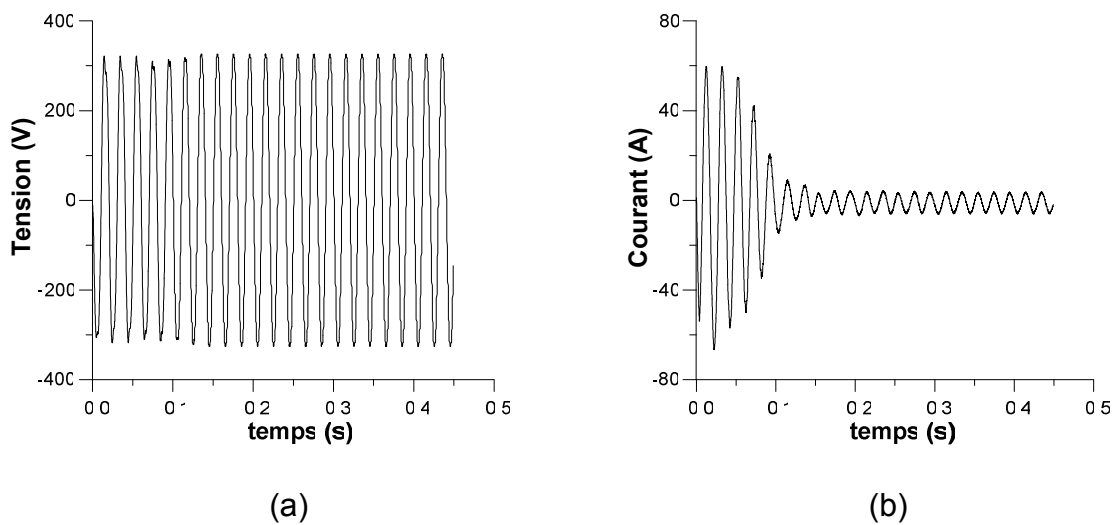


Figure.4.9 : Motor M1 (a) tension mesurée (b) courant mesuré

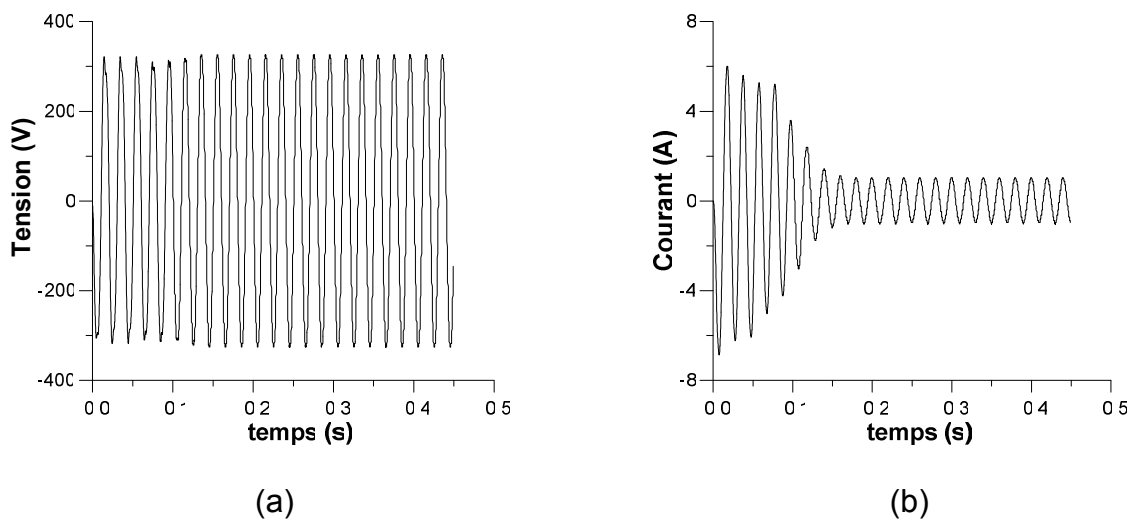


Figure. 4.10 : Motor M2 (a) tension mesuré (b) courant mesuré

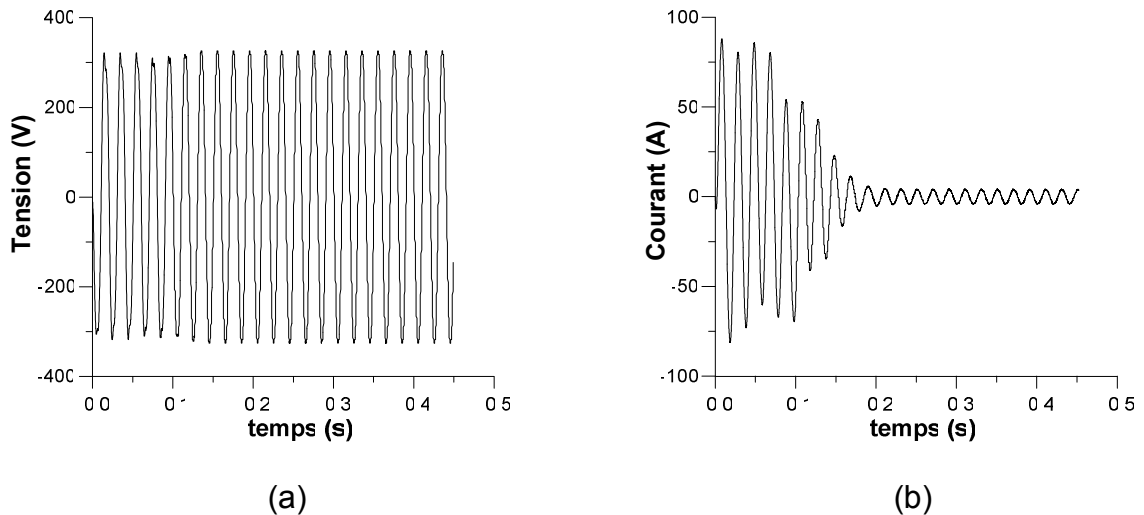


Figure. 4.11 : Motor M3 (a) tension mesuré (b) courant mesuré

4.4.2.1 AGH+RT

Nous présentons les résultats des essais expérimentaux pour l'identification paramétrique des différentes machines

Table 4.5. Identification des paramètres de la machine M1 par AGH+RT

	AGHRT1	AGHRT2	AGHRT3	AGHRT4
σ	0.0689	0.0690	0.0696	0.0692
Tr (ms)	135.6	135.4	134	135.1
Ls (mH)	190.3	190	188.2	189.6
Ts (ms)	87.5	87.4	86.6	87.2
J (Kg.m ²)	0.0353	0.0353	0.0353	0.0353
B(N.m.s/Rd)	0.0099	0.0099	0.0098	0.0099
Nombre d'itérations	535	768	528	470
Temps de calcul (s)	24749.96	96625.01	3045.29	91018.87

Table 4.6 Identification des paramètres de la machine M2 par AGH+RT

	AGHRT1	AGHRT2	AGHRT3	AGHRT4
σ	0.1087	0.1087	0.1083	0.109
Tr (ms)	75	75	76.3	75
Ls (mH)	1013.1	1013.1	1017.8	1011.5
Ts (ms)	36.28	36.28	36.24	36.13
J (Kg.m ²)	0.0041	0.0041	0.0041	0.0041
B(N.m.s/Rd)	0.0031	0.0031	0.0032	0.0031
Nombre d'itérations	266	248	417	145
Temps de calcul (s)	5780.80	15290.21	1228.89	13428.07

Table 4.7 Identification des paramètres de la machine M3 par AGH+RT

	AGHRT1	AGHRT2	AGHRT3	AGHRT4
σ	0.0338	0.0339	0.0338	0.0336
Tr (ms)	199.5	198.4	199.1	200.4
Ls (mH)	251.5	250.1	251	252.5
Ts (ms)	146.8	146	146.4	147.3
J (Kg.m ²)	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223
B(N.m.s/Rd)	0.0026	0.0026	0.0026	0.0026
Nombre d'itérations	914	470	1014	767
Temps de calcul (s)	50581.46	68338.56	7729.48	181495.85

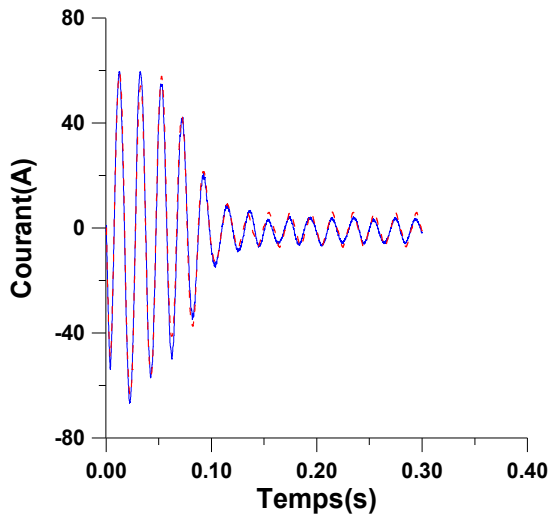
Table 4.8 Identification des paramètres des trois moteurs par la RT

	Moteur M1	Moteur M2	Moteur M3
σ	0.0689	0.109	0.0338
Tr (ms)	135.6	75	199.5
Ls (mH)	190.3	1011.5	251.5
Ts (ms)	87.5	36.13	146.8
J (Kg.m ²)	0.0353	0.0041	0.0223
B(N.m.s/Rd)	0.0099	0.0031	0.0026
Nombre d'itérations	568	245	914
Temps de calcul (s)	24876.9642	3428.0781	49981.4678

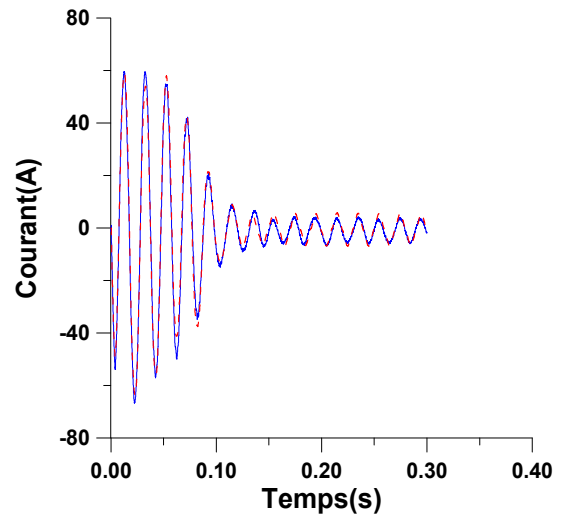
Les tables 4.5, à 4.8 montrent que la structure AGHRT3 est plus rapide en termes de temps de calcul par rapport à la RT appliquée seule et les autres structures hybrides.

La validation de la méthode d'identification est réalisée par la superposition du courant calculé et celui mesuré. Les figures (4.12, 4.14), (4.16, 4.18) et (4.20, 4.22) montrent la superposition respectivement pour les moteurs M1, M2 et M3

Les erreurs entre les courants mesurés et ceux calculés à l'aide des paramètres estimés, sont également données par les figures (4.13, 4.15), (4.17, 4.19) et (4.21, 4.23) respectivement pour les moteurs M1, M2 et M3.

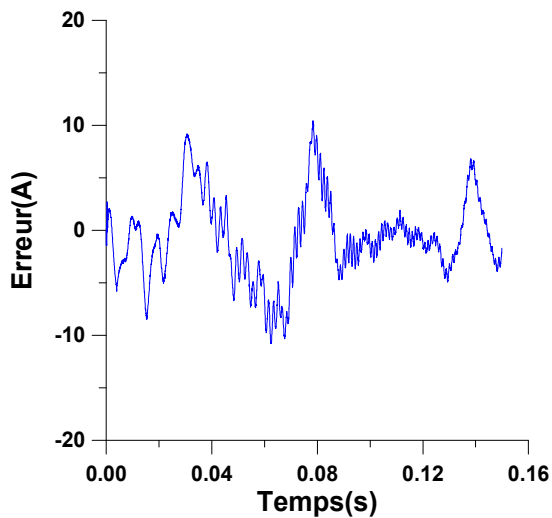


(a) AGHRT1

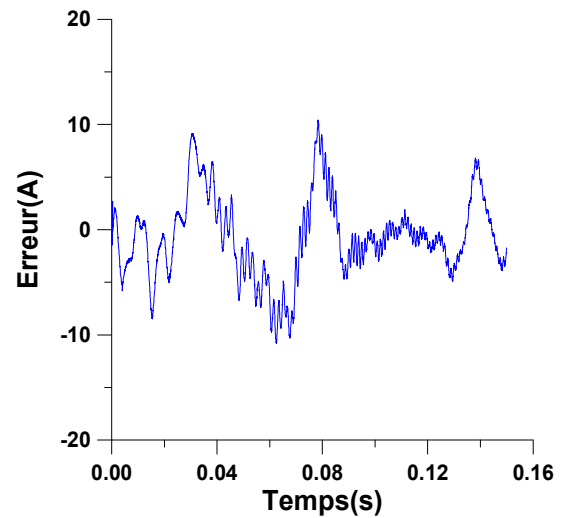


(b) AGHRT2

Figure 4.12 : Superposition du courant mesuré $---$ et calculé $---$ à l'aide des paramètres estimés par AGHRT1 et AGHRT2 du moteur M1

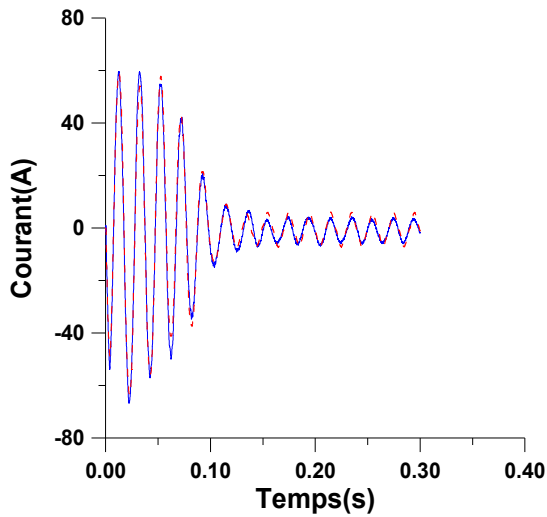


(a) AGHRT1

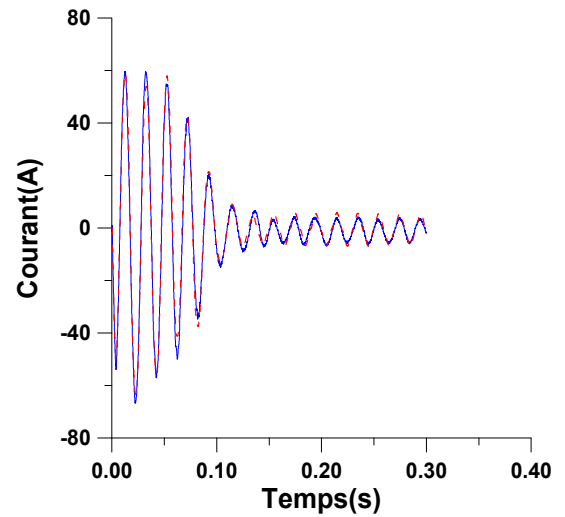


(b) AGHRT2

Figure 4.13 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés par AGHRT1 et AGHRT2 du moteur M1

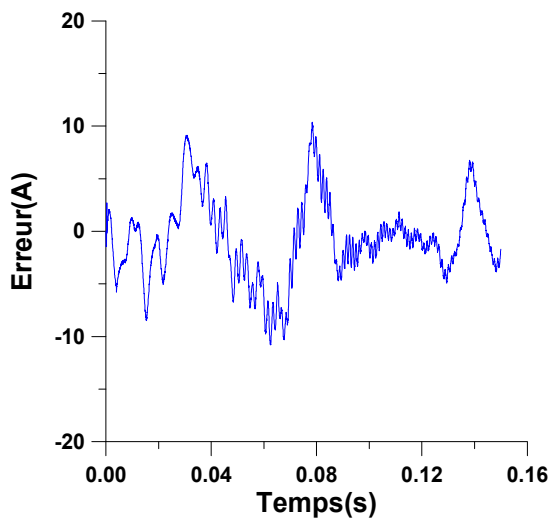


(a) AGHRT3

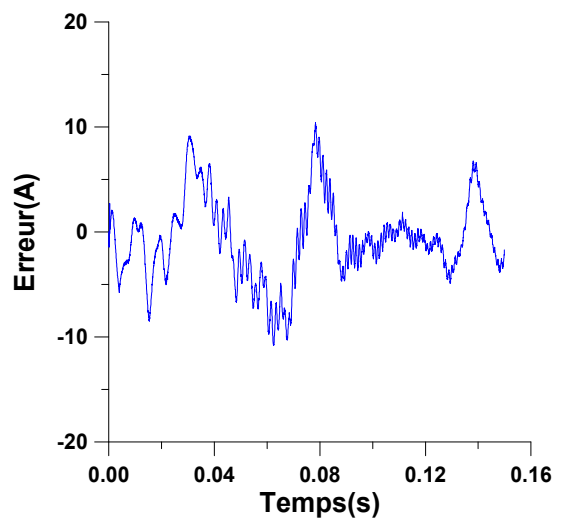


(b) AGHRT4

Figure 4.14 : Superposition du courant mesuré $---$ et calculé $---$ à l'aide des paramètres estimés par AGHRT3 et AGHRT4 du moteur M1

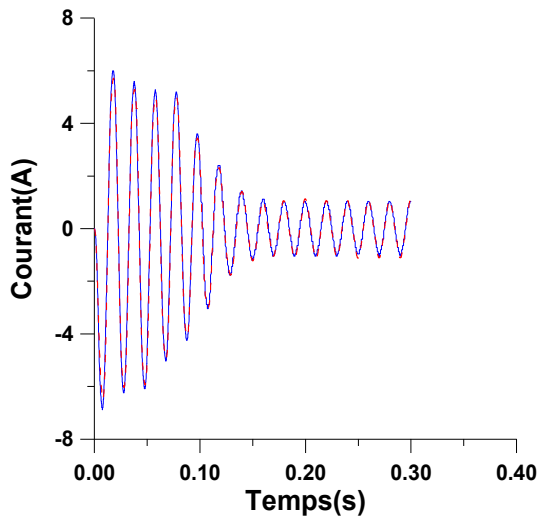


(a) AGHRT3

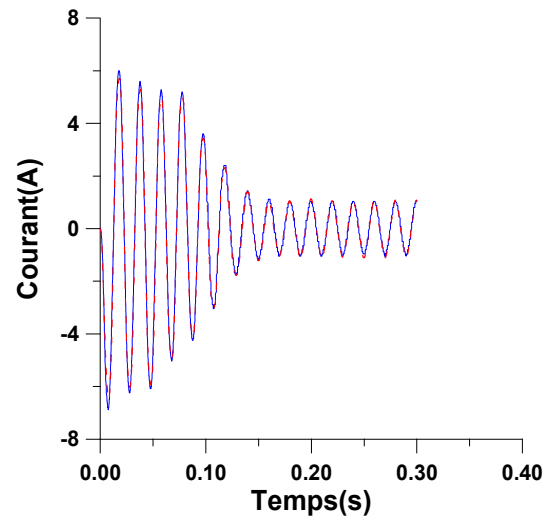


(b) AGHRT4

Figure 4.15 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés par AGHRT3 et AGHRT4 du moteur M1

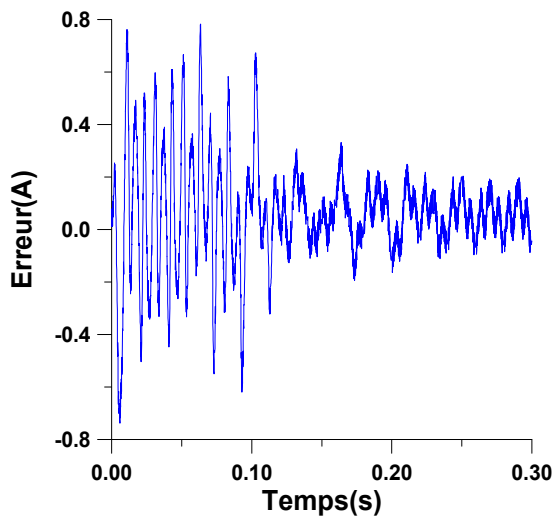


(a) AGHRT1

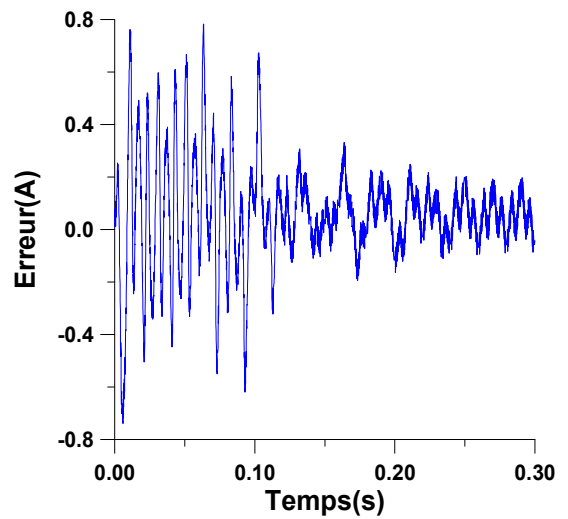


(b) AGHRT2

Figure 4.16 : Superposition du courant mesuré $-\cdot-\cdot-$ et calculé $—$ par les paramètres estimés du moteur M2

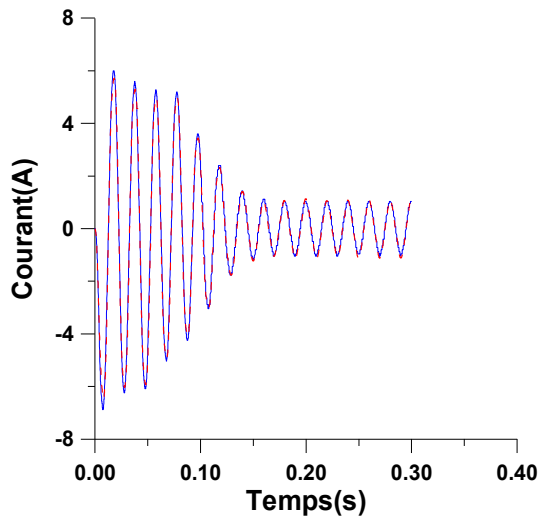


(a) AGHRT1

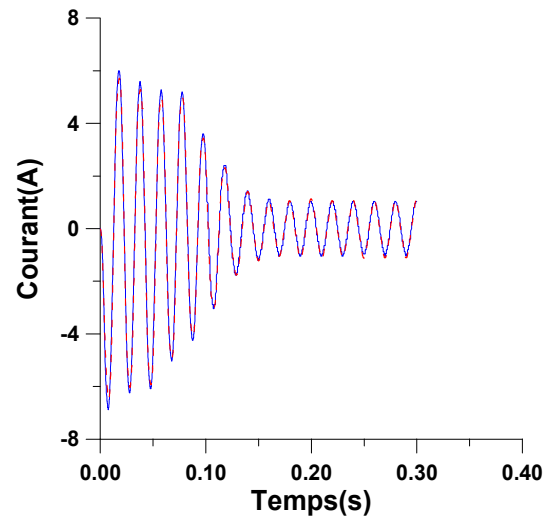


(b) AGHRT2

Figure 4.17: Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés par AGHRT1 et AGHRT2 du moteur M2

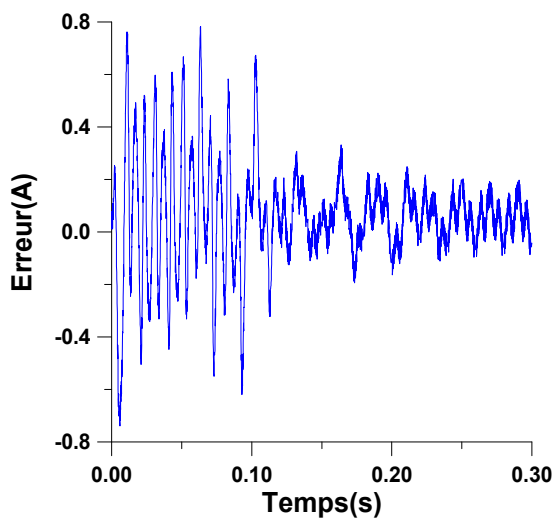


(c) AGHRT3

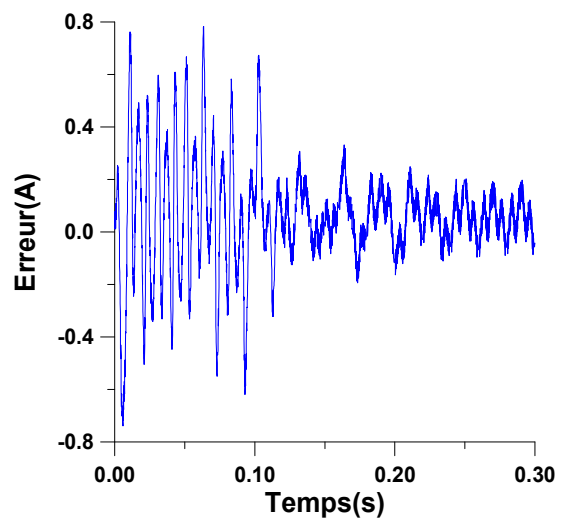


(d) AGHRT4

Figure 4.18 : Superposition du courant mesuré $-\cdot-\cdot-$ et calculé $—$ par les paramètres estimés du moteur M2

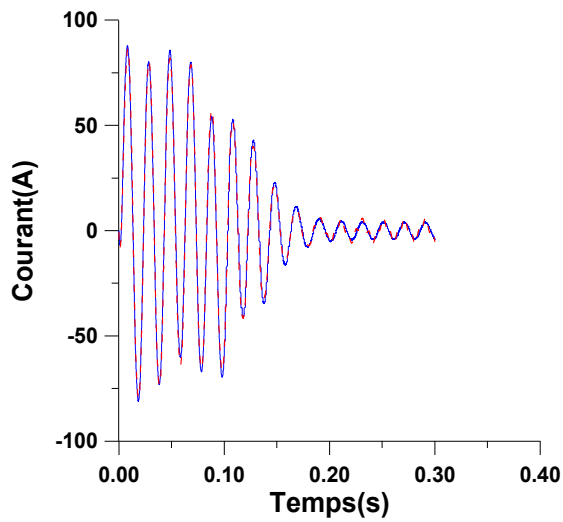


(c) AGHRT3

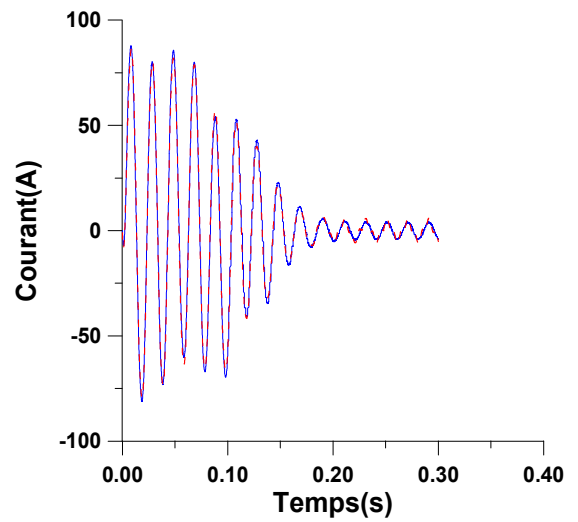


(d) AGHRT4

Figure 4.19: Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés par AGHRT3 et AGHRT4 du moteur M2

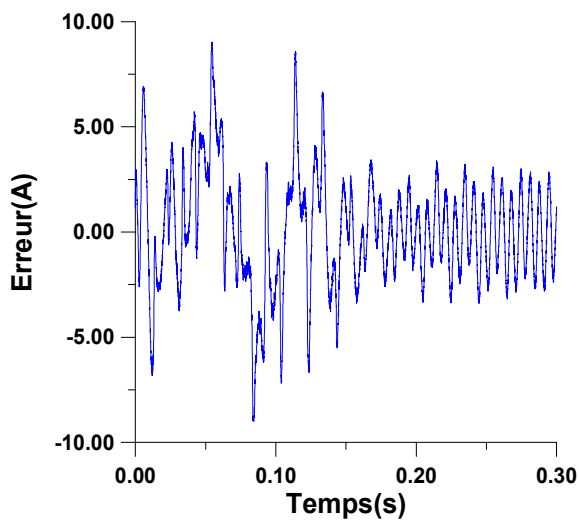


(a) AGHRT1

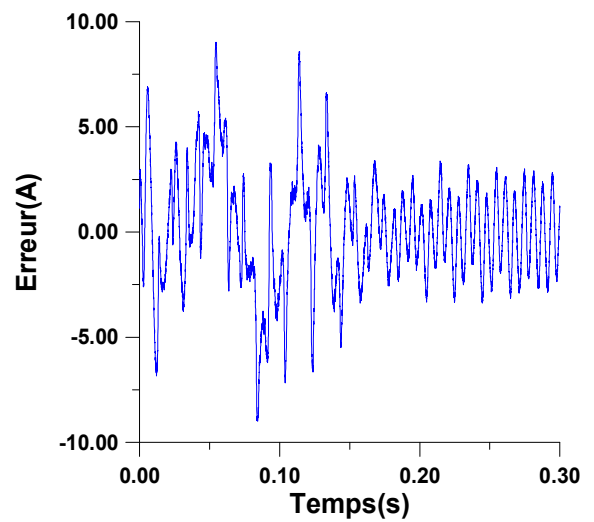


(b) AGHRT2

Figure 4.20 : Superposition du courant mesuré ----- et calculé ———— par les paramètres estimés du moteur M3



(a) AGHRT1



(b) AGHRT2

Figure 4.21 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés par AGHRT1 et AGHRT2 du moteur M3

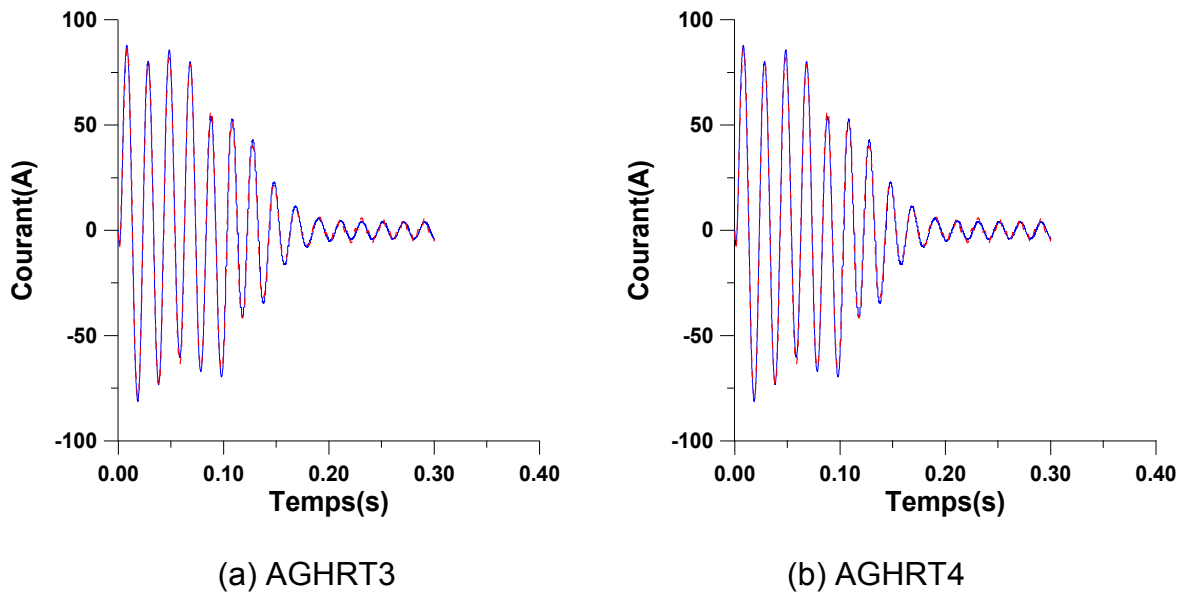


Figure 4.22 : Superposition du courant mesuré--- et calculé— par les paramètres estimés du moteur M3

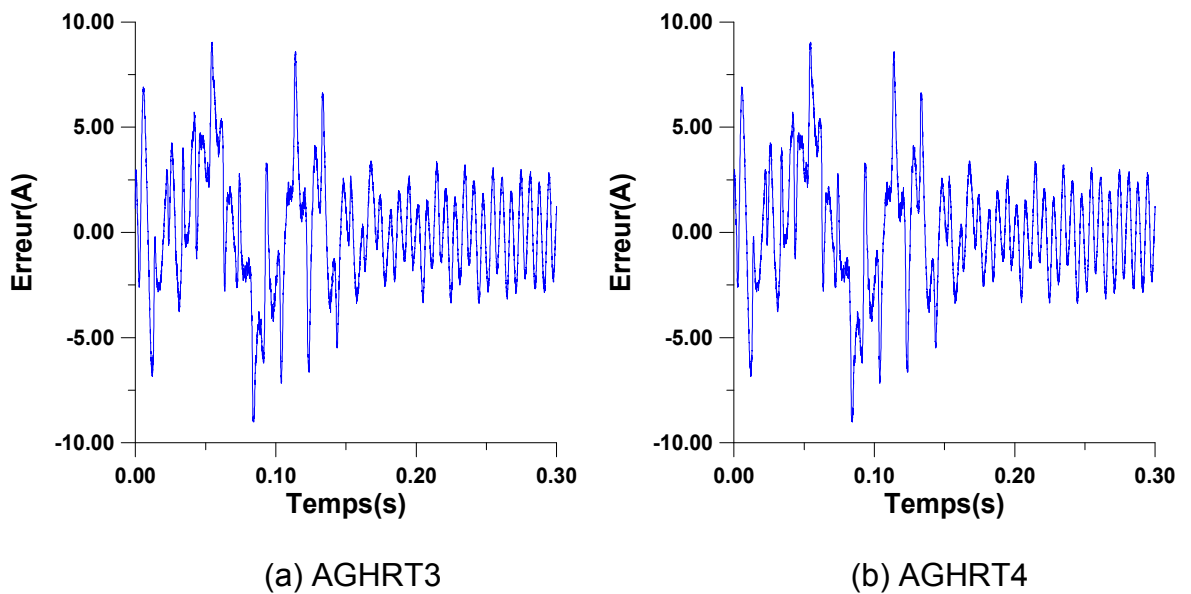
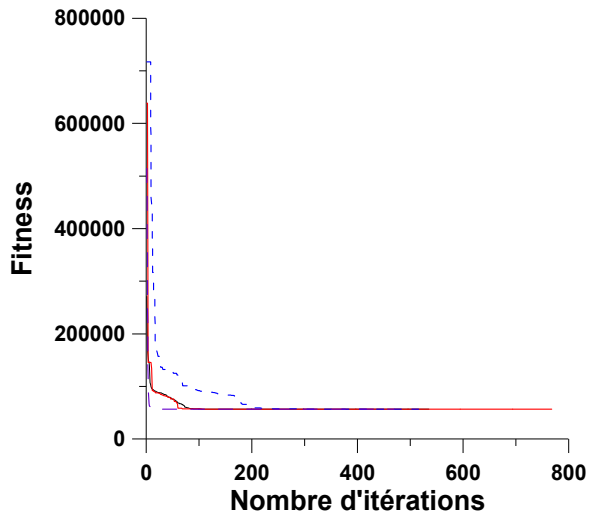
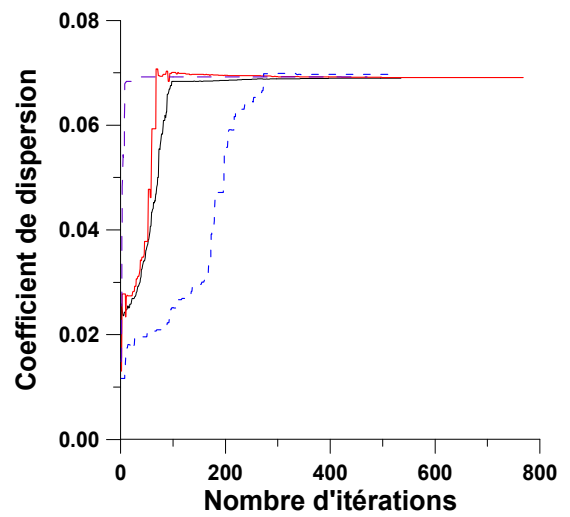


Figure 4.23 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés par AGHRT3 et AGHRT4 du moteur M3

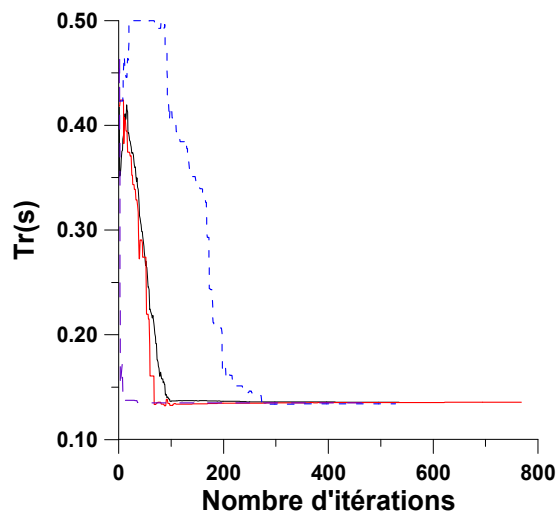
Les évolutions des paramètres identifiés sont illustrées par les figures 4.24 et en appendice D (D1, D2) respectivement aux moteurs M1, M2 et M3



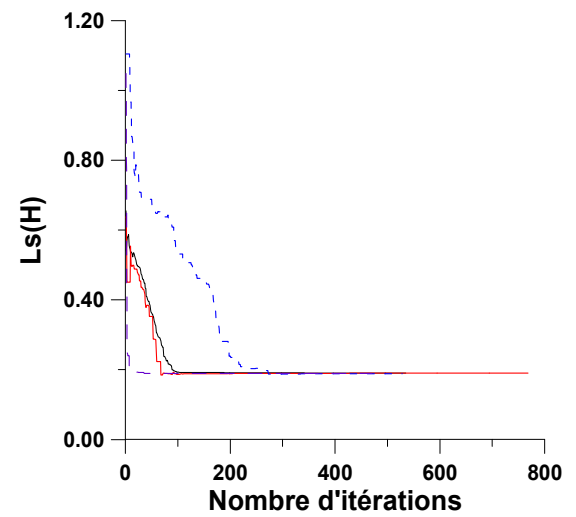
(a) Fonction fitness



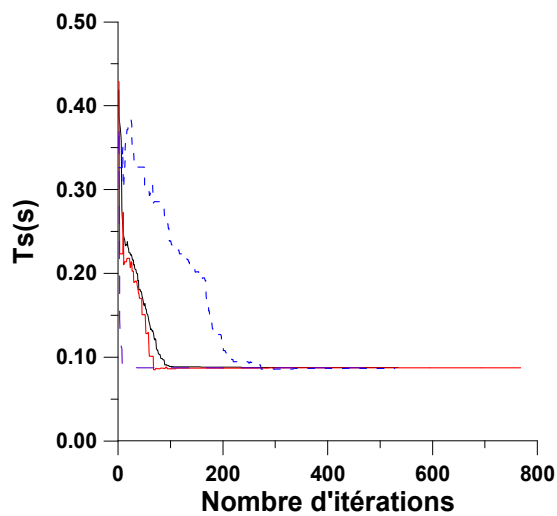
(b) Coefficient de dispersion



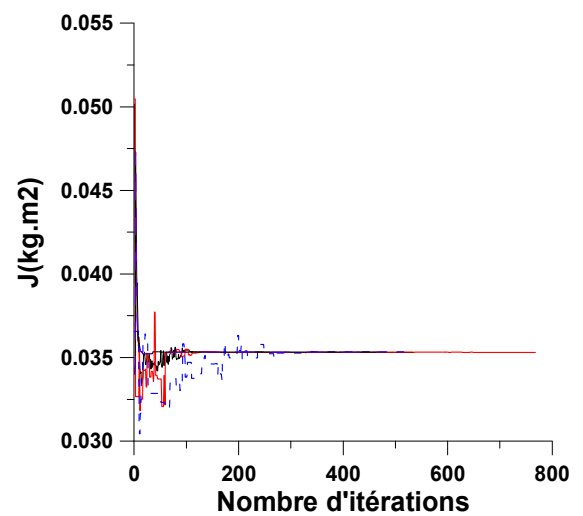
(c) Constante de temps rotorique



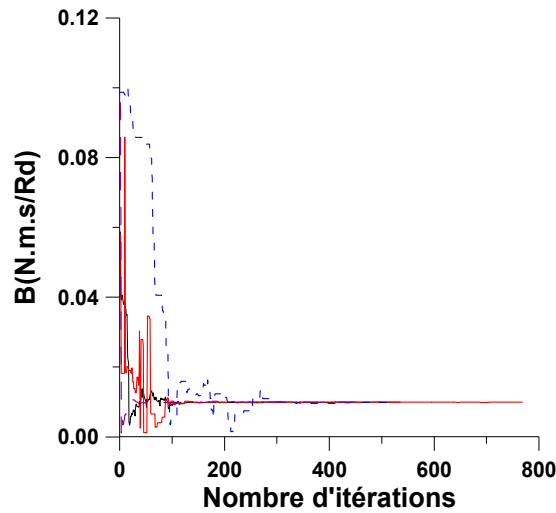
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie



(g) Coefficient de frottement

Figure 4.24 : Evolution des paramètres de la machine M1

AGHRT1—— AGHRT2—— AGHRT3---- AGHRT4----

4.2. AG hybride avec Hooke et Jeeves (AGH+HJ)

Les résultats des essais expérimentaux de l'identification paramétrique des machines asynchrones par les différents AGH+HJ et HJ seule sont présentés par les tables 4.9 à 4.12

Table 4.9. Identification des paramètres de la machine M1

	AGHHJ1	AGHHJ2	AGHHJ3	AGHHJ4
σ	0.0689	0.0689	0.069	0.069
Tr (ms)	135.7	135.7	135.4	135.4
Ts (mH)	87.5	87.5	87.3	87.3
Ls (ms)	190.3	190.3	190	190
J (Kg.m ²)	0.0353	0.0353	0.0353	0.0353
B(N.m.s/Rd)	0.01	0.0099	0.0099	0.0098
Nombre d'itérations	965	961	221	382
Temps de calcul (s)	75901.46	73570.35	124565.98	44497.66

Table 4.10 Identification des paramètres de la machine M2

	AGHHJ1	AGHHJ2	AGHHJ3	AGHHJ4
σ	0.1069	0.1088	0.1086	0.1088
Tr (ms)	76.4	74.88	74.96	74.8
Ts (mH)	36.9	36.26	36.28	36.25
Ls (ms)	1013.1	1012.5	1013.2	1012
J (Kg.m ²)	0.0041	0.0041	0.0041	0.0041
B(N.m.s/Rd)	0.0031	0.0031	0.0031	0.0031
Nombre d'itérations	912	321	132	183
Temps de calcul (s)	14591.05	12643.85	33517.71	7784.51

Table 4.11 Identification des paramètres de la machine M3

	AGHHJ1	AGHHJ2	AGHHJ3	AGHHJ4
σ	0.0336	0.0336	0.0339	0.034
Tr (ms)	199.58	199.72	198.7	198.10
Ts (mH)	145.83	145.8	146.2	145.7
Ls (ms)	251.67	251.36	250.49	249.76
J (Kg.m ²)	0.022	0.022	0.022	0.022
B(N.m.s/Rd)	0.0026	0.0026	0.0026	0.0026
Nombre d'itérations	522	411	221	397
Temps de calcul (s)	80291.45	78764.23	128127.41	48280.26

Table 4.12 Identification des paramètres des trois moteurs par HJ

	Moteur M1	Moteur M2	Moteur M3
σ	0.069	0.112	0.034
Tr (ms)	135.3	72.5	197.4
Ls (mH)	87.3	35.3	145.3
Ts (ms)	189.8	1011.78	249
J (Kg.m ²)	0.0353	0.0041	0.022
B(N.m.s/Rd)	0.0099	0.0031	0.026
Nombre d'itérations	384	454	1507
Temps de calcul (s)	28721.44	29112.78	86164.32

La validation de la méthode d'identification est réalisée par la superposition du courant calculé et celui mesuré. Les figures 4.25, 4.27 et 4.29 montrent la superposition respectivement pour les moteurs M1, M2 et M3

Les erreurs entre les courants mesurés et ceux calculés à l'aide des paramètres estimés, sont également données par les figures (4.26, 4.28 et 4.30) respectivement pour les moteurs M1, M2 et M3.

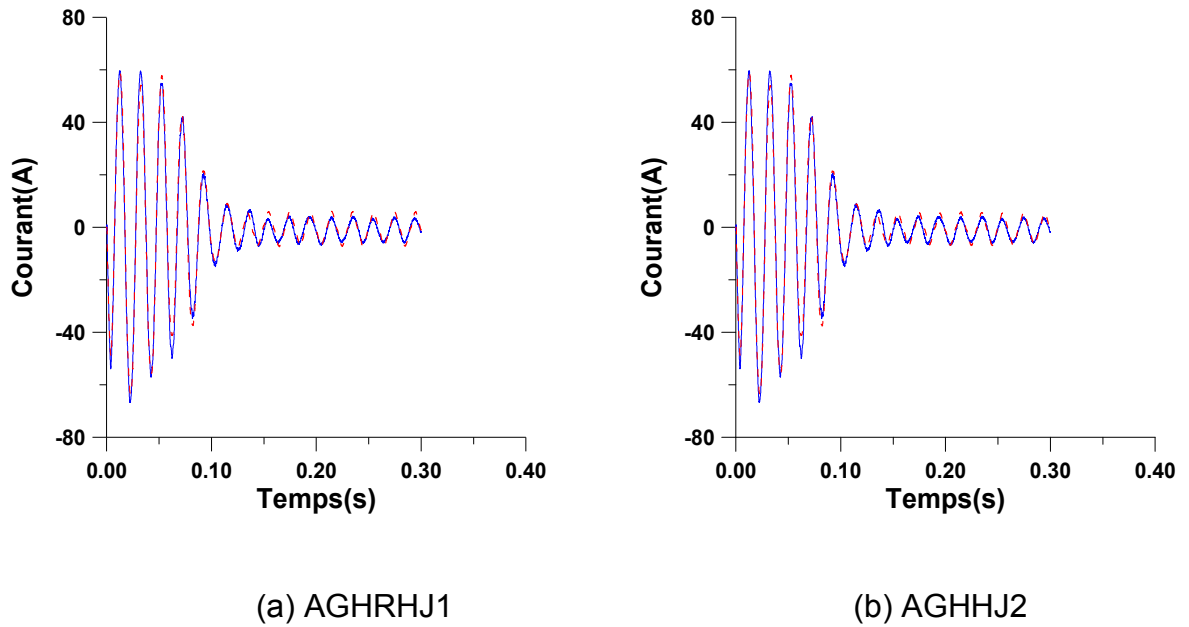


Figure 4.25 : Superposition du courant mesuré - - - et calculé — à l'aide des paramètres estimés du moteur M1

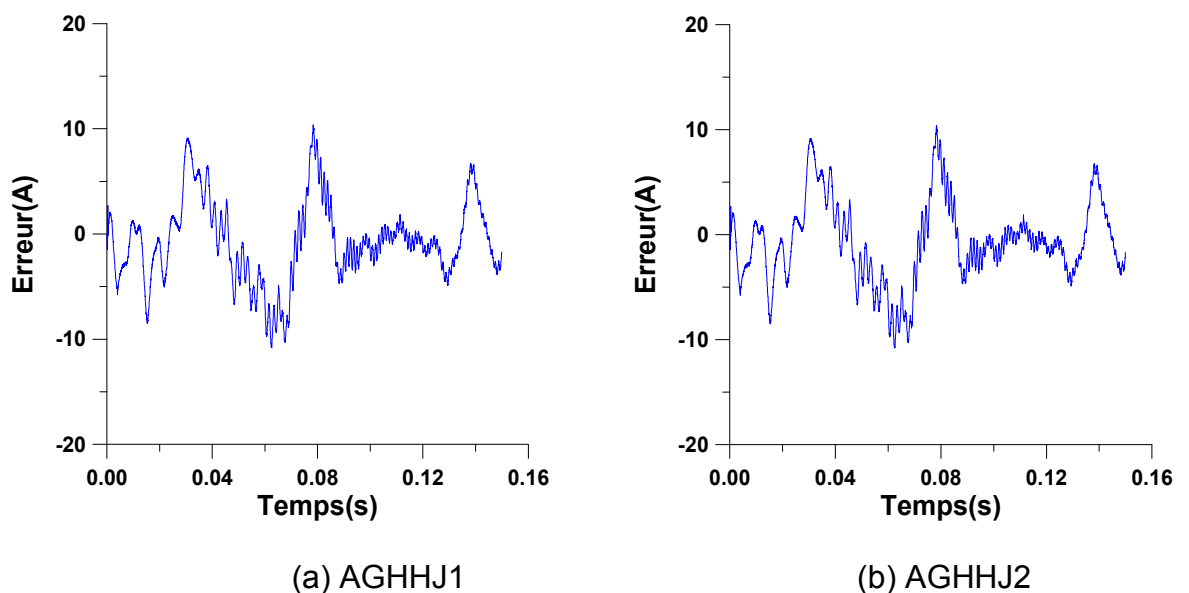
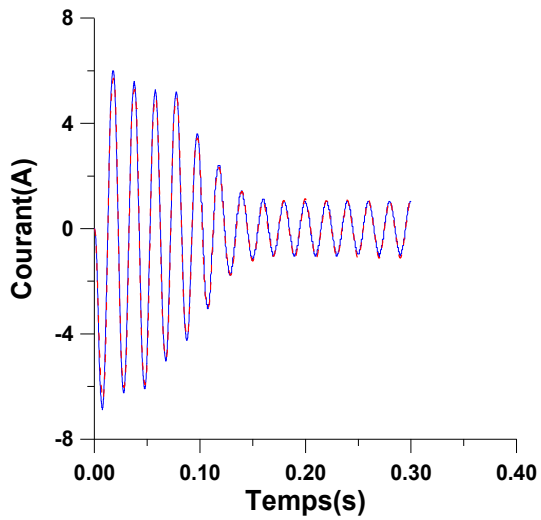
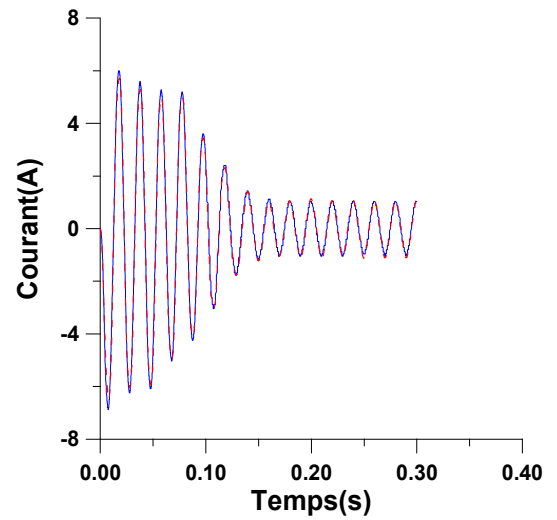


Figure 4.26 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M1

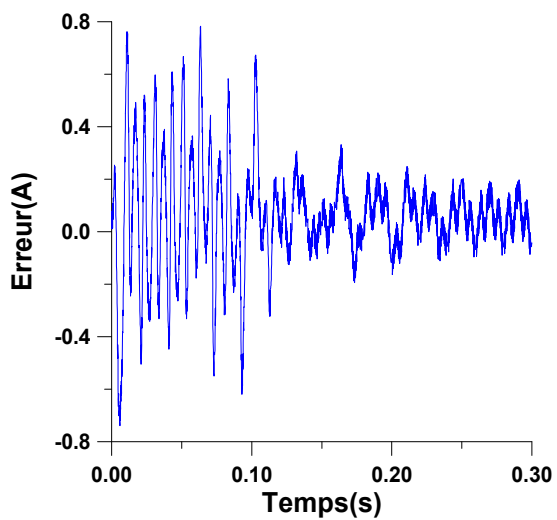


(a) AGHHJ1

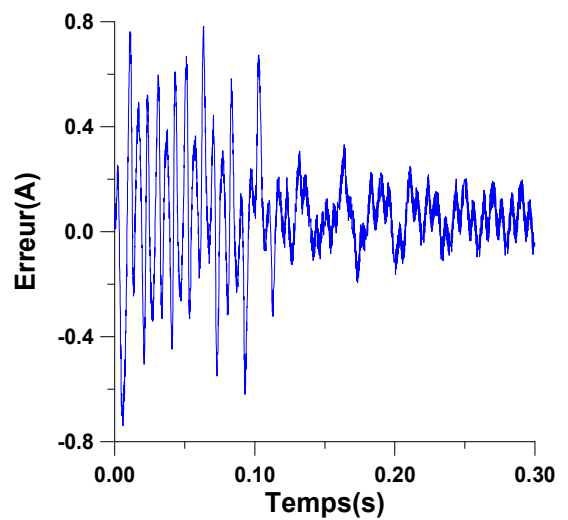


(b) AGHHJ2

Figure 4.27: Superposition du courant mesuré - - - et calculé — par les paramètres estimés du moteur M2



(a) AGHHJ1



(b) AGHHJ2

Figure 4.28 : Erreur entre le courant mesuré et celui calculé avec les paramètres estimés du moteur M2

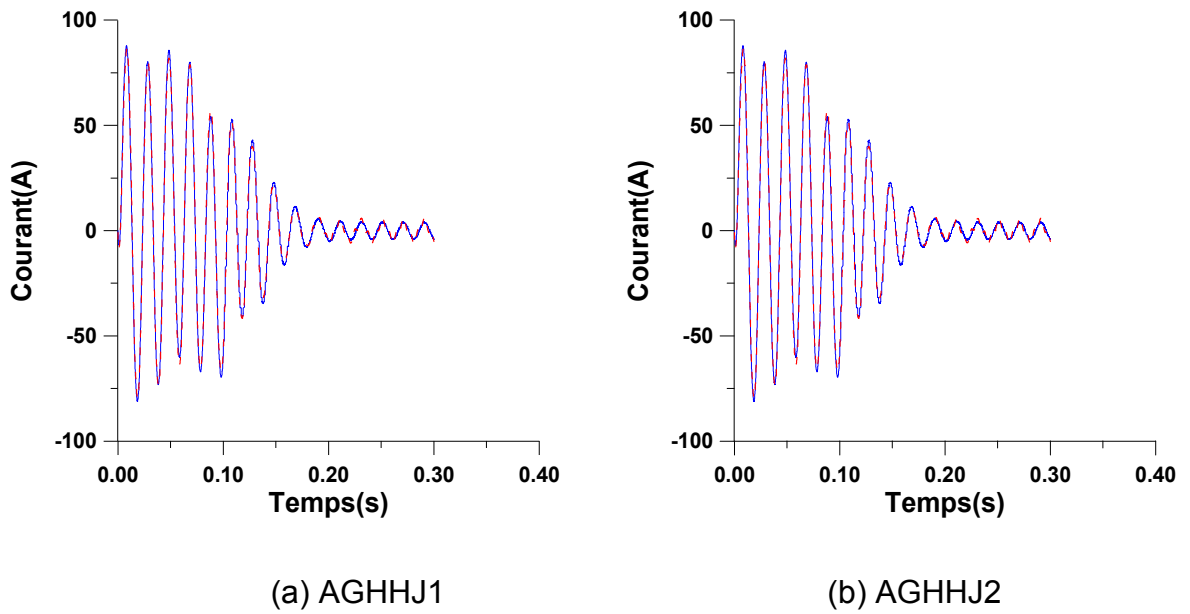


Figure 4.29: Superposition du courant mesuré - - - et calculé — par les paramètres estimés du moteur M3

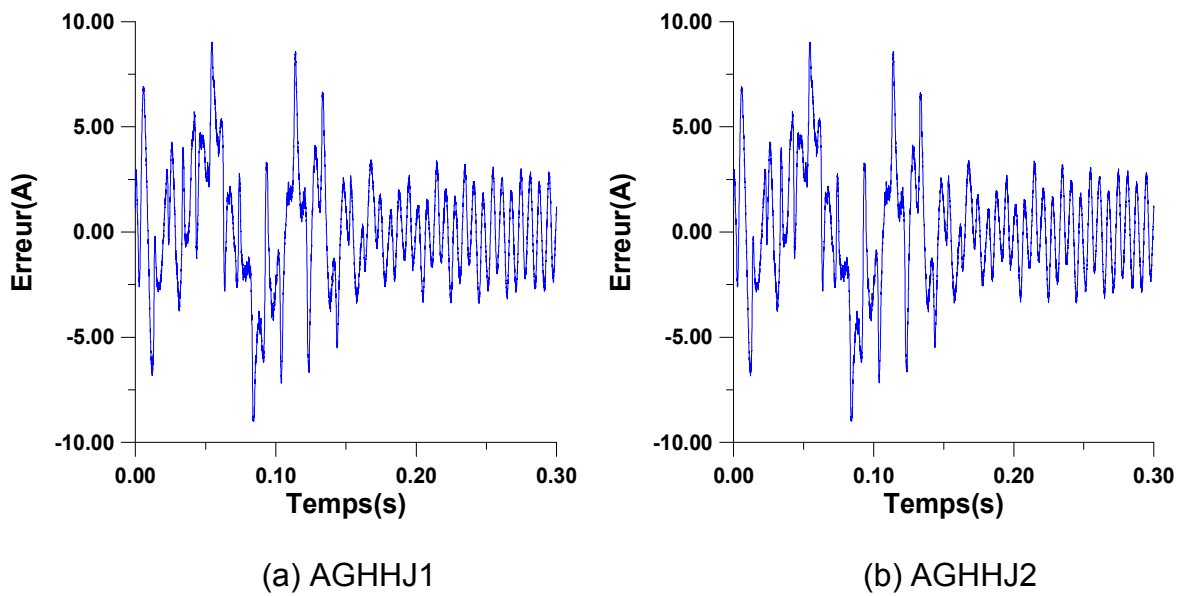
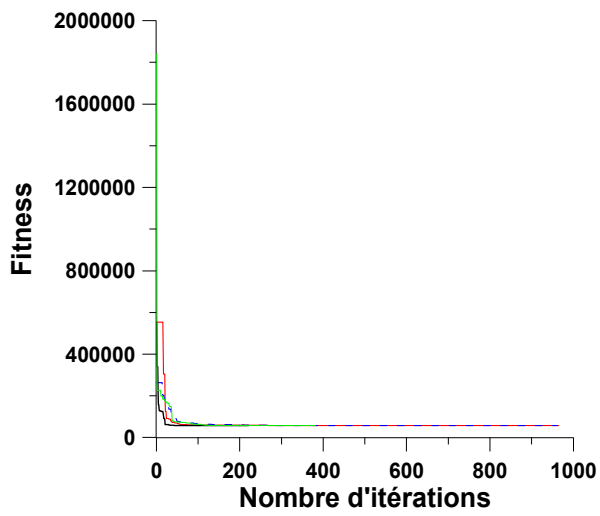
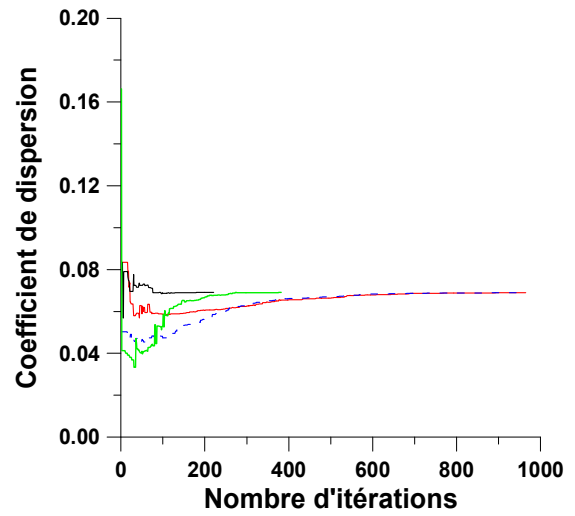


Figure 4.30: Erreur entre les courants mesuré et calculé avec les paramètres estimés, M3

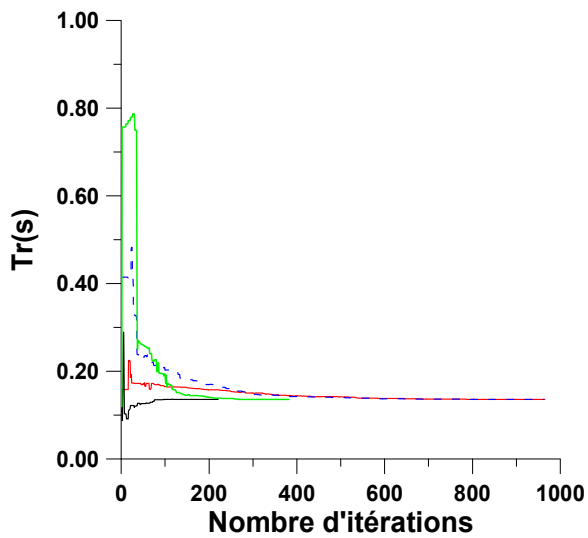
Les évolutions des paramètres identifiés sont illustrées par les figures 4.31 et en appendice E (E1, E2) respectivement aux moteurs M1, M2 et M3



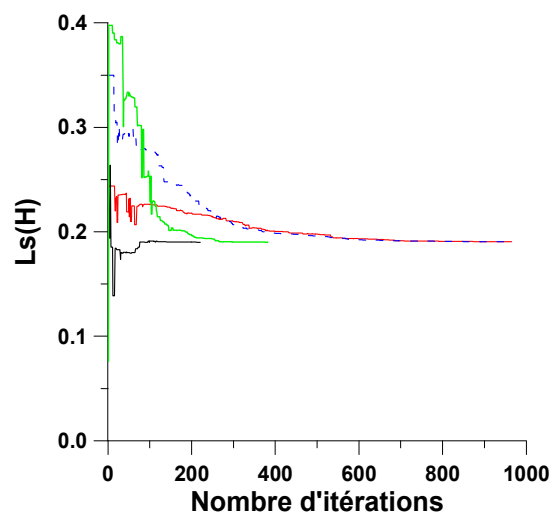
(a) Fonction fitness



(b) Coefficient de dispersion



(c) Constante de temps rotorique



(d) Inductance statorique

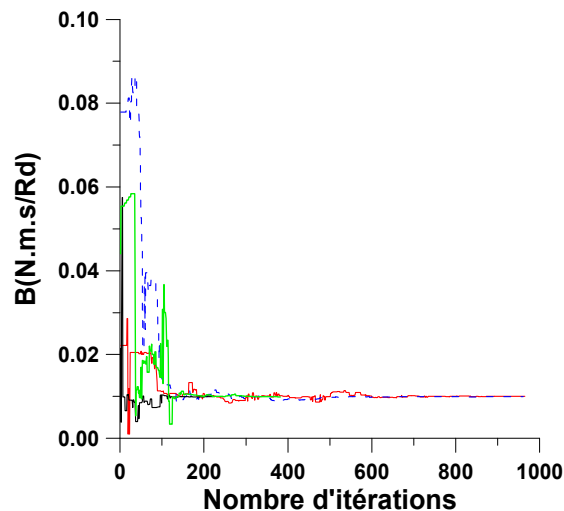
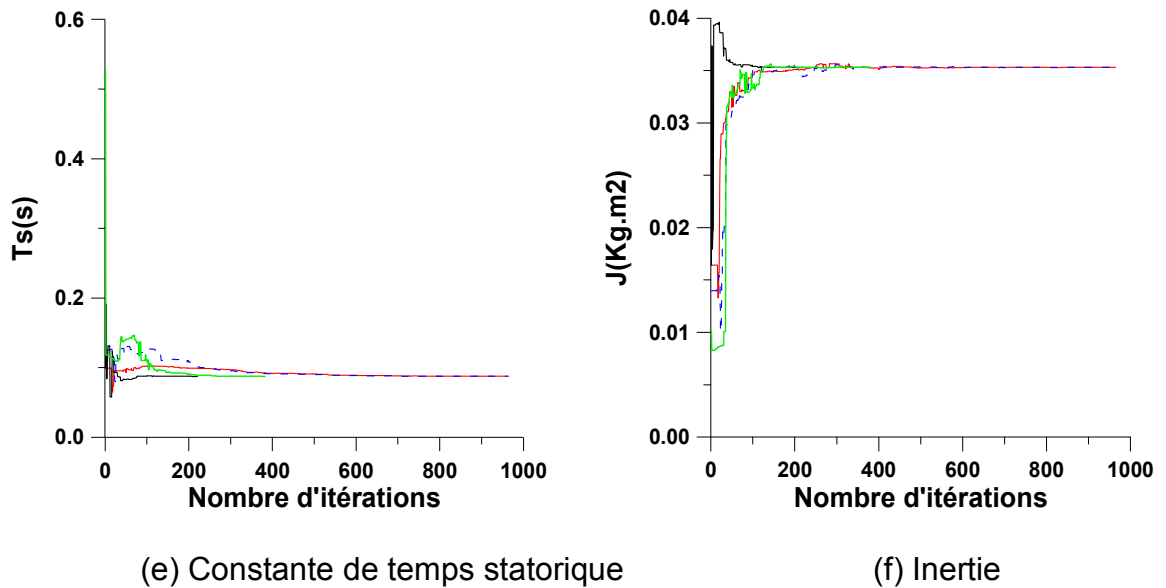


Figure 4.31 Evolution des paramètres du moteur M1

AGHHJ1 ——— AGHHJ2 - - - - - AGHHJ3 ——— AGHHJ4 ———

4.5 Etude comparative

L'examen des différentes tables 4.3 à 4.11 montre que tous les AGs hybrides convergent à chaque fois vers la solution attendue, en démarrant d'une population initiale aléatoire située dans le même espace de recherche pour les trois moteurs. Nous constatons que l'AGHRT3 est plus rapide que la RT appliquée seule ainsi que les autres structures hybrides AGH+RT. Egalement l'AGHHJ3 est le plus rapide des structures hybrides AGH+HJ présentées. Les figures 4.24 et en

appendice (D et E) confirment la convergence des différents AGH et l'unicité de la solution. Notamment, l'hybridation améliore la vitesse de convergence.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé quatre structures hybrides d'AGs avec les méthodes de Hooke et Jeeves et tabou. L'hybridation utilise à la fois les capacités d'exploration, les propriétés de combinaison des AGs et la puissance d'exploitation des méthodes impliquées.

CONCLUSION GENERALE

Une contribution à l'identification paramétrique de la machine asynchrone est effectuée dans ce travail. La méthode d'identification basée sur la méthode du modèle de référence est utilisée et elle s'appuie sur les trois étapes suivantes :

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

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

Pour s'affranchir de conditions supplémentaires telles que suggérées par P.L. Alger, nous avons adopté un modèle de la machine ayant quatre paramètres électriques et deux mécaniques. Nous avons vérifié notre approche d'identification en utilisant les algorithmes génétiques pour minimiser le critère d'évaluation. Pour améliorer les performances des AGs, nous avons proposé une sélection dynamique qui contrôle la pression de sélection. Ceci est réalisé en changeant de distribution du faisceau constitué de courbes paraboliques. La validation de l'approche d'identification ainsi que la vérification des programmes que nous avons développés, sont effectuées à l'aide de données simulées. La confirmation des résultats obtenus est réalisée à l'aide de données expérimentales, relevées sur trois machines différentes. Les résultats obtenus montrent la supériorité de l'AG proposé en termes de vitesse de convergence et temps de calcul.

Pour bénéficier des avantages des méthodes déterministes et stochastiques, les AGs sont associés à la RT et la méthode de HJ, pour l'élaboration de différentes structures hybrides.

Dans la première structure, la recherche locale intervient après l'évaluation. Ainsi, l'AG et la recherche locale coopèrent alternativement dans le processus d'optimisation. Dans la seconde structure, la recherche locale intervient en tant qu'opérateur de mutation, avec deux tailles de population différentes. Une autre structure hybride fait intervenir la recherche locale après l'évaluation et également comme opérateur de mutation. Enfin, la recherche locale intervient après la phase d'évaluation et avant l'opérateur de mutation.

Les résultats simulés et expérimentaux obtenus avec les différents AGs confirment l'unicité de la solution.

Les résultats d'identification des trois moteurs asynchrones triphasés valident les méthodes hybrides ainsi que leurs convergences. Ceci est dû à l'intensification de la recherche locale pouvant équilibrer la diversification des AGs conduisant à un bon équilibre du compromis exploitation/exploration.

Les résultats obtenus ainsi que les programmes que nous avons développés, nous incitent à développer une autre approche d'intervention et d'entretien comme perspectives :

- L'accessibilité et la simplicité des mesures nécessaires à notre approche, nous encouragent de connaître aisément l'état de santé de la machine. Pour cela, nous nous proposons de suivre l'évolution des paramètres de la machine, en vue de détecter et de localiser un éventuel défaut. Ceci nous permettra de prendre la bonne décision en un temps record tout en évitant les deux types d'entretien, préventif ou curatif et qui sont souvent coûteux.
- Réduire le temps décisionnel par implémentation de nos programmes sur FPGA

APPENDICE A

LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

SYMBOLES

V_{dr}, V_{qr}	: Tension rotorique liée aux axes d-q
V_{ds}, V_{qs}	: Tension statorique liée aux axes d-q
I_{dr}, I_{qr}	: Courant rotorique lié aux axes d-q
I_{ds}, I_{qs}	: Courant statorique lié aux axes d-q
L_s	: Inductance propre d'une phase statorique
L_r	: Inductance propre d'une phase rotorique.
m_s	: Inductance mutuelle entre phases statoriques
m_r	: Inductance mutuelle entre phases rotoriques.
m_{sr}	: Inductance mutuelle entre stator et rotor
C_{em}	: Couple électromagnétique.
C_r	: Couple résistant.
J	: Moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes
B	: Coefficient de frottement.
σ	: Coefficient de dispersion
T_r	: Constante de temps rotorique
T_s	: Constante de temps statorique
Φ_{dr}, Φ_{qr}	: Flux rotorique
Ω	: Vitesse mécanique (Rd/s)
Φ_{ds}, Φ_{qs}	: Flux statorique
R_s, R_r	: Resistances statorique et rotorique
ω_e	: Vitesse électrique (Rd/s)
L_m	: Inductance mutuelle (H)
L_s, L_r	: Inductances statorique et rotorique (H)

ABREVIATIONS

MAS	: Machine asynchrone
AGCR	: Algorithme génétique codé réel
AGCR-L	: Algorithme génétique codé réel avec la sélection linéaire par rapport au rang
AGCR-P	: Algorithme génétique codé réel avec la sélection proportionnelle
AGCR-B	: Algorithme génétique codé réel avec la sélection Boltzman
AGCR-D	: Algorithme génétique codé réel dynamique
RT	: Recherche tabou
HJ	: Méthode de Hooke et Jeeves
AGH	: Algorithme génétique hybride
AGHRT1	: Algorithme génétique hybride avec une recherche tabou appliquée après la phase évaluation
AGHRT2	: Algorithme génétique hybride avec une recherche tabou appliquée comme opérateur de mutation avec une population de 200
AGHRT3	: Algorithme génétique hybride avec une recherche tabou appliquée comme opérateur de mutation avec une population de 10 individus
AGHRT4	: Algorithme génétique hybride avec une recherche tabou appliquée après la phase d'évaluation et aussi comme opérateur de mutation
AGHHJ1	: Algorithme génétique hybride avec la méthode de Hooke et Jeeves appliquée après la phase d'évaluation
AGHHJ2	: Algorithme génétique hybride avec la méthode de Hooke et Jeeves appliquée après évaluation et avant mutation
AGHHJ3	: Algorithme génétique hybride avec la méthode de Hooke et Jeeves appliquée comme mutation avec une population de 200 individus
AGHHJ4	: AG hybride avec la méthode de HJ appliquée comme mutation avec une population de 40 individus

APPENDICE B

Calculs de ρ_2 , ρ_1 , $A(\rho)$, $B(\rho)$ et $C(\rho)$

Calcul de ρ_2

$$Fit_1(i) = F(i)$$

$$-\frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}(i-1)^2 + Fit\ max = \frac{Fit\ max + Fit\ min}{(N-1)}(i-1)$$

$$\frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}(i-1)^2 + \frac{Fit\ max + Fit\ min}{(N-1)}(i-1) - Fit\ max = 0 \quad (A.1)$$

Calcul du discriminant Δ de l'équation (A.1)

$$\Delta = \frac{(Fit\ max + Fit\ min)^2 + 4Fit\ max(Fit\ max - Fit\ min)}{(N-1)^2}$$

$$X = \frac{-\left(\frac{Fit\ max + Fit\ min}{N-1}\right) + \sqrt{\Delta}}{2\left(\frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}\right)} \quad \text{et} \quad \rho_2 - 1 = X \Rightarrow \rho_2 = X + 1$$

Calcul de ρ_1

$$Fit_2(i) = F(i)$$

$$\frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}(i-N)^2 + Fit\ min = \frac{Fit\ max + Fit\ min}{(N-1)}(i-1)$$

$$\frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}(i-N)^2 + \frac{Fit\ max + Fit\ min}{(N-1)}(i-1) - Fit\ min = 0 \quad (A.2)$$

Calcul du discriminant Δ de l'équation (A.2)

$$\Delta = \frac{(Fit\ max + Fit\ min)^2 + 4Fit\ max(Fit\ max - Fit\ min)}{(N-1)^2}$$

$$X = \frac{\left(\frac{Fit\ max + Fit\ min}{N-1}\right) - \sqrt{\Delta}}{2\left(\frac{Fit\ max - Fit\ min}{(N-1)^2}\right)} \quad \text{et} \quad \rho_1 - N = X \Rightarrow \rho_1 = X + N$$

Calcul de $A(\rho)$, $B(\rho)$ et $C(\rho)$

Soit l'équation paramétrique de la forme :

$$Fit(\rho) = A(\rho).r^2 + B(\rho).r + C(\rho)$$

Déterminons $A(\rho)$, $B(\rho)$ et $C(\rho)$

$$\begin{cases} Fit\ max = A + B + C \\ Fit\ min = A.N^2 + B.N + C \\ \frac{Fit\ max + Fit\ min}{(N-1)}(\rho-1) = A.\rho^2 + B.\rho + C \end{cases} \quad (A.3)$$

Calcul du discriminant du système (A.3)

$$\Delta = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ N^2 & N & 1 \\ \rho^2 & \rho & 1 \end{vmatrix} = \rho^2(1-N) + N^2(\rho-1) + N - \rho$$

$$\Delta_1 = (Fit\ max + Fit\ min)(1 - \rho) + Fit\ max(N - \rho) + Fit\ min(\rho - 1)$$

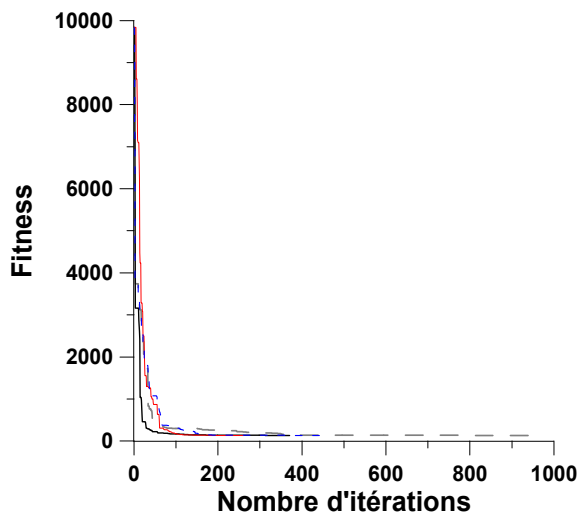
$$\Delta_2 = (Fit\ max + Fit\ min)(\rho - 1)(N + 1) + Fit\ min(1 - \rho^2) + Fit\ max(\rho^2 - N^2)$$

$$\Delta_3 = N(1 - \rho)(Fit\ max + Fit\ min) + Fit\ min.\rho(\rho - 1) + N.Fit\ max.\rho.(N - \rho)$$

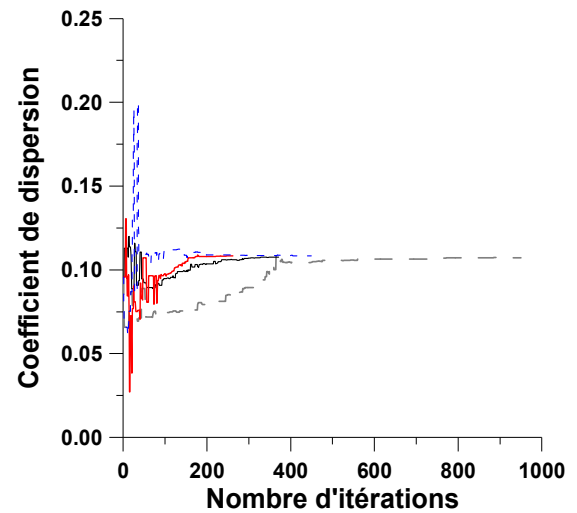
$$A(\rho) = \frac{\Delta_1}{\Delta}, \quad B(\rho) = \frac{\Delta_2}{\Delta}, \quad C(\rho) = \Delta \frac{\Delta_3}{\Delta}$$

APPENDICE C

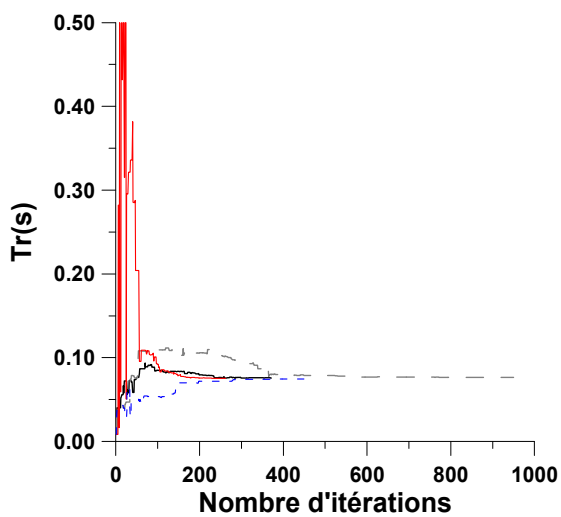
C1. EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M2
PAR AGs STATIQUES ET DYNAMIQUES



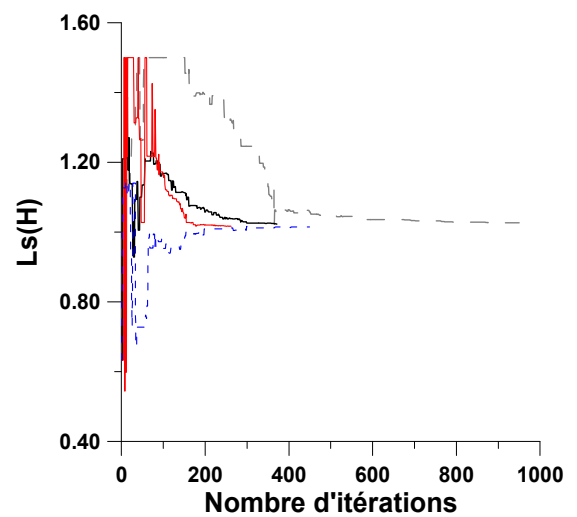
(a) Fonction fitness



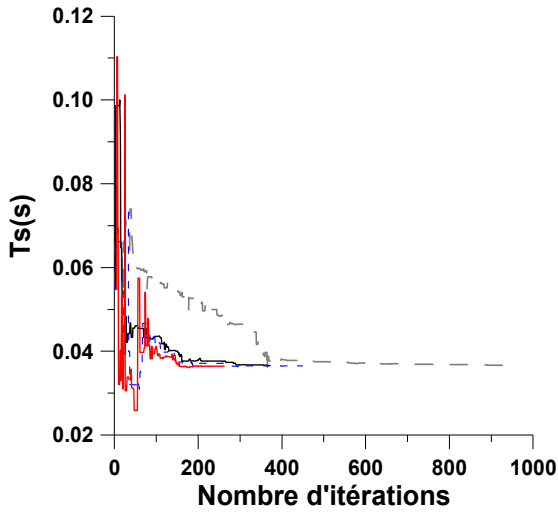
(b) Coefficient de dispersion



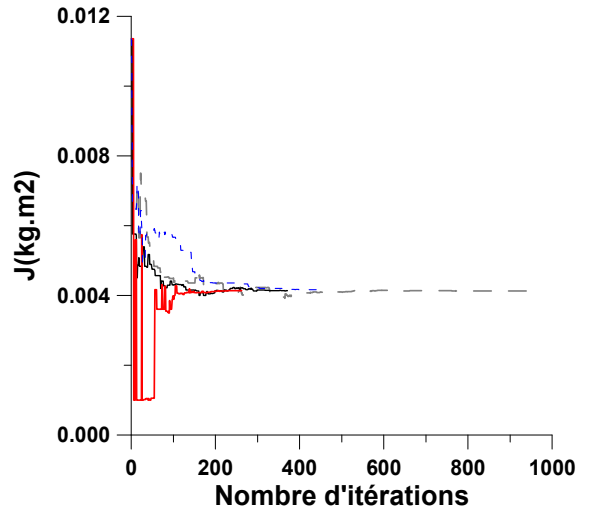
(c) Constante de temps rotorique



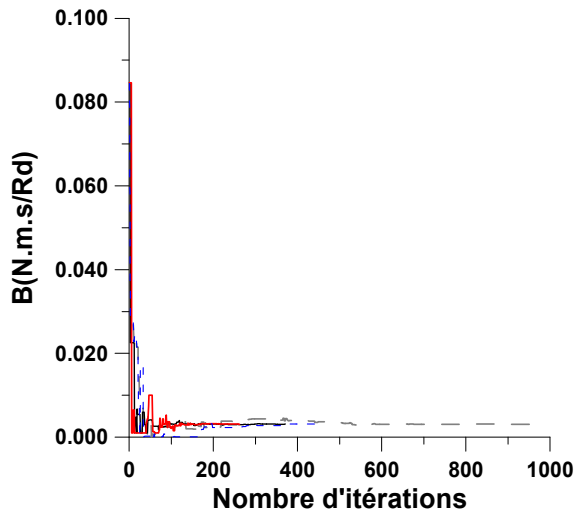
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie

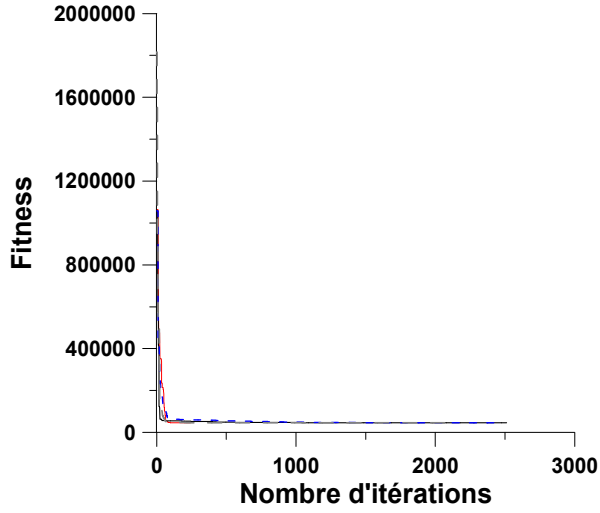


(g) Coefficient de frottement

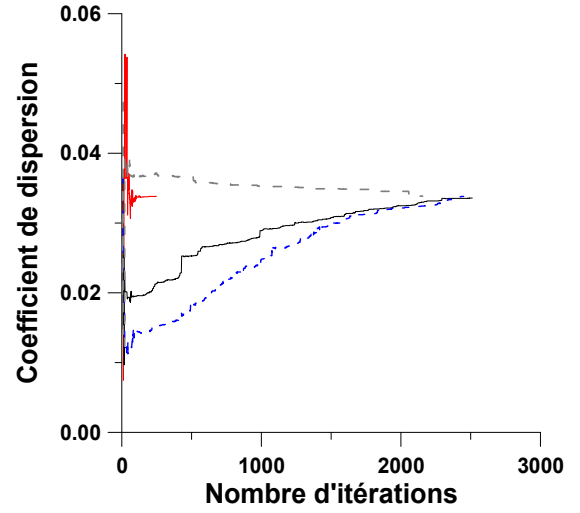
AGCR-D ——— AGCR-L ——— AGCR-P - - - - AGCR-B - - - -

APPENDICE C

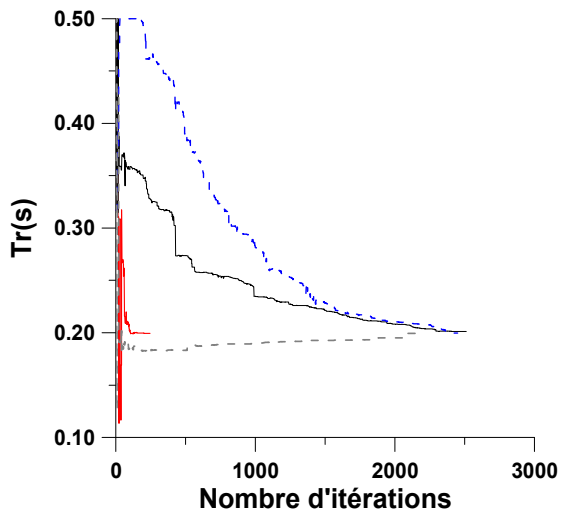
C2. EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M3 PAR AGs STATIQUES ET DYNAMIQUES



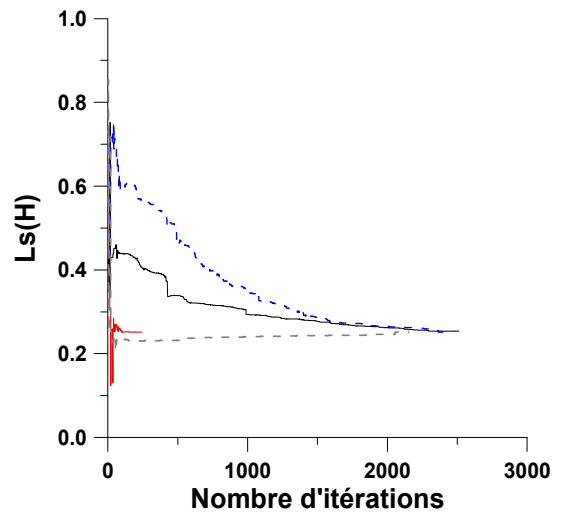
(a) Fonction fitness



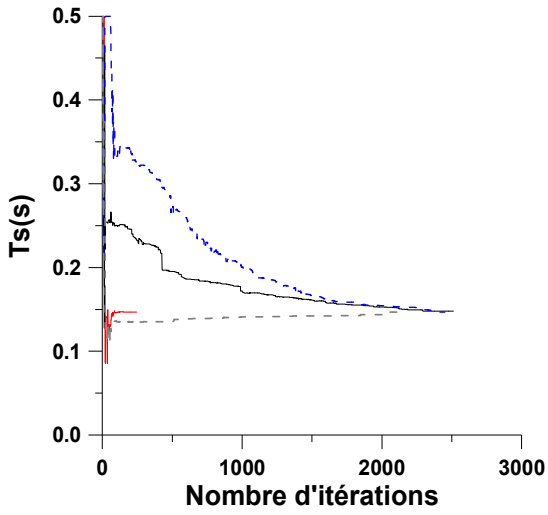
(b) Coefficient de dispersion



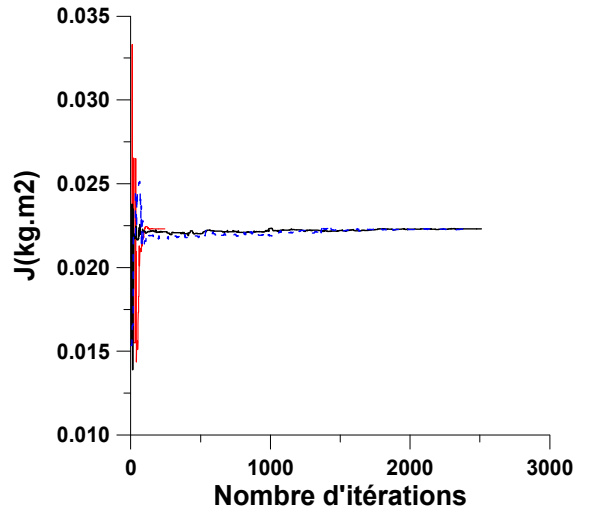
(c) Constante de temps rotorique



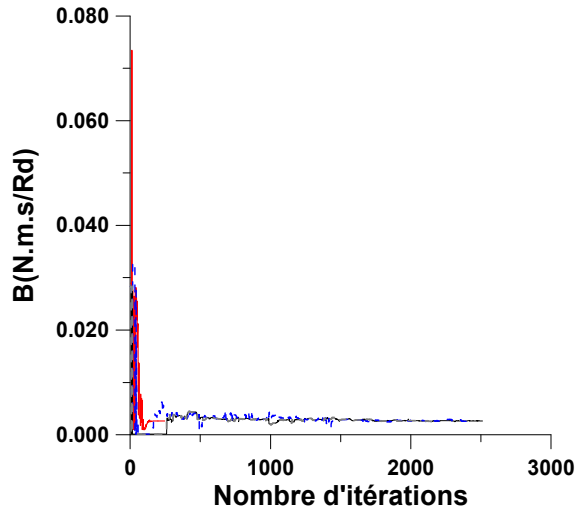
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie

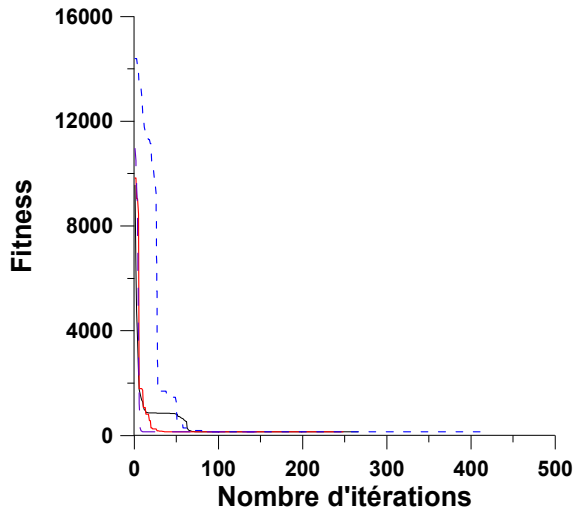


(g) Coefficient de frottement

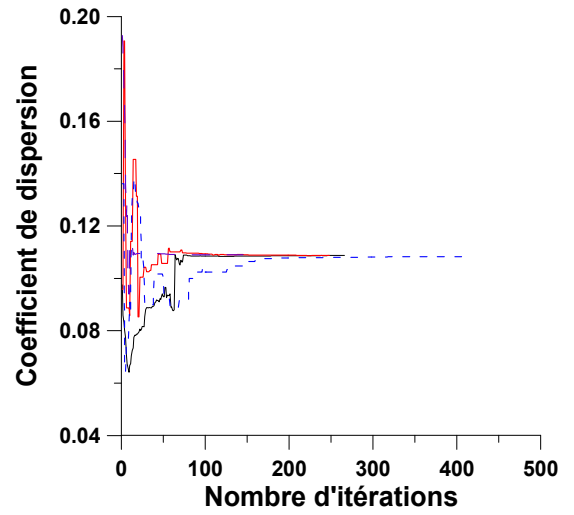
AGCR-D ——— AGCR-L ——— AGCR-P - - - - AGCR-B - - - -

APPENDICE D

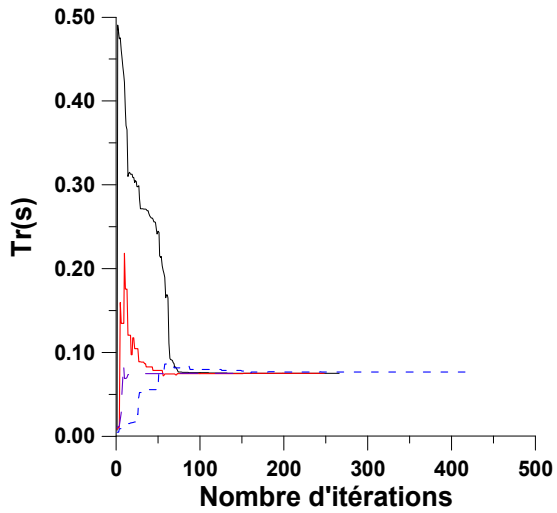
D1. EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M2 PAR AGH+RT



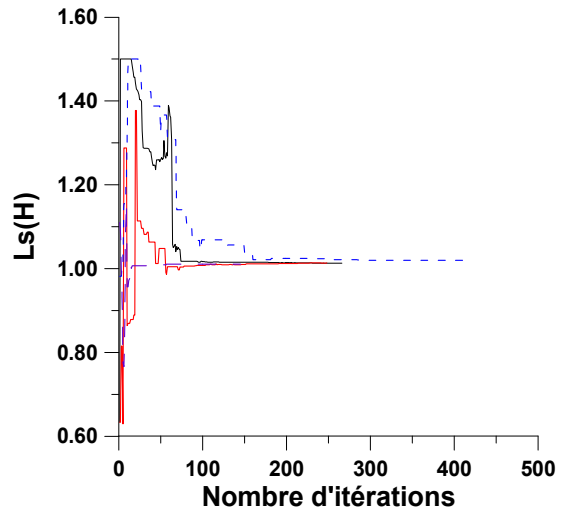
(a) Fonction fitness



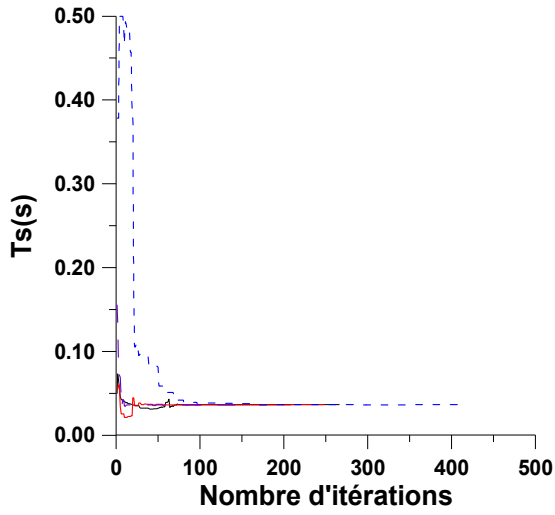
(b) Coefficient de dispersion



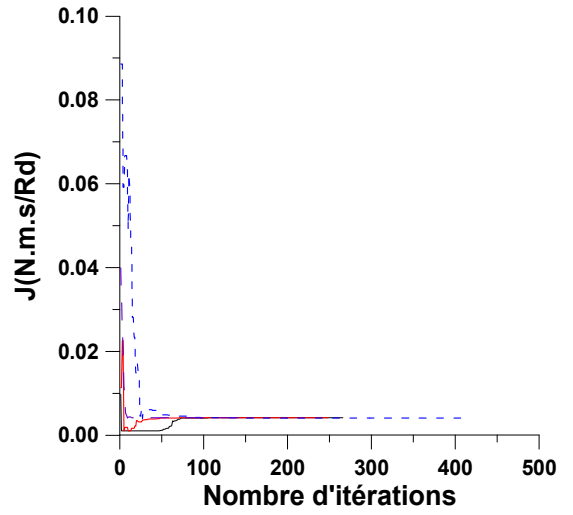
(c) Constante de temps rotorique



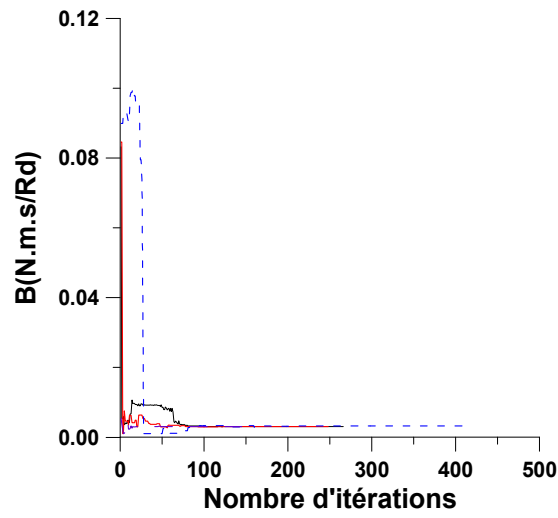
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie

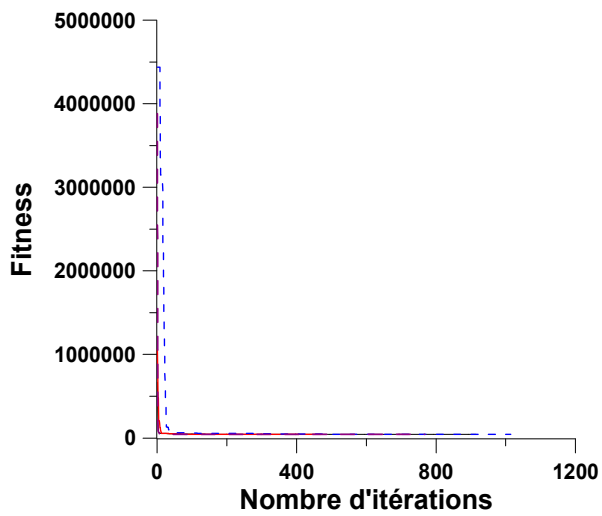


(g) Coefficient de frottement

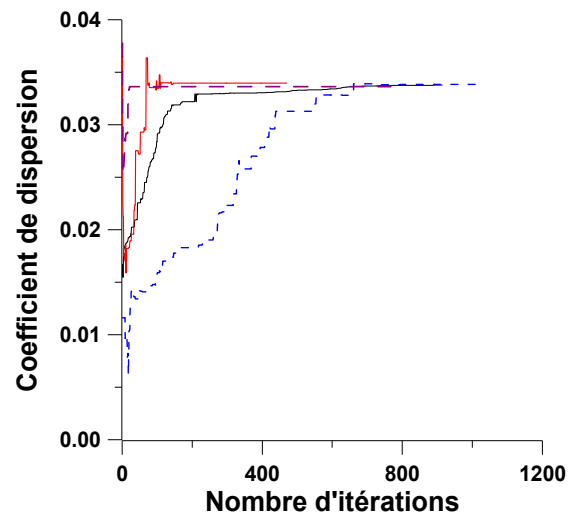
AGHRT1 — AGHRT2 — AGHRT3 - - - AGHRT4 - - -

APPENDICE D

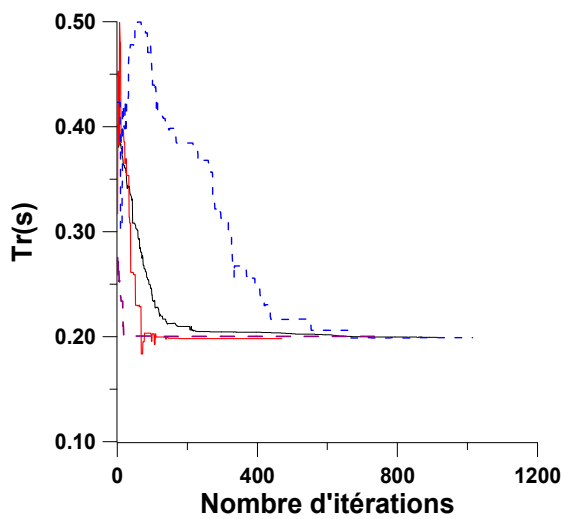
D2. EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M3 PAR AGH+RT



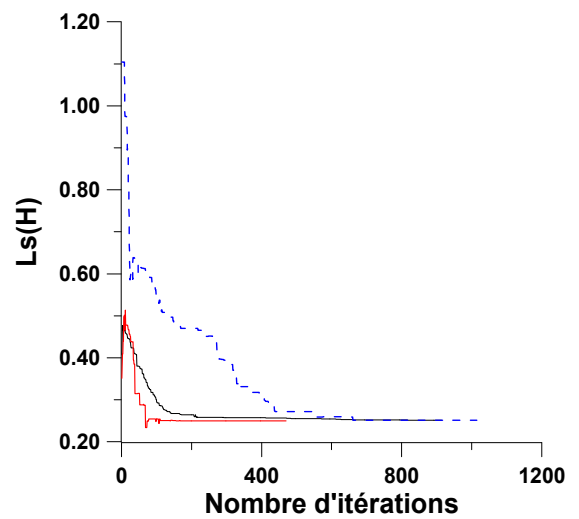
(a) Fonction Fitness



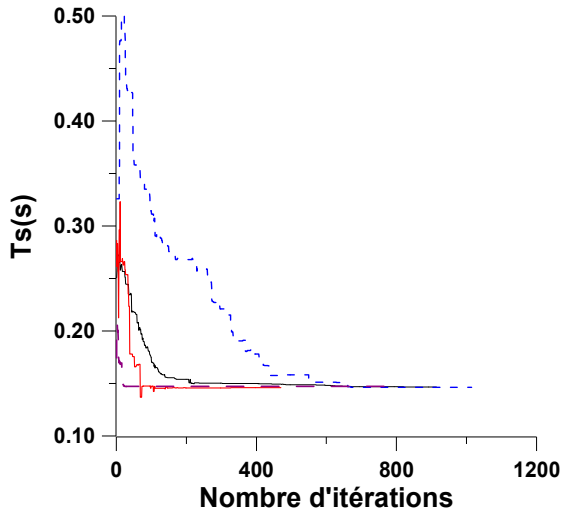
(b) Coefficient de dispersion



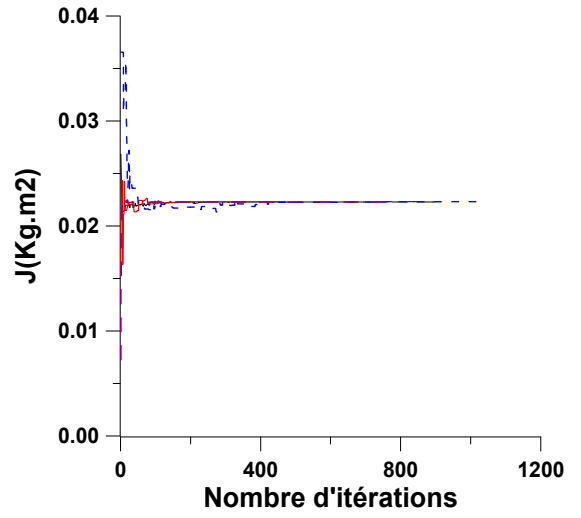
(c) Constante de temps rotorique



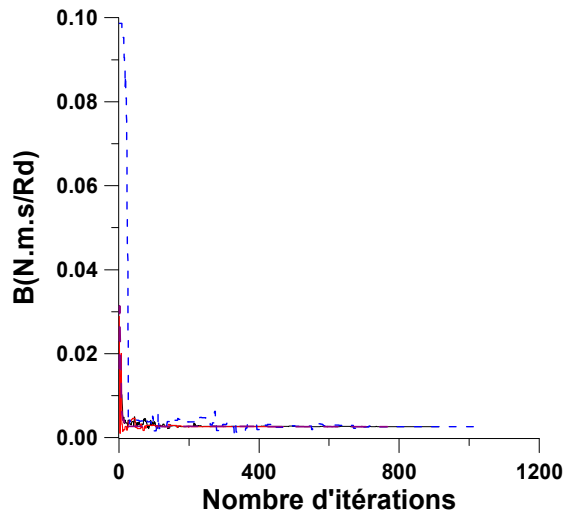
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie

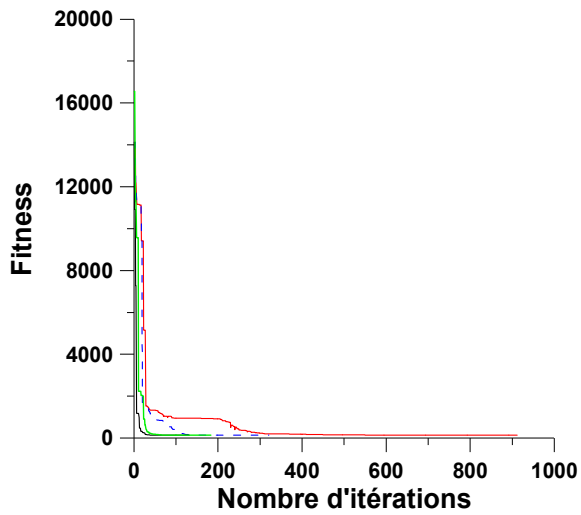


(g) Coefficient de frottement

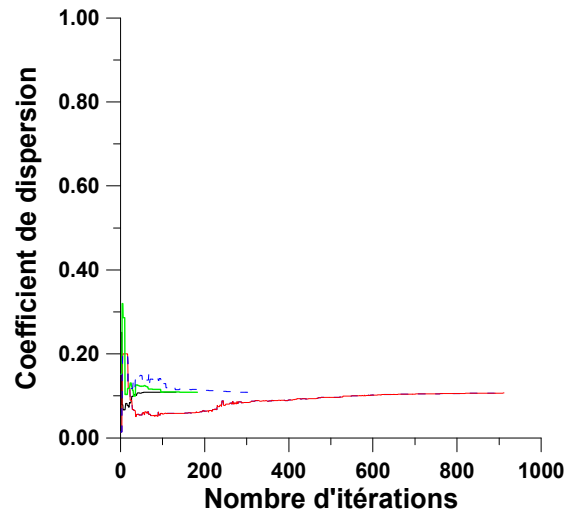
AGHRT1 — AGHRT2 — AGHRT3 - - - GHRT4 - - -

APPENDICE E

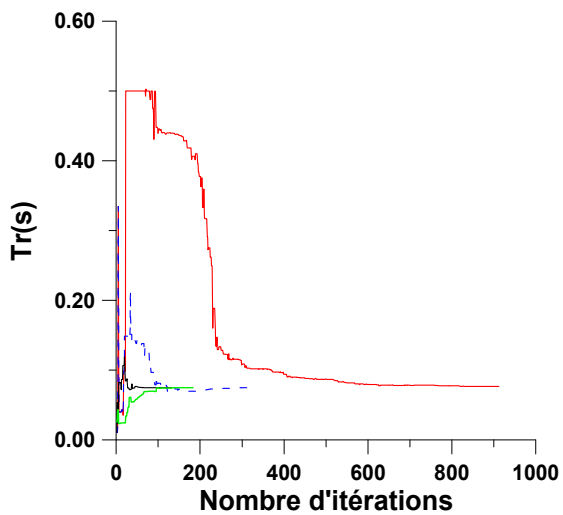
E1. EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M2 PAR AGH+HJ



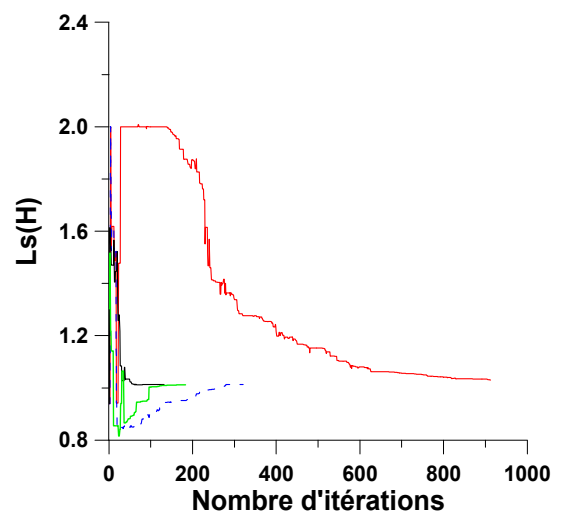
(a) Fonction fitness



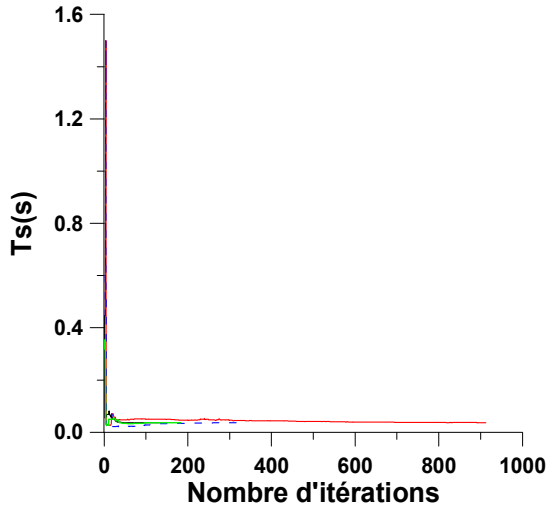
(b) Coefficient de dispersion



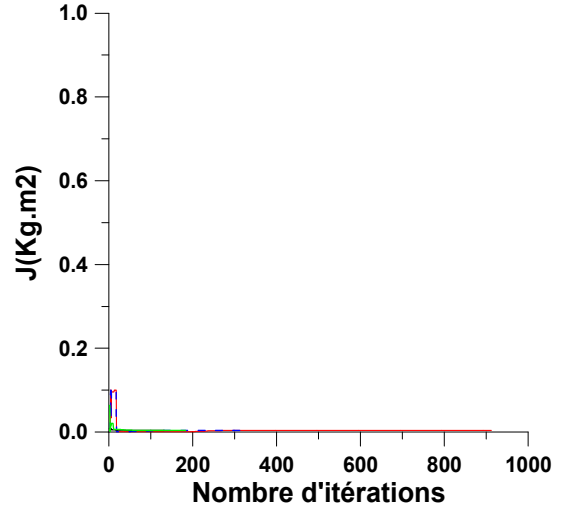
(c) Constante de temps rotorique



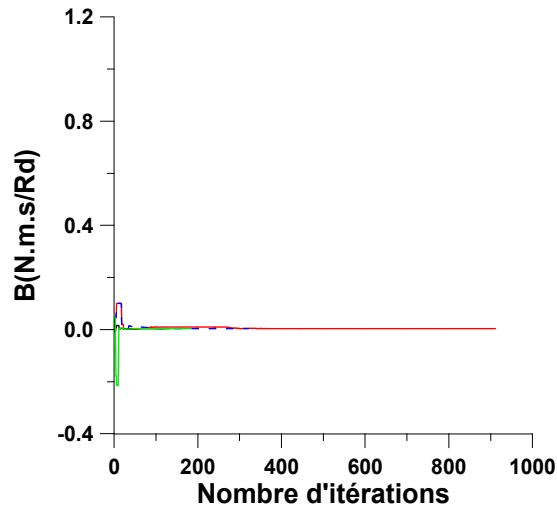
(d) Inductance statorique



(e) Constante de temps statorique



(f) Inertie

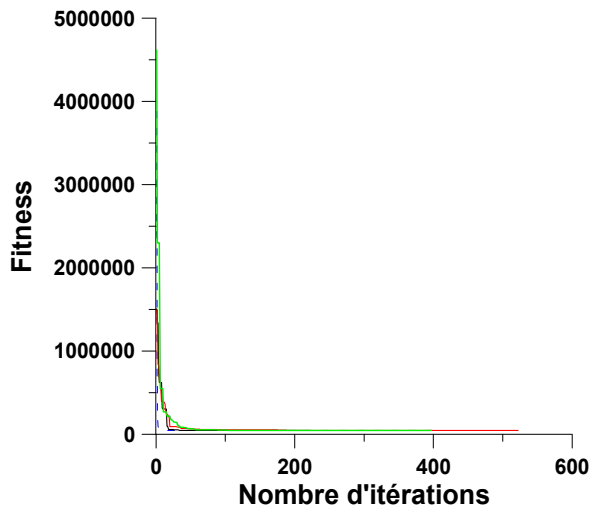


(g) Coefficient de frottement

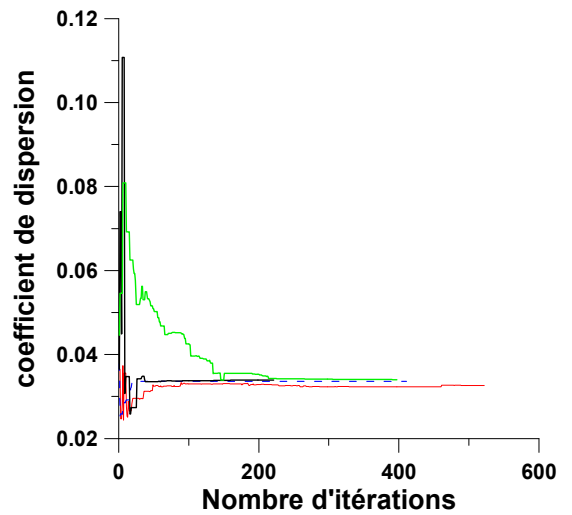
AGHHJ1 ——— AGHHJ2 - - - - AGHHJ3 ——— AGHHJ4 ———

APPENDICE E

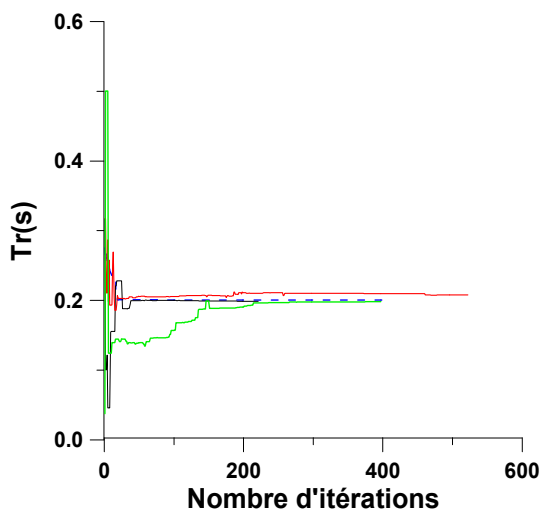
E2. EVOLUTION DES PARAMETRES DU MOTEUR M3 PAR AGH+HJ



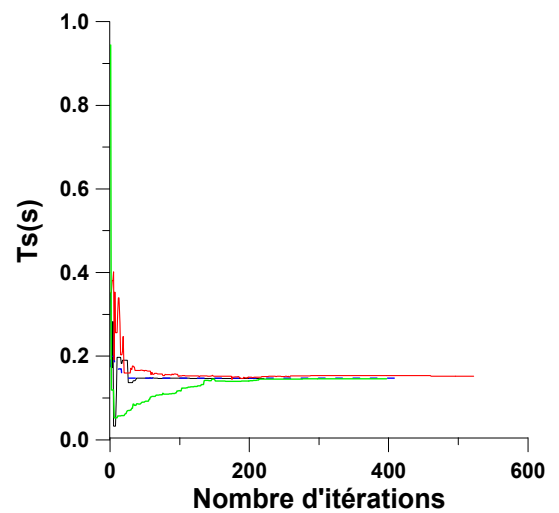
(a) Fonction fitness



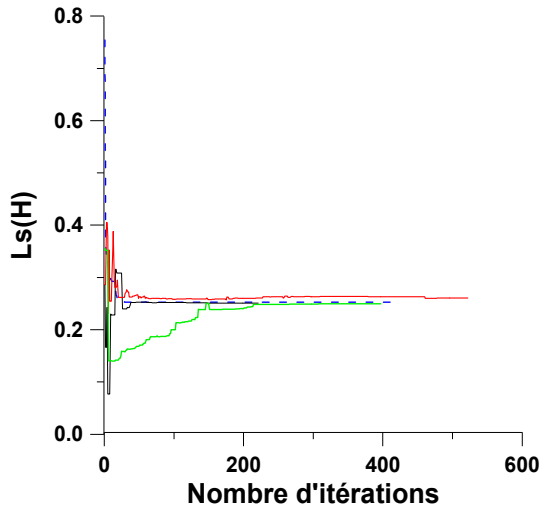
(b) Coefficient de dispersion



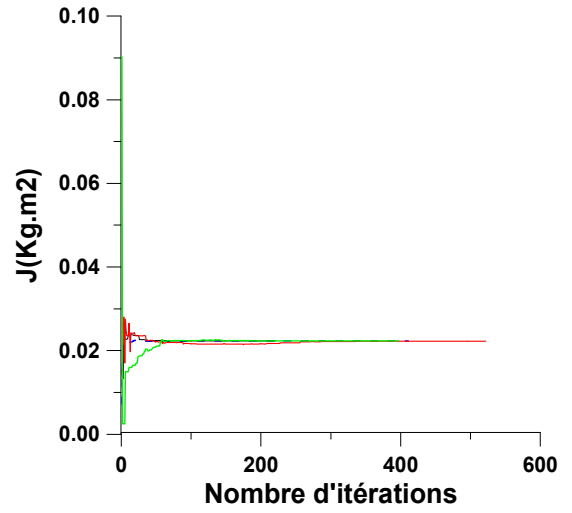
(c) Constante de temps rotorique



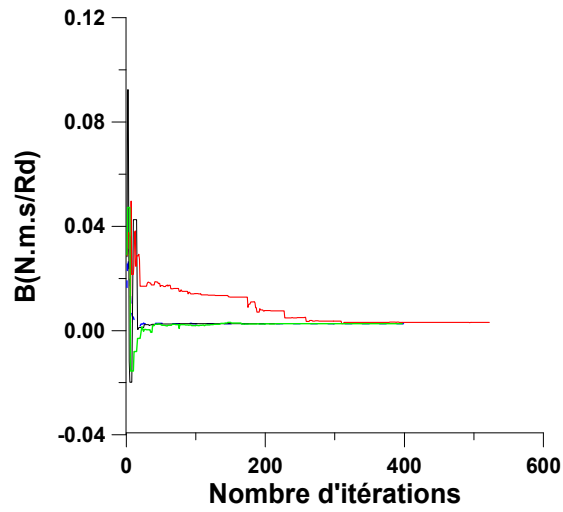
(d) Constante de temps statorique



(e) Inductance statorique



(f) Inertie



(g) Coefficient de frottement

AGHHJ1 ——— AGHHJ2 - - - - AGHHJ3 ——— AGHHJ4 ———

REFERENCES

1. Vas, P., "Artificial-intelligence-based electrical machines and drives: Application of fuzzy, neural, fuzzy-neural, and Genetic Algorithm-based techniques", Printed in Great Britain by bookcraft (Bath) Ltd, Midsomer Norton, Avon, pp, 262-277, 1999.
2. Walter, E., Pronzato, L., « Identification de modèles paramétriques à partir de données expérimentales », Ed. Masson 1994
3. Luenberger, D.G., "Linear and non linear programming", Addison Wesley, 1989.
4. Bazaraa, M.S., Sherall, H.D., and Shetty, C.M. Non linear programming theory and Algorithms, John Wiley & Sons inc., 1993
5. Minoux, M. Programmation Mathématiques, Théorie et algorithmes. Edition. Dunod, Paris, 1983.
6. De jong, K.A., "Are genetic algorithms function optimizers ?" in Parallel Problem Solving from Nature 2. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, pp. 3–13. 1992
7. Bounekhla, M., Guessoum, A., Zaim, M.E., Rezzoug, A., "Induction machine identification by genetic algorithm ", 36th Universities Power Engineering Conference UPEC, Swansea UK, pp. 196-199, 2001
8. Renders, J.M., "Algorithmes génétiques et réseaux de neurones", Ed. Hermès, 1995
9. Goldberg, A. D.E., Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning, Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
10. M. Srinivas, M., Patnaik, L.M., "Genetic Algorithm: A Survey", IEEE Computer, pp 17-26, Juin 1994
11. Baker, J.E. "Adaptive selection methods for genetic algorithm," In Proc. First Int Conf. on Genetic Algorithms and their Applications. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, pp. 101-111, 1985

12. Goldberg, D.E., Deb, K., "A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms", In: Rawlins GJE (ed) Foundations of genetic algorithms. Morgan Kaufmann, San Mateo, pp 69–93, 1991.
13. Srinivas, M., and Patnaik, L.M. "Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic Algorithms", IEEE Trans. Syst., Man and cyberetics, vol. 24, n°4, 1994
14. Caron, J.P., Hautier, J.P., « Modelisation et commande de la machine asynchrone », Ed Technip, 1995
15. Chatelain, J., « Machines électriques », Traité d'électricité, Volume X, Presses Polytechniques Romandes, Lausanne, 1983
16. Alger, P.L, « Induction machines », Gordon and Broach Science Publishers, Second Edition 1970.
17. Gastli, A., "Identification of induction motor equivalent circuit parameters using the single-phase test", IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 14, No. 1, 1999
18. Trentin, A., Zanchettan, P., Wheeler, P., Clare, J., Wood, R., and Katsis, D. "A New Methods for Induction Motors parameters Estimation using GA and Transient speed Measurements", Industry application conference, 41st IAS annual meeting, Conference record of the 2006 IEEE, vol.5, pp. 2435-2440, 2006.
19. Abdelhadi, A., Benoudjit, A., and Nait Said, N." Application of Genetic Algorithm with a Novel Adaptive scheme for the Identification of Induction Machine parameters", IEEE Trans. on energy conversion, vol. 20, n°2, 2005
20. Bounekhla, M., Zaim, M.E., and Rezzoug, A. "Comparative study of three minimization methods applied to the induction machine parameters dentification using transient stator current", Electric Power Components and Syst., vol.33, n°8, pp. 913-930, 2005.
21. Benaidja, N., and Khenfer, N." Identification of asynchronous machine parameters by evolutionary techniques", Electric Power components and systems, vol.34, pp. 1359-1376, 2006.
22. Mohamed, A.A., "Parameter estimation of Induction Machines from nameplate data using particle swarm optimisation and genetic algorithm

- techniques”, Electric Power components and systems, vol.36, pp. 801-814, 2008.
23. Bounekhla, M., Zaim, M.E., Rezzoug, A.,”Identification of saturated induction motor parameters from transient stator current measurement”, Toulouse, EPE 2003
 24. Bounekhla, M., Ould-Aissa, A., Taieb, A., El-Marraoui, K., and Boudissa, E., ”Using two PSO structure approaches to estimate induction machine parameters,” 13thEuropean Conference on Power Electronics & Applications (EPE), 2009
 25. Sakthivel, V.P., Bhuvaneswari, R., “Subramanian, and S. Bacterial foraging technique based parameter estimation of induction motor from manufacturer data”, Electric Power components and systems, vol. 38, pp. 657-674, 2010.
 26. Thangaraj, R., Pant, M., Thanga Raj, C., and Nagar, A.K. “In Situ efficiency determination of induction motor: a comparative study of evolutionary techniques”, Applied Artificial Intelligence, vol. 25, pp. 116-140, 2011.
 27. Bounekhla, M., Zaim, M.E., and Rezzoug, A. “Calcul du gradient à l’aide des fonctions de sensibilité”, Revue internationale de génie électrique, vol.6, n°5, pp.527-545, 2003.
 28. Bounekhla, M., Zaim, M.E., and Rezzoug, A., “A parametric identification of the induction machine using the recognition model”, 6th international conference Electrimac's 99, vol.33, n°8, pp.93-97, 1999
 29. Fletcher R., Reeves C.M.,”Function Minimization By Conjugate Gradient”. Computer Journal, 7, pp. 149-154, 1964.
 30. Polak E., Ribière G., « Note sur la convergence de méthode de directions conjuguées » Revue française d’informatique et de recherche opérationnelle, vol.3, pp.35-43, 1969.
 31. Faidallah, A., Khenfer, N., Rezzoug, A., “la méthode de Marquardt appliqué à l’identification des paramètres de la machine à induction”, IASTED, Innsbruck Austria, pp. 244-247, 1992

32. Tahj, S., Ibtouane, R, Bounekhla, M., "Design optimization of two synchronous reluctance machine with maximized torque and power factor", Progress In Electromagnetics Reseach B, vol. 35, pp.369-387, 2011
33. Zaim, M.E., Dakhouche, K., Bounekhla, M., " Desidn for torque ripple reduction of a three-phase switched-reluctance machine", IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 38, n°2, pp.1189-1192, 2002.
34. Bounekhla, M., Zaim, M.E., Rezzoug, A. and Ait ahmed, M., "The Hooke & Jeeves algorithm approach in the identification of the induction machine parameters", ICEM, Helsinki, 2000
35. Bounekhla, M., Zaim, M.E., Rezzoug, A. and Ait ahmed, M., "Application of Rosenbrock algorithm to motor parameters identification using transient stator current measurements" Power Electronics and Variable Speed Drives, Conference Publication No. 475, pp.158-162, IEE 2000
36. Nelder, J.A., Mead, R.A, "A simplex for function minimization", computer J., Vol.7, pp.308-313, 1965
37. Colette, Y., Siarry, P., "Optimisation multiobjectif", Ed.Eyrolles, 2000
38. Kirkpatrick, S, C.D.Gelatt and M.P.Vecchi, "optimization by simulated annealing", science, 220(4598), pp 671-680,1983
39. Glover.,F., Kochenberger, G.A.,« Critical event tabu search for multidimensional knapsack problems », I.H.OSMAN, J.P.KELLY, Eds., Metaheuristics : the Theory and Applications, pp.407–427, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, 1996.
40. Kennedy, J., et Eberhart, R.C, "Particle swarm optimization", IEEE International conference on neural networks, perth, Australia, 1995
41. Colorni, A., Dorigo, M., and Maniezzo, V., "Distributed optimization by ant coloniess". Proceeding of the first European Conference on Artificial Life (ECAL 91), pp.134-142,1992
42. Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A., « The Ant System : Optimization by a Colony of Cooperating Agents », IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B, vol. 26, no 1, p. 29–41, 1996.

43. Dorigo M., Gambardella., « Ant Colony System : A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem », *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, no 1, 1997, p. 53–66.
44. Dorigo, M., Di Caro G., « The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic », CORNE D., DORIGO M., GLOVER F., Eds., *New Ideas in Optimization*, p. 11–32, Mc- Graw Hill, UK, 1999.
45. Hadj Sadok, M., Salhi, H., Guessoum, A., Bounekhla, M., "Induction machine parametric identification by the ants *pachycondyla apicalis* algorithm", *The Mediterranean Journal of Measurement and Control*, Vol. 3, No. 2, pp.49-58, 2007
46. Mimoun, Y., M., Rahli, M., Abib, M., Kandouci, « Optimisation d'écoulement des puissances par Algorithmes Intelligents», *Rev. Roum. Sci. Techn. – Électrotechn. et Énerg.*, vol. 52, N° 1, pp. 3–12, Bucarest, 2007
47. Goldberg, A. D.E., *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
48. Holland, J.H., "Adaptation in Natural and Artificial Systems, Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975
49. Eiben, A. E., Hinterding, R., and Michalewicz, Z., Parameter Control in evolutionary algorithms, *IEEE Trans. On evolutionary computation*, Vol.3, N°2, pp.124-141, July 1999.
50. Mohammed, O. A., and Uler, G.G., "A hybrid technique for the optimal design of electromagnetic devices using direct search and genetic algorithms", *IEEE Trans. Magn.* Vol.33, pp.1931- 1934, 1997
51. Liu, G. R., X. Han, and K. Y., Lam, A combined genetic algorithm and nonlinear least squares method for material characterization using elastic waves. *Computer Mechanics and Engineering*, 2000.
52. Kennedy, S., Five ways to a smarter genetic algorithm. *AI Expert* Vol.34, pp.35- 38, 1993
53. Moscato, P., and M., Norman, "A memetic approach for the traveling salesman problem: Implementation of a computational ecology for combinatorial optimization on message-passing systems". In *Proc. Int. Conf. Parallel Computing and Transportation Applications*. Amsterdam, The Netherlands. 1992

54. Radcliffe, N., and P., Surry, "Formal memetic algorithms", In *Evolutionary Computing*, ed. T. Fogarty, Berlin: Springer-Verlag, pp. 1- 16, 1994
55. Mohammed, O.A., and Uler, G.G., "A hybrid technique for the optimal design of electromagnetic devices using direct search and genetic algorithms", *IEEE Trans. Magn. Vol.33*, pp.1931- 1934, 1997
56. Liu, G. R., Han, X., and Lam, K.Y., "A combined genetic algorithm and nonlinear least squares method for material characterization using elastic waves", *Computer Mechanics and Engineering*, 2000.
57. Mahfoud, S.W., & Goldberg, D.E., "A genetic algorithm for parallel simulated annealing", In *parallel problem solving from nature II*, par Manner et Manderick B (Ed.) Elsevier, pp. 301-310, 1992
58. Bersini, H., & Seront, G., "In search of a good evolution optimization crossover", *Parallel problem solving from nature II*, par Manner et Manderick B (Ed.) Elsevier, pp.479-488, 1992
59. De la maza, M., Tidor, B., "An analysis of selection procedures with particular attention paid to proportional & Boltzmann selection", *Proceedings of the Fifth International conference on GAs*, Morgan Kaufmann, pp. 124-131, 1993
60. Davidor, Y., "A genetic algorithm applied to robot trajectory generation", In *Handbook of Genetic Algorithms*, ed. L. Davis. New York: Van Nostrand Reinhold, pp. 923- 932, 1991.
61. Yamade, T., & Nakano, R., "A genetic algorithm applicable to large-scale job-shop problems", In *Parallel Problem Solving From Nature: PPSN II*, eds. R. Manner and B. Manderick., North-Holland: Elsevier Science Publisher, pp. 281- 290, 1992
62. Cheng. R., Gen, M., and Tsujimura, Y., A tutorial survey of job-shop scheduling problems using genetic algorithms: Part II. Hybrid genetic search strategies. *Int J. Computers Industrial Engineering Vol.37*, N°1, pp.51- 55, 1999.
63. Bosworth, J., Foo, N., and Zeigler, B. P., "Comparison of Genetic Algorithms with Conjugate Gradient Methods", Washington, DC: NASA Report, CR-2093, 1972

64. Grefenstette, J.J., "Genetic algorithm and their applications", IN A Kent & J.G. Williams, Ed. Encyclopaedia of computer science & technonogy, pp. 139-152, Marcel Dekker, 1990
65. Grefenstette, J.J., & Backer, J.E., "How genetic algorithms work: A critical look implicit parallelism", Proceedings of the 3rd International conference on genetic algorithm, George Mason university, Fairfax, Virginia, USApp. 20-27, 1989
66. Janikow, C. Z., and Michalewicz, Z., "An experimental comparison of binary and floating point representation in genetic algorithms," Proceedings of the Fourth International Conference of GA, pp. 31–36, San Diego, CA, 13–16 July 1991
67. Sivaraj, R., Ravichandran, Dr.T., "A review of selection methods in genetic algorithm", International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST), Vol. 3 No. 5, pp 3792- 3797, May 2011
68. Boudissa, E., & Bounekhla, M., "A real-coded genetic algorithm applied to induction machine parameters identification trough an output error", The Mediterranean Journal of Measurement and Control, vol. 6, N° 3, pp. 109-119, 2010
69. Jun, L., and Hiroshi, T., "A real-coded genetic algorithm applied to optimum design solidity of a low vaned diffuser for diffuser pump," J. Thermal Sci., Vol. 10, No. 4, pp. 301–308, 2001
70. Chang, W.A., and Ramakrishna, R.S., "Elitism-Based Compact Genetic Algorithms", IEEE Transactions on evolutionary computation, vol.7, N°.4, pp. 367-385, August 2003
71. Vasconcelos, J.A., Z.P., Rairez, J.A., Takahashi, R.H.C., and Saldanha, R.R., "Improvements in Genetic algorithm ", IEEE Trans. on Magnetics, Vol. 37, No. 5, pp. 3414- 3417, 2001.
72. Shimodaira, H., "A New Genetic Algorithm Using Large Mutation Rates and Population Elitist Selection (GALME)", In Proc. of the Eighth IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, Toulouse, France, pp.25–32, 1996

73. Hinterding, R., Michalewicz, Z., and Eiben, A. E., Adaptation in evolutionary computation: A survey, IEEE Trans. On evolutionary computation, pp.65-69, 1997
74. Boudissa, E., and Bounekhla, M., "Genetic Algorithm with Dynamic Selection Based on Quadratic Ranking Applied to Induction Machine Parameters Estimation", Electric Power Components and Systems, Vol. 40, N°10, pp.1089–1104, July 2012
75. Chelouah, R., Siarry, P., "Tabu Search applied to global optimization", European Journal of Operational Research 123, pp.256-270, 2000
76. Gopalakrishnan, M., Mohan, S. & He, Z., "A tabu search heuristic for preventive maintenance scheduling", Computers & Industrial Engineering 40, pp.149-160, 2001
77. Jackson, W.C., Norgard, J.D., A Hybrid Genetic Algorithm with Boltzmann Convergence Properties, J Optim Theory Appl Vol.136, pp 431–443, 2008
78. Talbi, E.G., « *A taxonomy of hybrid meta-heuristics* », Rapport AS-183 du Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille. Université des Sciences et Technologies de Lille, 1998.
79. Xu, Y. G., Li, G. R., and Wu, Z. P., "A Novel hybrid genetic algorithm using local optimizer based on heuristic pattern move", Applied Artificial Intelligence, Taylor & Francis, pp.601-631, 2001
80. Cheng, R., M. Gen, and Y. Tsujimura., A tutorial survey of job-shop scheduling problems using genetic algorithms: Part II. Hybrid genetic search strategies, Int J. Computers Industrial Engineering Vol.37, N°1, pp.51-55, 1999.
81. Magyar, G., M. Johnsson, and O. Nevalainen.. An adaptive hybrid genetic algorithm for the three matching problem, IEEE Trans. Evolutionary Computation, Vol.4, N°2, pp135-146, 2000.
82. Jackson, W.C., Norgard, J.D., A Hybrid Genetic Algorithm with Boltzmann Convergence Properties, J Optim Theory Appl Vol.136, pp 431–443, 2008