



Université Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd
Faculté de Technologie
Département d'Electrotechnique



Thèse

Préparée au sein du laboratoire LAAAS, Batna 2

Présentée pour l'obtention du diplôme de :

Doctorat en Sciences en Electrotechnique
Option : Machines Electriques et Commande des Systèmes

Sous le Thème :

**Commande Adaptative et Intelligente avec Observateurs
pour les Systèmes non Linéaires**

Présentée par :

LAKEHAL Hanane

Devant le jury composé de :

M. BENAGGOUNE Saïd
M. CHAFAA Kheirddine
M. LAAMARI Yahia
M. BOUCHAMA Ziad

Professeur Université de Batna
Professeur Université de Batna
MCA Université de Msila
MCA Université de B.B.A

Président
Rapporteur
Examineur
Examineur

2022/2023

Remerciements

Le travail présenté dans cette thèse a été effectué au sein du Laboratoire d'Automatique Avancée et Analyse des Systèmes (LAAAS), Département d'Électronique, Faculté de Technologie de l'Université Mostefa Ben Boulaid, Batna 2. Avant toute chose, je tiens à remercier Dieu pour l'accomplissement de ce projet. Je tiens à exprimer mes profonds remerciements à mon directeur de thèse, Mr. Kheireddine CHAFAA, professeur au Département d'Électronique à l'Université Batna 2, qui a assuré la direction de mon travail. Je le remercie pour son soutien intellectuel, ses conseils et pour la confiance qu'il m'a accordée tout au long de cette thèse.

J'adresse également mes sincères remerciements à Monsieur Said Benaggoune, Professeur à l'Université Batna 2, pour accepter de présider mon jury de thèse, ainsi qu'à Monsieur Yahia Laamari, Maître de Conférences à l'Université de Msila, et Monsieur Bouchama Ziyad, Maître de Conférences à l'Université de B.B.A, pour l'honneur qu'ils me font en acceptant d'examiner ce travail.

Enfin, je n'oublie pas d'adresser mes vifs remerciements à toute ma famille, qui m'a accompagné tout au long de mes études par son amour inconditionnel et son soutien constant. J'adresse aussi mes remerciements à l'ensemble des enseignants et responsables du département de l'électrotechnique de l'Université de Batna

Dédicace

*Je dédier ce travail A mes parents
A mes sœurs et leurs époux et enfants
A mes frères et leurs épouses et enfants
A toutes ma famille*

الملخص

يهدف العمل المقدم في هذه الأطروحة في استخدام طريقة جديدة تعتمد على مزيج من مرشح كالمان الممتد (FKE) مع التحسين استناداً إلى الجغرافيا الحيوية (BBO) لتقدير الحالات غير القابلة للقياس للقيم الفيزيائية للمحرك المتزامن ذو مغناطيس دائم. إن أداء هذا التقدير هو المشكلة الرئيسية المرتبطة بهذا المرشح، لأنه يتأثر بشدة بمعايير النظام ومصروفات التباين في الحالة والقياس Q و R على التوالي. تم تنفيذ الطريقة المقترحة في خطوتين، كخطوة أولى، تم تحسين مصروفات التباين لضوضاء الحالة وضوضاء القياس بطريقة (off-line) بواسطة خوارزمية (BBO). كخطوة ثانية، يتم استخدام القيم المثلى لكلا مصروفات التباين بواسطة مرشح كالمان الممتد في الوقت الفعلي. تم إجراء تقديران للحالة لـ MSAP بواسطة مرشح Kalman الممتد، بدون ومع التحكم الشعاعي (FOC). المحاكاة والمقارنة مع الخوارزميات الوراثة (AG) وتحسين سرب الجسيمات (PSO). تبين أن النتائج مشجعة للغاية من حيث الأداء الجيد للمحرك

الكلمات المفتاحية

محرك متزامن ذو مغناطيس دائم (MSAP)، مرشح كالمان الممتد (FKE)، التحكم الشعاعي (FOC)، خوارزمية (BBO)، خوارزمية (PSO)، خوارزمية (AG).

Résumé

Le travail présenté dans cette thèse considère l'utilisation d'une nouvelle méthode basée sur la combinaison du filtre de Kalman Etendu avec l'optimisation basée sur la biogéographie pour estimer les états non mesurables des valeurs physiques du moteur synchrone à aimant permanent. La performance de cette estimation est le problème majeur associé à ce filtre, puisqu'il est fortement influencé par les paramètres du système et par les matrices de covariance de bruits d'état et de mesure Q et R , respectivement. La méthode proposée a été mise en œuvre en deux étapes, en première étape, apprentissage fonctionnant en temps différé (hors-line), deuxième étape, application les paramètres optimisés au Filtre de Kalman Etendu en temps réel. Deux Estimations d'état de l'MSAP par le Filtre de Kalman Etendu ont été effectués sans et avec commande vectorielle (FOC), La simulation et la comparaison de la méthode proposée (BBO) avec l'algorithme génétique (GA) et l'optimisation par essaim de particule (PSO) confirment l'efficacité de la technique d'optimisation BBO par rapport aux autres techniques.

Mots clés : MSAP; FKE; FOC; BBO; AG; PSO

Abstract

The work of this thesis considers the use of a new method based on the combination of the Kalman filter extended with optimization based on biogeography to estimate non measurable states of physical values of the permanent magnet synchronous motor (PMSM). The performance of this estimate is the major problem associated with this filter, since it is strongly influenced by the parameters of the system and by the matrices of covariance of state and measurement Q et R , respectively. The proposed method will be performed in two steps, as a first step, the covariance matrices of state noise and mesurment noise was optimized in an off-line manner by the (BBO) algorithm, as a second step, the optimal values of the both covariance matrices are used by the Kalman Filter Extended in real time. Two state estimates of the MSAP by the Extended Kalman Filter have been performed, without and with Field-Oriented Control (FOC), The simulation and comparison of the proposed method (BBO) with genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO) confirm the effectiveness of the (BBO) optimization technique compared to other techniques.

Keywords: PMSM; EKF; FOC; BBO; GA; PSO

Table des matières

Remerciements	
Résumé	
Dédicace	
Table des matières	
Liste des figures	
Liste des tableaux	
Introduction générale	

I. Modélisation et Commande de la Machine Synchrones à Aimant Permanent

I.1 Introduction.....	6
I.2 Description et principe de fonctionnement de la MSAP triphasée.....	7
I.3 Modélisation de la machine synchrone à aimant permanent	7
I.3.1 Mise en équation de la MSAP en triphasée (modèle en abc)....	8
I.3.1.1 Equations électriques.....	8
I.3.1.2 Equations magnétiques.....	10
I.3.2 Mise en équation de la MSAP en biphasé.....	11
I.3.2.1 Principe de la transformation de Park.....	11
I.3.2.2 Mise en équation de la MSAP dans le repère de Park.....	12
I.3.2.2.1 Equations du stator.....	12
I.3.2.2.2 Equation mécanique.....	13
I.3.2.2.3 Couple électromagnétique.....	13
I.4 Modèle d'état de la MSAP.....	13
I.5 Alimentation par un réseau triphasé équilibré.....	15
I.5.1 Discussions des résultats.....	17
I.6 Modélisation du système d'alimentation.....	17
I.6.1 Modélisation de l'onduleur.....	17
I.6.2 Commande par modulation de largeur d'impulsion (STRATEGIE TRIANGULO-SINUSOIDALE)....	20
I.6.3 Discussions des résultats.....	24
I.7 La commande vectorielle	24
I.8 Description du système global	24
I.9 Découplage par compensation.....	26
I.10 Calcul des régulateurs.....	29
I.10.1 Régulation du courant I_{ds}	29
I.10.2 Régulation du courant I_{qs}	31
I.10.3 Régulation de vitesse.....	31
I.11 Résultats de simulation de la commande vectorielle de la MSAP alimentée en tension.....	33
I.12 Conclusion	35

II. Observateur stochastique et Filtre de Kalman Etendu

II.1 Introduction.....	39
II.2 Filtre de kalman.....	39
II.2.1 Présentation du filtre de kalman	40
II.2.1.1. Fonctionnement du Filtre de kalman.....	41
II.2.1.2. Simulation du Filtre de Kalman.....	43
II.3. Filtre de Kalman Etendu	46
II.3.1. Fonctionnement du Filtre de Kalman Etendu	46
II.3.1.1. Algorithme	46
II.3.1.2. Matrices de covariance Q et R	48
II.4. Application du Filtre de kalman Etendue à l'MSAP.....	48
II.4.1. Modèle d'état de l'MSAP en temps continu	49
II.4.2. Modèle discret non linéaire de l'MSAP	50
II.4.3. Linéarisation de l'MSAP et matrices Jacobiennes	51
II.4.4. Implémentation de l'algorithme du FKE discret	53
II.5 Estimation d'Etat d'MSAP par le FKE sans commande	54
II.5.1. Structure du Filtre de Kalman Etendu	54
II.5.2. Résultat de simulation.....	55
II.5.3. Interprétation des résultats.....	58
II.6 Estimation d'Etat de l'MSAP par le FKE avec la commande vectorielle	58
II.6.1 Structure du Filtre de Kalman Etendu.....	58
II.6.2 Stratégie et paramètres de réglage du Filtre de Kalman Etendu	59
II.6.3 Résultat de simulation.....	60
II.6.4 Interprétation des résultats.....	62
II.7 Conclusion.....	63

III. Techniques d'optimisation

III.1 Introduction.....	68
III.2 Algorithme génétique.....	68
III.2.1 Principes des algorithmes génétiques.....	69
III.2 Description détaillée.....	70
III.2.2.1 Codage et population initiale.....	70
III.2.2.2 Fonction d'évaluation.....	70
III.2.2.3 Opérateurs génétiques.....	70
III.2.2.4 La sélection.....	71
III.2.2.5 Le croisement.....	71
III.2.2.5.1 Le croisement 1 point avec codage binaire.....	71
III.2.2.5.2 Croisement deux points.....	72
III.2.2.6 La mutation.....	72
III.2.2.7 Critère d'arrêt et solution optimale.....	72
III.2.3 Fonctionnement.....	73
III.3. Optimisation par essaim de particules (PSO)	74
III.3.1 Principe de la méthode d'essaim de particules.....	75
III.3.2 Définition de la position et de la vitesse courante associée à une particule...	75
III.4 Optimisation basée sur la biogéographie (BBO)	79
III.4.1 Etapes de l'optimisation basée sur la biogéographie.....	82

III.4.1.1 La procédure de base de BBO.....	82
III.4.1.2 Evaluation de la fonction HSI.....	83
III.4.1.3 Sélection.....	83
III.4.1.3.1 Sélection par roulette.....	83
III.4.1.4 Opérateur de migration.....	83
III.5 Conclusion.....	86

IV. Optimisation par les algorithmes Méta-heuristique des paramètres d'un EKE

IV.1 Introduction.....	91
IV.2 Structure d'optimisation du système d'estimation des paramètres du FKE.....	91
IV.3 Résultat et Simulation	95
IV.3.1 Méthode essais-erreur	96
IV.3.2 Optimisation par l'algorithme génétique des paramètres du FKE.....	99
IV.3.3 Optimisation par essaim de particule des paramètres du FKE.....	101
IV.3.4 Optimisation basé sur la biogéographie des paramètres du EKF.....	103
IV.4 Comparaison des résultats.....	105
IV.5 Conclusion.....	111

V. Commande avec observateur optimisés de la MSAP

V.1 Introduction.....	114
V.2 Structure optimisée Estimation-Commande.....	114
V.3 Résultats et simulation.....	116
V.3.1 Méthode essais-erreur.....	116
V.3.2 Optimisation par les algorithmes génétique des paramètres PI-FKE.....	121
V.3.3 Optimisation par essaim de particule des paramètres PI-FKE.....	123
V.3.4 Optimisation basé sur la biogéographie des paramètres PI-FKE.....	124
V.4 Comparaison des résultats.....	131
V.5 Conclusion.....	132
Conclusion générale et perspective.....	134

Liste des figures

Fig.I.1 Représentation de la machine synchrone dans le repère fixe.....	8
Fig.I.2 Représentation d'une machine synchrone à aimants permanents dans le repère triphasé.....	11
Fig.I.3 Schéma équivalent de la MSAP dans le repère (d, q)	11
Fig.I.4 Modèle de machine dans le repère de Park.....	14
Fig. I.5 Résultat de simulation de la MSAP alimentée par un réseau triphasé avec charge $Cr= 10 N.m$	16
Fig.I.6 Schéma électrique d'un onduleur triphasé à trois bras alimentant la MSAP...	18
Fig.I.7 Principe de la modulation MLI type sinus-triangle.....	21
Fig.I.8 Algorithme de simulation de la machine-onduleur en boucle ouverte.....	22
Fig. I.9 Résultat de simulation de la MSAP-Onduleur avec application d'une charge $Cr=10 N.m$ à l'instant $t=0.5 sec$	23
Fig.I.10 Commande vectorielle de la MSAP.....	25
Fig.I.11 Modèle de la MSAP commandé par orientation du flux à I_d nul.....	26
Fig.I.12 Schéma bloc de compensation.....	27
Fig.I.13 Principe de découplage par compensation.....	28
Fig.I.14 Commande découplée	29
Fig.I.15 Boucle de régulation de courant I_{ds}	29
Fig.I.16 Boucle de régulation de courant I_{qs}	31
Fig.I.17 Boucle de Régulation de la vitesse.....	32
Fig.I.18 Résultat de simulation lors d'un démarrage à vide suivi d'une application de charge	35
Fig.II.1 Etapes du filtre de Kalman.....	41
Fig.II.2 Système linéaire du deuxième ordre avec Filtre de Kalman.....	43
Fig.II.3 L'état x_1 et son estimé \hat{x}_1	45
Fig.II.4 L'état x_2 et son estimé \hat{x}_2	45
Fig.II.5 Structure du filtre de Kalman étendu avec la machine MSAP sans commande.....	55
Fig.II.6 Tests de robustesse de l'estimateur d'état de l'MSAP, alimentée par un onduleur de tension.....	57
Fig.II.7 Structure de la commande sans capteur par le F.K.E.....	59
Fig.II.8 Simulation Estimation-commande vectorielle de la MSAP alimentée par un onduleur de tension.	62
Fig.III.1 Différents niveaux d'organisation des paramètres pour un algorithme génétique.....	70
Fig.III.2 Représentation d'un croisement de deux chaînes en un point.	71
Fig.III.3 Représentation d'un croisement de deux chaînes en deux points.	72
Fig.III.4 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique.	74
Fig.III.5 Principe de déplacement d'un point de recherche par PSO.	77
Fig.III.6 Organigramme de l'algorithme de PSO.	78
Fig.III.7 Algorithme général du BBO.	81
Fig.III.8 Illustration de deux solutions candidates.....	85
Fig. IV.1 Schéma fonctionnel du système d'estimation des paramètres BBO-FKE...	92
Fig. IV.2 Résultats d'estimation de la vitesse par (essais-erreur).....	98
Fig. IV.3 Description du code AG utilisé.....	100

Fig. IV.4 Evolution de la fonction objective AG- FKE (Arrangement 3).....	100
Fig. IV.5 Description du code PSO utilisé.....	101
Fig. IV.6 Evolution de la fonction objective de PSO- FKE (Arrangement 3).....	102
Fig. IV.7 Evolution de la fonction objective de BBO-FKE (Arrangement 3).....	105
Fig. IV.8 Résultats de simulation obtenus par BBO- EKF pour le tableau 4.....	111
Fig. V.1 Structure d'optimisation estimation-commande.....	115
Fig. V.2 Résultats de simulation de la vitesse du rotor	121
Fig. V.3 Evolution de la fonction objective d'AG- PI-FKE (arrangement 3, étape 2)..	122
Fig.V.4 Evolution de la fonction objective du PSO-PI-FKE (arrangement 3, étape 2)	124
Fig.V.5 Evolution de la fonction objectif du BBO-PI-FKE (arrangement 3, Etape 2)	126
Fig. V.6 Résultats de simulation obtenus par BBO-PI -FKE (arrangement 3, étape 2)	130

Liste des tableaux

Tableau I.1 Paramètres de l'MSAP.....	15
Tableau III.1 Terminologie du BBO.....	79
Tableau III.2 Paramètres du BBO.....	82
Tableau IV.1 Optimisation des paramètres d'un FKE utilisant optimisation essai erreur.....	97
Tableau IV.2 Optimisation des paramètres du FKE utilisant AG.....	100
Tableau IV.3 Optimisation des paramètres d'un FKE utilisant PSO.....	102
Tableau IV.4 Optimisation des performances du FKE utilisant BBO.....	104
Tableau IV.5 Paramètres BBO.....	105
Tableau IV.6 Comparaison des meilleures performances d'optimisations.....	106
Tableau V.1 Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant essais-erreur.....	120
Tableau V.2 Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant l'AG.....	122
Tableau V.3 Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant PSO.....	123
Tableau V.4. Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant BBO.....	125
Tableau V.5. Comparaison des meilleures performances d'optimisation	126

Introduction Générale

De nos jours, plusieurs types de moteurs électriques sont utilisés dans des applications industrielles, à savoir les moteurs à courant continu à balais collecteur, les moteurs à induction (IM) et les moteurs synchrones à aimants permanents (MSAPs). En raison de la forte évolution des matériaux magnétiques, des microprocesseurs et de la théorie du contrôle intelligent, les MSAP ont remplacé les moteurs à courant continu à balais collecteur ces dernières années. Ce type de moteurs est utilisé dans des applications de hautes performances (actionneurs de robotiques, entraînement à vitesse variable servomoteurs) en raison de leur rendement, couple volumique et puissance massique importants et élevée [1,2].

Dans les MSAPs, l'excitation est fournie par les aimants permanents montés sur le rotor [1]. En raison de leur conception, ils présentent de nombreux avantages par rapport aux autres moteurs électriques [3] : (1) Le courant n'est appliqué que dans le stator, ce qui rend le refroidissement du moteur simple (2) Le champ magnétique dans le rotor est produit par un aimant, donc peu de pièces mobiles sont nécessaires (3) Le couple généré est élevé pour toutes les vitesses, éliminant le besoin de boîtes de vitesses (4) une densité de puissance élevée [3].

Les MSAPs peuvent être considérés comme un choix idéal pour certaines applications, Mais le problème c'est que sa commande est plus compliquée que celle d'une machine à courant continue à excitation séparé, puisque le système est non linéaire et il est très difficile d'obtenir le découplage entre le couple et le flux. Afin de faciliter notre étude la technique de la commande vectorielle (Field Oriented Control) permet à la machine MSAP d'avoir une dynamique proche de celle de la machine à courant continue qui concerne la linéarité et le découplage. Cette structure de contrôle nécessite que les paramètres de la machine soient précis, ceci exige une bonne estimation du vecteur d'état et d'identification des paramètres. De plus la vitesse du rotor est la variable la plus essentielle, elle peut être mesurée à l'aide de certains capteurs (encodeurs optiques) fixés sur le rotor. D'autre part, le prix du système, sa taille et son poids sont augmentés et sa cohérence diminue dans les mauvaises conditions ou situations, ce qui rend difficile d'atteindre des valeurs réelles des variables d'état ou des paramètres [4,5].

Pour pallier ces inconvénients, dans la littérature, nombreuses méthodes douces ont été proposées basés sur la théorie de l'estimation. Dans cette perspective, des observateurs (estimateurs) ont été introduits pour approximer les vecteurs d'état. Notez que le vecteur d'état peut être constitué de variables comme la vitesse, la position, le flux, le couple etc., ou de paramètres comme la résistance statorique, la résistance rotorique, etc. La synthèse de l'observateur exploite les informations disponibles sur le système réel à savoir ses entrées et ses sorties mesurées en se basant sur un modèle dynamique du système.

Diverses observateurs pour l'estimation du vecteur d'état de la MSAP ont été proposés dans la littérature, telles que l'observateur à mode glissant (SMO) [6], observateur d'ordre réduit [7], observateur d'ordre complet [8], Filtre de Kalman étendu (EKF) [9] et système adaptatif à modèle de référence (MRAS) [10].

En comparant toutes les méthodes citées ci-dessus, le filtre de Kalman étendu possède les meilleures performances dynamiques dans les environnements stochastiques, où il prouve une robustesse élevée [11]. Dans la littérature, de nombreuses études ont utilisés ce filtre pour approximer le vecteur d'état de la machine. Il est considéré comme un observateur qui approxime et optimise un vecteur d'état filtré sous l'influence des bruits d'état et des bruits mesures lorsque les covariances de ces bruits Q et R sont inconnues [12][13,14].

Traditionnellement Q et R étaient d'abord ajustés manuellement par les technique d'essais-erreur (tâtonnement), mais ce type d'ajustement présente généralement des difficultés lorsque les systèmes considérés sont complexes (Complexité de calcul). Particulièrement, l'algorithme génétique (GA) et la technique d'optimisation par essaim particulaire (PSO) ont réalisé un grand accomplissement dans l'optimisation au cours de ces dernières années où ils ont été utilisés pour l'ajustement des paramètres Q et R .

Dans cette thèse, nous introduisons une autre nouvelle approche appelée optimisation basé sur la biogéographie (BBO, introduite par D. Simon en 2008) pour adapter les paramètres de covariance Q , R ainsi que les paramètres K_p et K_i du régulateur Proportionnel-Intégral (PI) de la commande vectorielle.

Le but majeur de notre travail sera l'estimation optimisée en temps réel du vecteur d'état de la MSAP constitué de la vitesse du rotor, de l'angle de position, des courants, de la charge (le couple résistant), de la résistance statorique et les paramètres du régulateur PI.

Le manuscrit est structuré en Cinq chapitres :

Le premier chapitre est divisé en deux parties, la première partie, présente la modélisation de la machine synchrone à aimant permanent et son modèle mathématique dans les repères (abc) , (d,q) . En plus nous présenterons le modèle de l'onduleur de tension triphasée à base de transistors commandés par la technique de modulation de largeur d'impulsions (MLI). La deuxième partie, concerne le principe de la commande vectorielle de la MSAP pour l'asservissement de vitesse en utilisant un régulateur proportionnel intégral (PI).

Dans le deuxième chapitre, quelques notions de base sur le filtre de Kalman ainsi que le filtre de Kalman étendu sont présentées. On trouve aussi dans ce chapitre deux exemples simulés, un système linéaire et un autre non linéaire (machine synchrone à aimant permanent).

L'objectif du troisième chapitre est de présenter les principes des approches d'optimisations : Algorithme génétique (GA), optimisation par essaim de particule (PSO) et l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO).

Le quatrième chapitre, est consacré à l'optimisation des paramètres du FKE par les trois approches AG, PSO et BBO.

Le cinquième chapitre est consacré à l'optimisation simultanée d'un régulateur de type PI pour la commande de vitesse du système MSAP ainsi que les paramètres du FKE.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale.

Références

- [1] Thangaraian, K., & Soundarraian, A. (2020). *Performance Comparison of Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM) Drive with Delay Compensated Predictive Controllers*. *Microprocessors and Microsystems*, 103081. doi:10.1016/j.micpro.2020.103081
- [2] Xu, D., Zhang, S., & Liu, J. (2013). *Very-low speed control of PMSM based on EKF estimation with closed loop optimized parameters*. *ISA Transactions*, 52(6), 835–843. doi:10.1016/j.isatra.2013.06.008
- [3] Fredrik Petersson LITH-ISY-EX--09/4186--SE Linköping 2009, Examensarbete utfört i Reglerteknik vid Tekniskahögskolan i Linköping av, "Sensor-less Control of a Permanent Magnet Synchronous Motor". <http://liu.diva-portal.org/smash/get/diva2:208355/FULLTEXT01.pdf>
- [4] Jon, R., Wang, Z., Luo, C., & Jong, M. (2017). *Adaptive robust speed control based on recurrent elman neural network for sensorless PMSM servo drives*. *Neurocomputing*, 227, 131–141. doi:10.1016/j.neucom.2016.09.095
- [5] Walambe, R. A., & Joshi, V. A. (2018). *Closed Loop Stability of a PMSM-EKF Controller-Observer Structure*. *IFAC-Papers OnLine*, 51(1), 249–254. doi:10.1016/j.ifacol.2018.05.062
- [6] Liu, Xianq; Ji, Zhicheng; Wang, Yan (2018). *Speed regulation of dual-PMSM system under disturbances by composite sliding mode control*. *Modern Physics Letters B*, (), 1840107–. doi:10.1142/S0217984918401073
- [7] Alshawish, A. M., Eshtaiwi, S. M., Shoiaieghadikolaei, A., Ghasemi, A., & Ahmadi, R. (2020). *Sensorless Control for Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM) Using a Reduced Order Observer*. 2020 IEEE Kansas Power and Energy Conference (KPEC). doi:10.1109/kpec47870.2020.9167647
- [8] Li, Y., Yang, M., Long, J., Ren, B., & Xu, D. (2019). *Design of Full-order Observer for PMSM Based on Current Prediction Model*. 2019 22nd International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). doi:10.1109/icems.2019.8921805
- [9] Tondpoor, K., Sadhainnezhad, S. M., & Rashidi, A. (2020). *Sensorless Control of PMSM Using a Simplified Model Based on Extended Kalman Filter*. 2020 11th Power Electronics, Drive Systems, and Technologies Conference (PEDSTC). doi:10.1109/pedstc49159.2020.9088400
- [10] Nicola, M., Nicola, C.-I., & SacerdoTlanu, D. (2020). *Sensorless Control of PMSM using DTC Strategy Based on PI-ILC Law and MRAS Observer*. 2020 International Conference on Development and Application Systems (DAS). doi:10.1109/das49615.2020.9108974
- [11] Mouna Ghanai, Ali Medighou, Kheireddine Chafaa, "Extended Kalman Filter Based States Estimation of Unmanned Quadrotors for Altitude-Attitude Tracking Control", ©2018 ADVANCES IN ELECTRICAL AND ELECTRONIC ENGINEERING, doi: 10.15598/aeer.v16i4.2911
- [12] Medighou, A., Ghanai, M., & Chafaa, K. (2018). *Improved feedback linearization control based on PSO optimization of an extended Kalman filter*. *Optimal Control Applications and Methods*. doi:10.1002/oca.2454
- [13] Shi, K. L., Chan, T. F., Wong, Y. K., & Ho, S. L. (2002). *Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter*. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 49(1), 124–133. doi:10.1109/41.982256
- [14] Laamari, Y., Chafaa, K., & Athamena, B. (2014). *Particle swarm optimization of an extended Kalman filter for speed and rotor flux estimation of an induction motor drive*. *Electrical Engineering*, 97(2), 129–138. doi:10.1007/s00202-014-0322-1

Chapitre I

MODÉLISATION ET COMMANDE DE LA MACHINE SYNCHRONE À AIMANT PERMANENT

Sommaire

I.1 Introduction.....	6
I.2 Description et principe de fonctionnement de la MSAP triphasée.....	7
I.3 Modélisation de la machine synchrone à aimant permanent	7
I.3.1 Mise en équation de la MSAP en triphasée (modèle en abc)... ..	8
I.3.1.1 Equations électriques.....	8
I.3.1.2 Equations magnétiques.....	10
I.3.2 Mise en équation de la MSAP en biphasé.....	11
I.3.2.1 Principe de la transformation de Park.....	11
I.3.2.2 Mise en équation de la MSAP dans le repère de Park.....	12
I.3.2.2.1 Equations du stator.....	12
I.3.2.2.2 Equation mécanique.....	13
I.3.2.2.3 Couple électromagnétique.....	13
I.4 Modèle d'état de la MSAP.....	13
I.5 Alimentation par un réseau triphasé équilibré.....	15
I.5.1 Discussions des résultats.....	17
I.6 Modélisation du système d'alimentation.....	17
I.6.1 Modélisation de l'onduleur.....	17
I.6.2 Commande par modulation de largeur d'impulsion (STRATEGIE TRIANGULO-SINUSOIDALE).....	20
I.6.3 Discussions des résultats.....	24
I.7 La commande vectorielle	24
I.8 Description du système global	24
I.9 Découplage par compensation.....	26
I.10 Calcul des régulateurs.....	29
I.10.1 Régulation du courant I_{ds}	29
I.10.2 Régulation du courant I_{qs}	31
I.10.3 Régulation de vitesse.....	31
I.11 Résultats de simulation de la commande vectorielle de la MSAP alimentée en tension.....	33
I.12 Conclusion	35

I.1 Introduction

Le terme de machine synchrone regroupe toutes les machines dont la vitesse de rotation de l'arbre de sortie est égale à la vitesse de rotation du champ tournant créé par les enroulements statoriques [1][2]. Cette machine représente aujourd'hui une part importante du marché des convertisseurs électromécaniques d'énergie, ceci est du grâce au développement de la technologie des composants de l'électronique de puissance, et l'apparition des processeurs numériques à fréquence élevée et à forte puissance de calcul. Elle couvre une gamme de puissance très étendue de quelques watts à des dizaines de mégawatts [3][4]. De plus, avec l'évolution des aimants permanents modernes, qu'ils soient à base d'alliages métalliques (Alnico), d'oxydes métalliques (ferrites durs anisotrope) ou de terres rares (SmCo, NdFeB) leur a permis d'être utilisés comme inducteurs dans les machines synchrones [5]. En effet, de telles structures n'ayant aucun enroulement au rotor, donc engendrant moins de pertes de fer, présentent un rendement plus élevé que celui des machines conventionnelles. Cependant, dans la plupart des applications, ces machines sont couplées à des convertisseurs d'électronique de puissance afin de répondre aux exigences de la charge [3].

L'association de cette machine à des convertisseurs statiques favorise son utilisation en mode autopiloté. En général, l'autopilotage est assuré au moyen de capteurs de position tel que les capteurs à effet hall, les résolveurs et les codeurs incrémentaux. Ces capteurs permettent de synchroniser la commande des interrupteurs de puissance à la position du rotor. Les convertisseurs statiques qui alimentent la MSAP en général sont les onduleurs de tensions (en très forte puissance et en haute tension) [6].

Le modèle de la machine synchrone à aimants permanents que nous allons présenter dans ce chapitre est un système multi variable, non linéaire et en plus il est fortement couplé entre les variables d'entrées, les variables de sorties, et les variables internes de la machine, ce qui constitue la difficulté de la commander. Pour contourner cette difficulté on utilise généralement la commande vectorielle appelée aussi commande par orientation de flux FOC (Field Oriented Control). L'idée fondamentale de cette stratégie est d'assimiler le comportement de la machine synchrone à celui d'une machine à courant continu, c'est-à-dire un modèle linéaire et découplé ce qui permet d'améliorer son comportement dynamique. [7]

Ce chapitre est divisé en deux parties : (1) la première partie est consacrée à la modélisation des éléments de la machine dans l'espace d'état, la commande MLI et la description du convertisseur

qui l'alimente. (2) Dans la deuxième partie on présentera l'application de la commande vectorielle à la MSAP en utilisant des correcteurs classique de type PI ainsi que les résultats de simulation.

I.2 Description et principe de fonctionnement de la MSAP triphasée

La MSAP possède la même structure que toutes les machines électriques à savoir, un stator et un rotor. Le stator de la MSAP est identique à celui de la machine Asynchrone, mais la différence qu'on trouvera dans la MSAP un rotor à base d'aimants permanents [8].

- **Stator** : Les machines synchrones triphasées, ont un stator composé de trois enroulements identiques décalés de 120 degrés électriques dans l'espace. Lorsqu'on alimente les enroulements statoriques par un système triphasé équilibré de tensions, il y aura la création d'un champ tournant le long de l'entrefer. La vitesse de rotation du champ tournant est proportionnelle au nombre de pôles de la machine et à la pulsation des courants statoriques [8][9].

$$\Omega = \frac{\omega}{P} \quad (\text{I.1})$$

Avec

ω : La pulsation des courants statoriques [rad/s].

P : Le nombre de paires de pôles de la machine.

Ω : vitesse de rotation de la machine [rad/s]

- **Rotor** : le rotor est constitué d'aimants créant un flux magnétique permanent φ_f à travers les spires des enroulements du stator.

Pour assurer cette synchronisation, la connaissance de la position θ du rotor de la machine est nécessaire. Elle définit en effet la position de la direction (d) des aimants permanents, ainsi que la direction (q) en quadrature avec la direction (d).

I.3 Modélisation de la machine synchrone à aimant permanent

Afin d'obtenir une formulation plus simple et de réduire la complexité du modèle de la machine, on adopte les hypothèses simplificatrices suivantes :

- les *f.e.m* sont à répartition sinusoïdale,
- Le circuit magnétique de la machine est non saturé.
- L'hystérésis et les courants de Foucault sont négligeables.
- L'entrefer est d'épaisseur uniforme.
- L'effet d'encoche est négligeable.

Le modèle de la machine synchrone le plus utilisé est basé sur la transformation de Park et qui permet d'obtenir un système équivalent formé de deux enroulements orthogonaux qui sont situés dans le même plan que les enroulements a , b et c . Avec cette transformation, nous pouvons passer d'une représentation dans le repère triphasé (a , b et c) à une représentation dans un repère cartésien d'axes (d , q) [10][11].

I.3.1 Mise en équation de la MSAP en triphasée (modèle en abc)

I.3.1.1 Equations électriques

La figure (I.1) donne la représentation des enroulements pour une machine synchrone triphasée à aimants permanents [12-16].

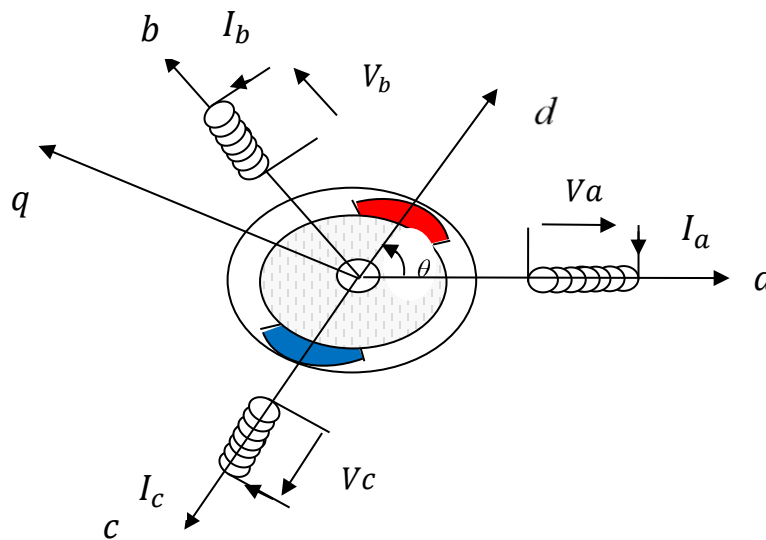


Fig. I.1. Représentation de la machine synchrone dans le repère fixe

Les tensions, flux et courants statoriques triphasés, sont écrits avec les notations vectorielles suivantes respectivement : $[V_{abc}]$ $[\varphi_{abc}]$ $[I_{abc}]$. A partir de la figure (I.1), on déduit les équations de la machine synchrone dans le repère fixé au stator.

$$[V_{abc}] = [R_s][I_{abc}] + \frac{d[\varphi_{abc}]}{dt} \quad (I.2)$$

$$[\varphi_{abc}] = [L_s][I_{abc}] + [\varphi_{fabc}] \quad (I.3)$$

Avec $[V_{abc}] = [V_a \ V_b \ V_c]^T$ Vecteur tension statorique, $[I_{abc}] = [I_a \ I_b \ I_c]^T$ Vecteur courant statorique et $[\varphi_{abc}] = [\varphi_a \ \varphi_b \ \varphi_c]^T$ Vecteur flux statorique et

$$[R_{ss}] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad \text{Matrice résistance du stator}$$

I.3.1.2 Equations magnétiques

L'expression des flux est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \varphi_a \\ \varphi_b \\ \varphi_c \end{bmatrix} = [L_{ss}] \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varphi_{af} \\ \varphi_{bf} \\ \varphi_{cf} \end{bmatrix} \quad (I.4)$$

Avec

$$\begin{bmatrix} \varphi_{af} \\ \varphi_{bf} \\ \varphi_{cf} \end{bmatrix} = \varphi_f \begin{bmatrix} \cos(\theta) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (I.5)$$

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} L_a & M_{ab} & M_{ac} \\ M_{ba} & L_b & M_{bc} \\ M_{ca} & M_{bc} & L_c \end{bmatrix} \text{ Matrice inductance du stator}$$

Où

φ_f : Valeur crête (constante) du flux crée par l'aimant à travers l'enroulement statorique.

θ : Angle entre l'axe d et l'axe de référence dans le système triphasé défini par :

$$\theta(t) = \int_0^t \omega dt \quad (I.6)$$

Avec :

$\omega = p\Omega$, ω la pulsation électrique, P le nombre de pair de pôles de la machine et Ω la vitesse de rotation de la machine (rotor).

L_a , L_b , L_c : Les inductances propres des phases statorique.

L_{ab} , L_{ba} , L_{ac} : Les inductances mutuelle entre phases statorique.

L_{ca} , L_{bc} , L_{cb} : Les inductances mutuelle entre phases statorique.

M : Inductance mutuelle.

A partir des équations précédentes, nous remarquons que l'étude du système est assez difficile vu le nombre d'équations différentielles à coefficients variables. Pour résoudre ce problème, nous allons utiliser des transformations mathématiques (Park), qui permettent de décrire le comportement du moteur à l'aide d'équations différentielles à coefficients constants. Ainsi, nous allons présenter la modélisation de la MSAP dans un repère lié au champ tournant, en utilisant la transformation de Park.

I.3.2 Mise en équation de la MSAP en biphasé

I.3.2.1 Principe de la transformation de Park

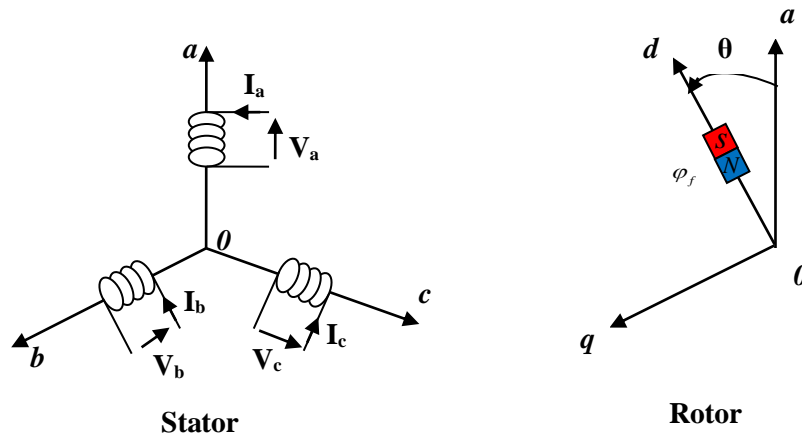


Fig. I.2. Représentation d'une machine synchrone à aimants permanents dans le repère triphasé

La transformée de Park est un outil mathématique utilisé en électrotechnique afin de réaliser un changement de repère dans un système d'axe diphasé ou triphasé. Elle est généralement utilisée pour passer d'un repère « fixe » lié au stator d'une machine électrique à un repère tournant lié au champ tournant. Une matrice $P(\theta_{obs})$ dite de Park, permet d'assurer ce passage [17][12][18].

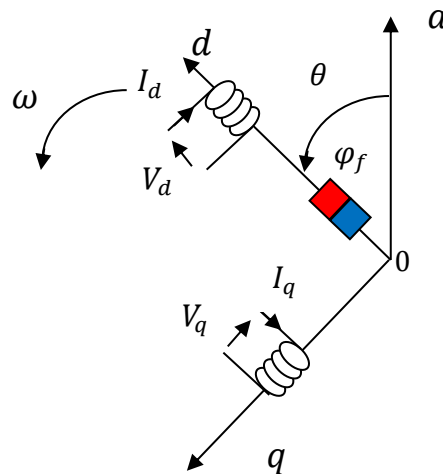


Fig. I.3. Schéma équivalent de la MSAP dans le repère (d, q)

➤ **Passage direct : du triphasé au diphasé**

L'équation qui traduit le passage du système triphasé au système diphasé (d,q) est donnée par :

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} = P(\theta_{obs}) \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad (I.7)$$

$$P(\theta_{obs}) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{obs}) & \cos\left(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_{obs} - \frac{4\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta_{obs}) & -\sin\left(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_{obs} - \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (I.8)$$

➤ **Passage inverse : du diphasé au triphasé**

L'équation qui traduit le passage du système diphasé (d,q) au système triphasé (a,b,c) est donnée par:

$$\begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} = P^T(\theta_{obs}) \begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} \quad (I.9)$$

Où La transformation inverse est donnée par :

$$P^{-1}(\theta_{obs}) = P^T(\theta_{obs}) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{obs}) & -\sin(\theta_{obs}) \\ \cos\left(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_{obs} - \frac{4\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_{obs} - \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (I.10)$$

I.3.2.2 Mise en équation de la MSAP dans le repère de Park

I.3.2.2.1 Equations du stator

Pour un repère lié au champ tournant, les équations des tensions statoriques s'écrivent dans le repère de Park par [11][18][19]:

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - p\Omega\varphi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + p\Omega\varphi_{ds} \end{cases} \quad (\text{I.11})$$

$$\begin{cases} \varphi_{ds} = L_d I_{ds} + \varphi_f \\ \varphi_{qs} = L_q I_{qs} \end{cases} \quad (\text{I.12})$$

Avec

L_d : Inductance longitudinal.

L_q : Inductance transversal.

I.3.2.2.2 Equation mécanique

L'application de la deuxième loi de Newton donne l'équation de mouvement :

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J} (C_{em} - C_r - f\Omega) \quad (\text{I.13})$$

I.3.2.2.3 Couple électromagnétique

L'expression du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_{em} = \frac{3}{2} p \left[(L_d - L_q) I_{ds} I_{qs} + \varphi_f I_{qs} \right] \quad (\text{I.14})$$

I.4 Modèle d'état de la MSAP

Le modèle général d'entrée-sortie de la machine synchrone à aimants permanent, est lié au choix du vecteur d'état. Dans le cas des équations électriques de la MSAP relatives au repère lié au rotor, les composantes du vecteur d'entrée de la machine sont les tensions V_{ds} et V_{qs} tandis que les courants statoriques I_{ds} et I_{qs} constituent les composantes du vecteur de sortie. Notre objectif dans ce qui suit est de mettre les équations sous la forme d'équation d'état suivante :

$$\frac{d[X]}{dt} = [A][X] + [B][U]$$

$$Y = [C]X \tag{I.15}$$

avec X le vecteur d'état du système, Y le vecteur de sortie (les grandeurs mesurables), $[A]$ la matrice d'évolution, $[B]$ la matrice de commande, $[C]$ la matrice de sortie, et $[U]$ représente le vecteur de commande.

Après simplification, les équations électriques de la MSAP peuvent être données par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_{ds}} & p\Omega \frac{L_q}{L_d} \\ -p\Omega \frac{L_d}{L_q} & -\frac{R_s}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{p\Omega}{L_q} \end{bmatrix} \varphi_f \tag{I.16}$$

Avec $\frac{d[X]}{dt}$: Vecteur de dynamique du système, $[A]$ Matrice d'état, $[X] = [I_d \ I_q]^T$ Vecteur d'état, $[B]$ Matrice d'entrées, $[U] = [V_d \ V_q \ \varphi_f]^T$ Vecteur de commande.

A partir des équations (I.13), (I.14) et (I.16), le modèle de la MSAP dans le repère de Park peut être schématisé par la figure (I.4) suivante :

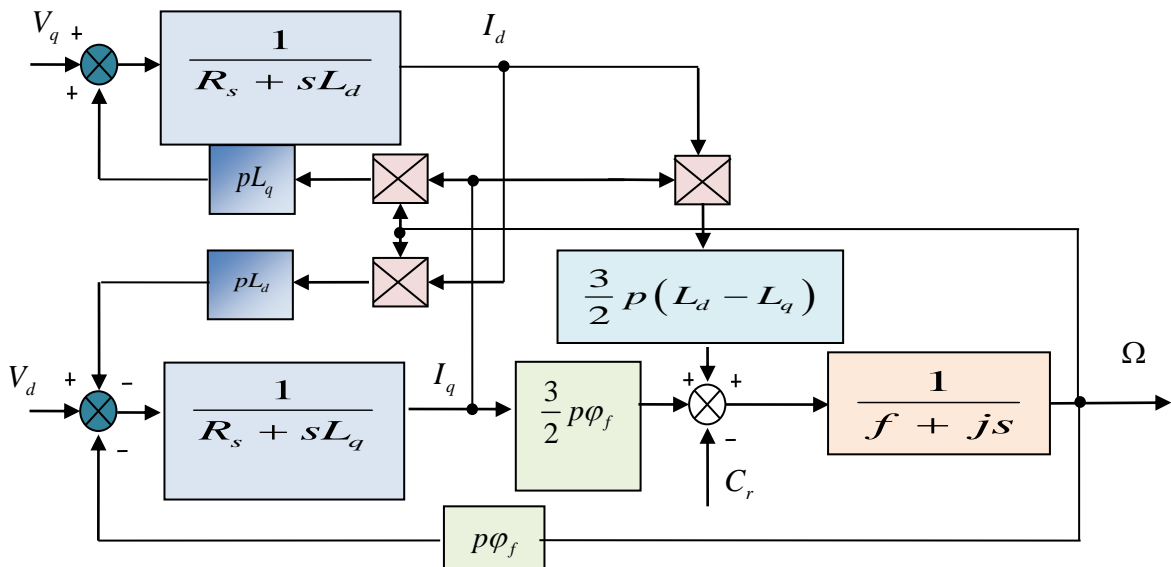


Fig. I.4. Modèle de machine dans le repère de Park

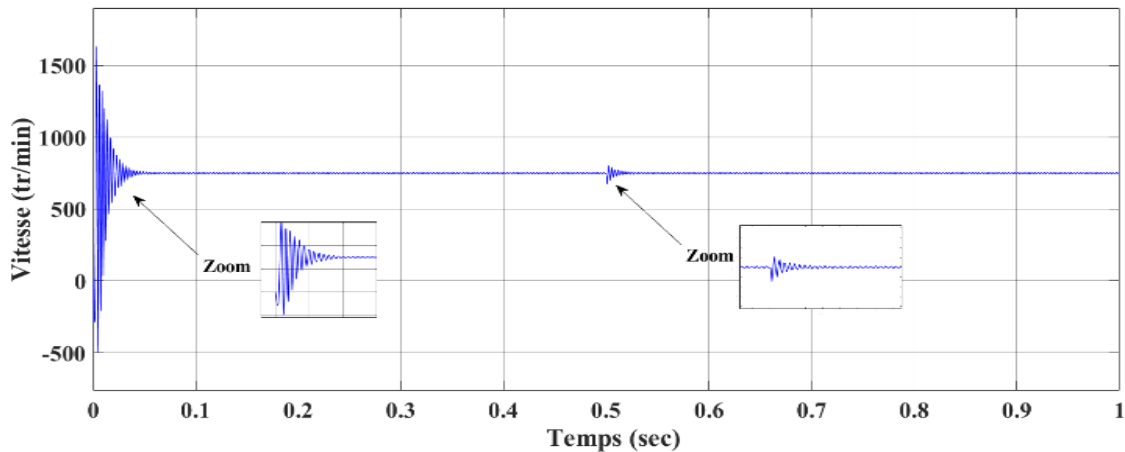
Les paramètres de la machine sont indiqués comme ci-dessous

Tableau I.1 : Paramètres de l'MSAP

Flux nominal φ_f	$0.12 (wb)$
Resistance statorique R_s	$0.6 (Ohm)$
Inductance statorique direct L_d	$1.4*10^{-3} (H)$
Inductance statorique quadratique L_q	$2.8*10^{-3} (H)$
Moment d'inertie J	$0.0011 (kg.m^2)$
Coefficient du frottement visqueux f_c	0.0014
Nombre de paires de pôles p	4
Vitesse de rotation	$750tr/min$
Puissance nominale	Kw

I.5 Alimentation par un réseau triphasé équilibré

La machine synchrone à aimants permanents est alimentée par un réseau (220/380V) triphasé équilibré de fréquence fixe 50Hz (démarrage direct).



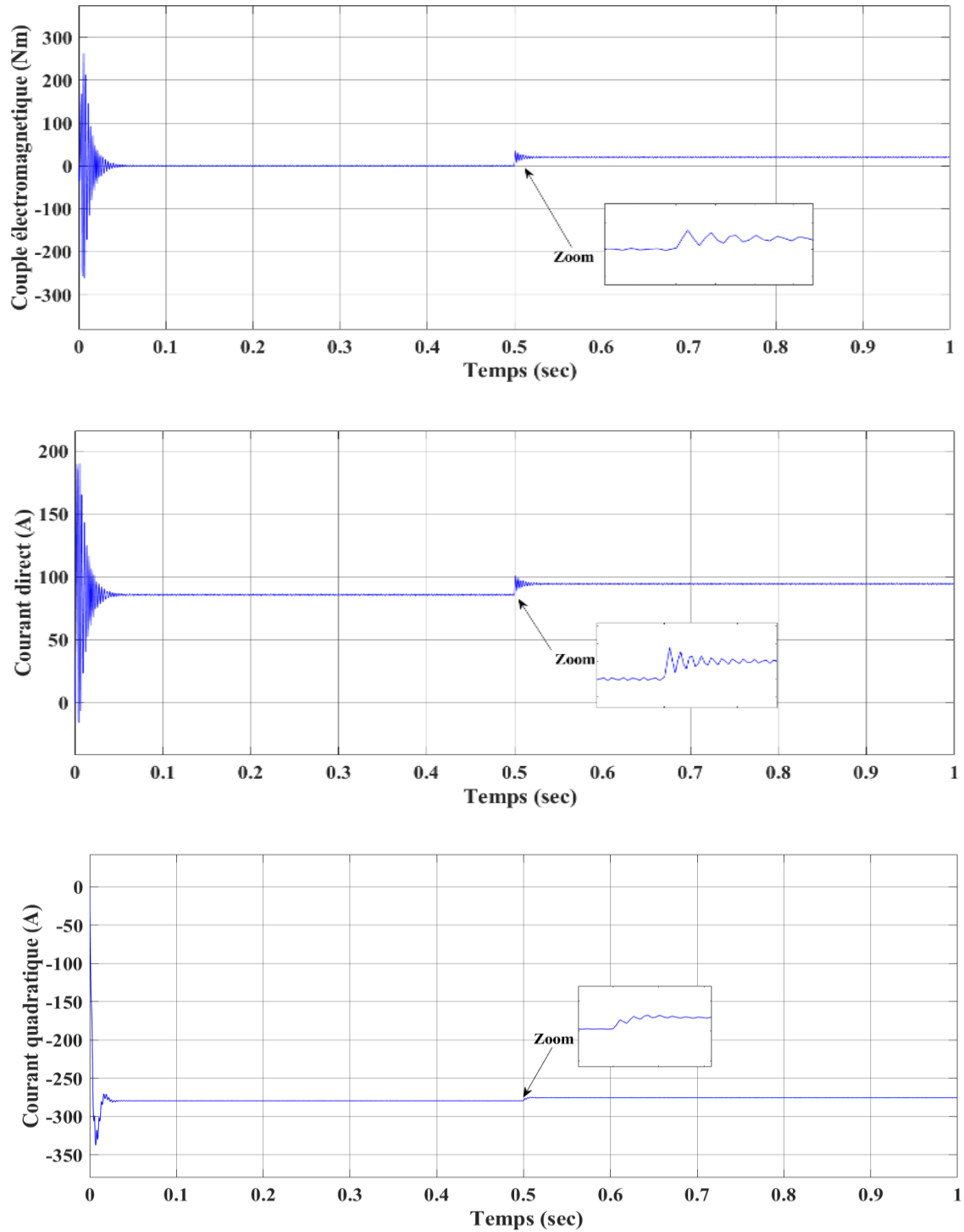


Fig. I.5. Résultat de simulation de la MSAP alimentée par un réseau triphasé avec charge $C_r = 10 \text{ N.m}$

I.5.2 Discussions des résultats

La figure (I.5) montrent le comportement de la MSAP lors d'un démarrage à vide et l'application d'une charge de 10 N.m à $t=0.5\text{s}$. Après un régime transitoire, le couple ramène le rotor à la vitesse de synchronisme où il se stabilise au voisinage de zéro puisqu'il n'y avait pas de charge, mais une fois que la charge est appliquée il se stabilise à cette charge de 10 N.m . Au démarrage, les courants directs et en quadratures sont caractérisés par des pics très importants qui, après le régime transitoire, tendent vers leurs valeurs nominales ensuite ils réagissent à l'application de la charge.

I.6 Modélisation du système d'alimentation

Afin de rendre possible le contrôle de la vitesse de la machine synchrone à aimant permanent, on lui associe un convertisseur statique capable de délivrer une tension d'amplitude et de fréquence réglables. Grâce à l'évolution de l'électronique de puissance et à l'utilisation de la technique MLI (Modulation de la largeur d'impulsion), les convertisseurs statiques permettent par un contrôle adéquat des signaux de commande des interrupteurs, d'imposer la tension et le courant aux bornes du moteur. Les signaux de commande peuvent être des tensions (technique triangulo-sinusoidale) ou des courants (technique de contrôle des courants par hystérésis). Dans notre cas nous présenterons l'ensemble convertisseur MSAP, où l'onduleur étant commandé par la technique de contrôle triangulo-sinusoidale (MLI) [20][17].

I.6.1 Modélisation de l'onduleur

L'onduleur de tension est un convertisseur statique constitué de cellules de commutation généralement à transistor ou à thyristor GTO pour les grandes puissances. Il permet d'imposer à la machine des ondes de tensions à amplitudes et fréquences variables à partir d'un réseau standard $220/380\text{V}-50\text{Hz}$ [21][17]. Le principe de fonctionnement s'exprime par le séquençage imposé aux interrupteurs statiques qui réalisent la modulation de largeur des impulsions des tensions appliquées aux enroulements statoriques de la machine [22][17].

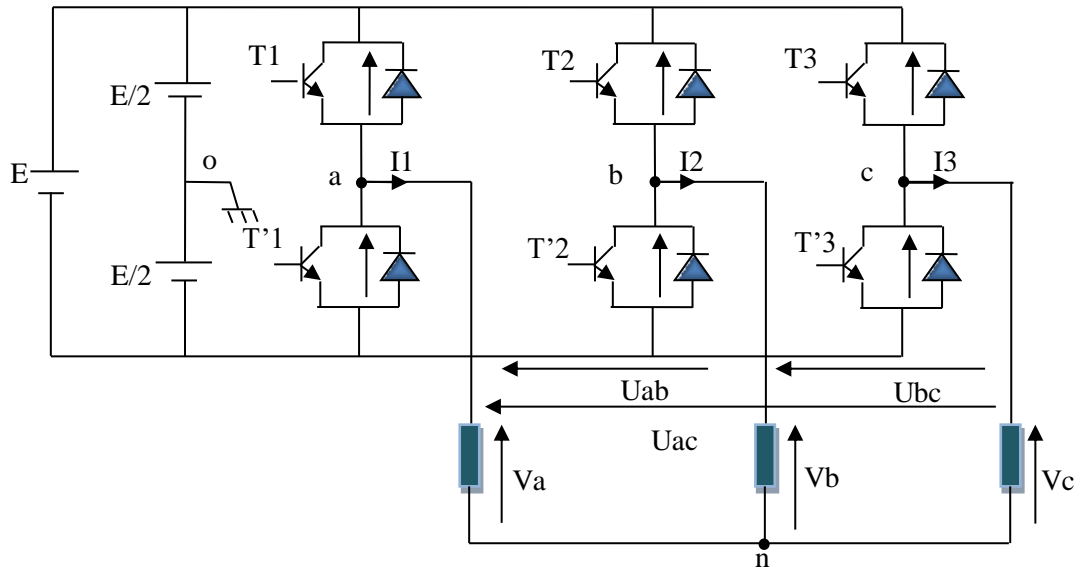


Fig. I.6. Schéma électrique d'un onduleur triphasé à trois bras alimentant la MSAP

La machine a été modélisée à partir des tensions simples que nous notons V_{an} , V_{bn} et V_{cn} .

L'onduleur est commandé à partir des grandeurs logiques F_i . T_i Et T'_i sont des transistors, (supposés être des interrupteurs parfaits) on a alors :

Si $F_i = 1$, T_i est passant et T'_i est ouvert ;

Si $F_i = 0$, T_i est ouvert et T'_i est passant ;

Avec $i = a, b, c$

Les tensions composées sont obtenues à partir des sorties de l'onduleur :

$$\begin{cases} U_{ab} = V_{an_o} - V_{bn_o} \\ U_{bc} = V_{bn_o} - V_{cn_o} \\ U_{ca} = V_{cn_o} - V_{an_o} \end{cases} \quad (\text{I.17})$$

Les tensions simples des phases de la charge issues des tensions composées ont une somme nulle, donc :

$$: \begin{cases} V_{an} = \left(\frac{1}{3}\right)[U_{ab} - U_{ca}] \\ V_{bn} = \left(\frac{1}{3}\right)[U_{bc} - U_{ab}] \\ V_{cn} = \left(\frac{1}{3}\right)[U_{ca} - U_{bc}] \end{cases} \quad (\text{I.18})$$

Elles peuvent s'écrire à partir des tensions de sorties de l'onduleur en introduisant la tension du neutre de la charge par rapport au point de référence n_o .

$$\begin{cases} V_{an} + V_{n_o} = V_{an_o} \\ V_{bn} + V_{n_o} = V_{bn_o} \\ V_{cn} + V_{n_o} = V_{cn_o} \end{cases} \quad (\text{I.19})$$

Donc on peut déduire :

$$V_{n_o} = \frac{1}{3}[V_{an_o} + V_{bn_o} + V_{cn_o}] \quad (\text{I.20})$$

En remplaçant l'équation (I.20) dans le système d'équations (I.19), on obtient :

$$\begin{cases} V_{an} = \frac{2}{3}V_{an_o} - \frac{1}{3}V_{bn_o} - \frac{1}{3}V_{cn_o} \\ V_{bn} = -\frac{1}{3}V_{an_o} + \frac{2}{3}V_{bn_o} - \frac{1}{3}V_{cn_o} \\ V_{cn} = -\frac{1}{3}V_{an_o} - \frac{1}{3}V_{bn_o} + \frac{2}{3}V_{cn_o} \end{cases} \quad (\text{I.21})$$

Nous avons

$$V_{in_o} = F_i E - \frac{E}{2} \quad (\text{I.22})$$

Avec $i = a, b, c$

$$\begin{cases} F_i = 1 & V_{in_o} = \frac{E}{2} \\ F_i = 0 & V_{in_o} = -\frac{E}{2} \end{cases} \quad (\text{I. 23})$$

Il vient alors

$$\text{On a } \left(F_a - \frac{1}{2}\right) = f_1, \left(F_b - \frac{1}{2}\right) = f_2 \text{ et } \left(F_c - \frac{1}{2}\right) = f_3$$

$$\begin{cases} V_{an_o} = \left(F_a - \frac{1}{2}\right)E = f_1E \\ V_{bn_o} = \left(F_b - \frac{1}{2}\right)E = f_2E \\ V_{cn_o} = \left(F_c - \frac{1}{2}\right)E = f_3E \end{cases} \quad (\text{I. 24})$$

En remplaçant l'équation (I.24) dans l'équation (I.21), on obtient le modèle de l'onduleur comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \frac{E}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} \quad (\text{I.25})$$

I.6.2 Commande par modulation de largeur d'impulsion (Strategie Triangulo-Sinusoidale)

La modulation par largeur d'impulsion (PWM) sinus-triangle permet le contrôle en tension de la machine synchrone. Elle consiste de convertir une modulante (qui est la tension de référence au niveau commande) en une tension sous forme de créneaux générés à la sortie de l'onduleur (niveau puissance) [23].

Le principe de fonctionnement est la comparaison du signal de référence qui est sinusoïdale qu'on désire à la sortie de l'onduleur (ce signal est modulable en amplitude et en fréquence), avec la porteuse de tension haute fréquence.

Dans cette technique présentée en Figure I.8, on définit deux paramètres :

- L'indice de modulation ' m ' qui représente le rapport entre la fréquence de la porteuse f_p à la fréquence de la référence f_r désirée :

$$m = \frac{f_p}{f_r} \quad (I.26)$$

- Le coefficient de réglage en tension r égal au rapport de l'amplitude de la tension de référence V_m à la valeur crête de l'onde de modulation V_p :

$$r = \frac{V_m}{V_p} \quad (I.27)$$

Avec V_p la valeur de crête de la porteuse et V_m la valeur maximale de la tension de référence

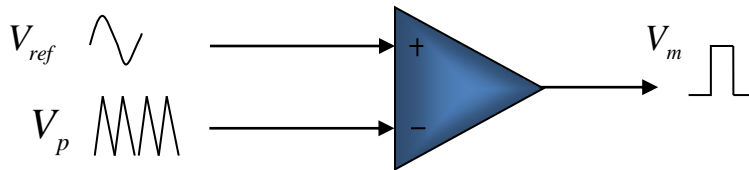


Fig. I.7. Principe de la modulation MLI type sinus-triangle

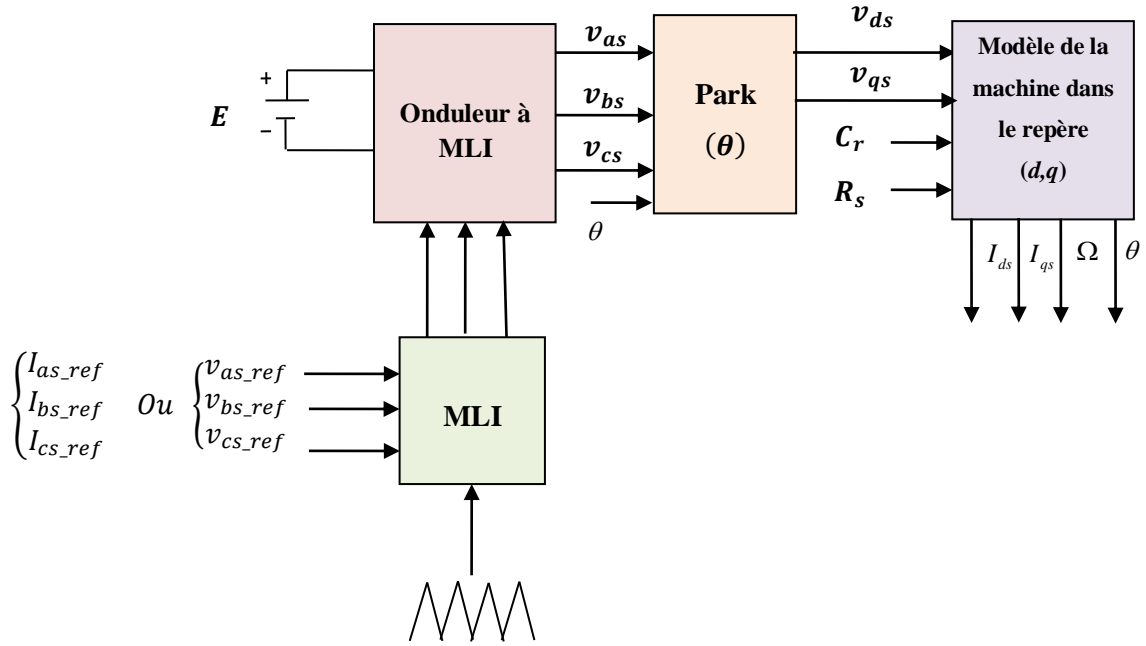
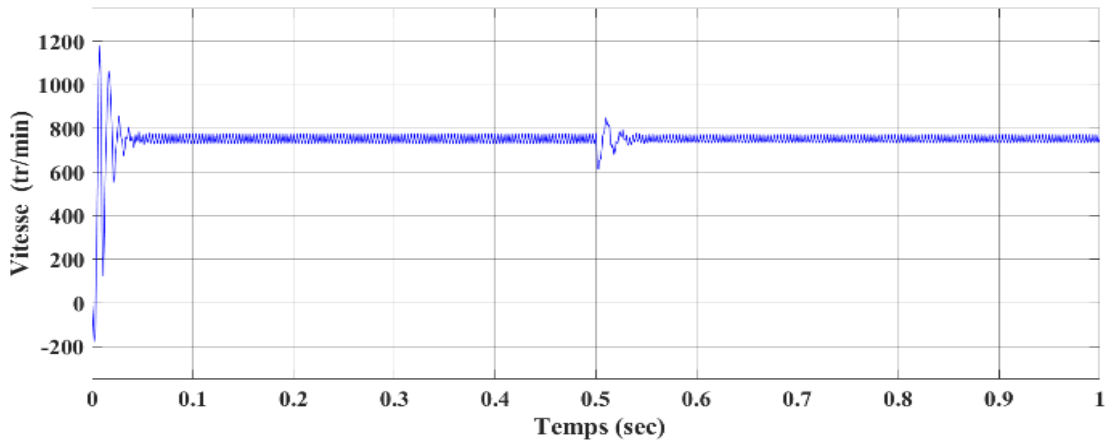


Fig. I.8. Algorithme de simulation de la machine-onduleur en boucle ouverte



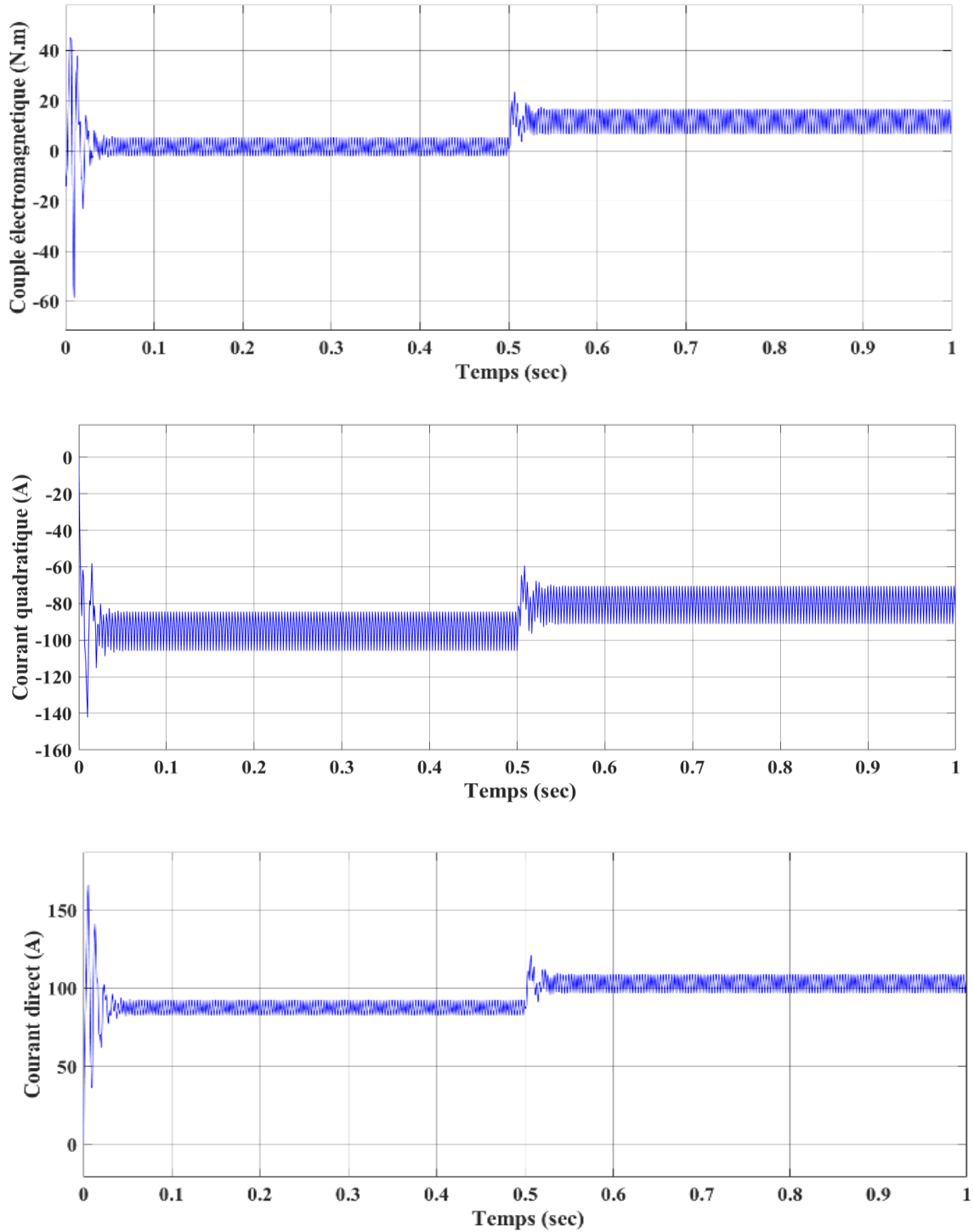


Fig. I.9. Résultat de simulation de la MSAP-Onduleur avec application d'une charge $Cr=10 N.m$
A l'instant $t=0.5 sec$

I.6.3 Discussions des résultats

En pratique, le moteur synchrone à aimants permanents est toujours associé lors de son fonctionnement à un convertisseur statique. Dans ce cas, les excès d'oscillations dans les caractéristiques couple et courants ne sont pas observés. Les résultats théoriques obtenus ci-dessous valident le modèle de la machine. Les excès d'oscillations dans les caractéristiques couple et courants ne sont pas observés. Les résultats théoriques obtenus ci-dessus valident le modèle de la machine.

I.7 La commande vectorielle

Dans cette partie, nous allons développer puis tester, par des simulations, une commande vectorielle dans un repère de Park. La commande vectorielle permet une meilleure dynamique dans le contrôle du couple [24]. Pour réaliser cette commande, il est nécessaire d'orienter le flux en quadrature avec le courant générant le couple. Ainsi, nous obtenons un modèle de la machine où le flux et le couple électromagnétique sont découplés de sorte que l'on puisse agir sur le couple sans influencer le flux, puisque le couple dépend uniquement du courant I_{qs} . Ce qui va permettre de ramener le comportement de la machine synchrone à aimant permanent à celui d'une machine à courant continu (MCC) [25].

I.8 Description du système global

La figure (I.10) représente le schéma global de la commande vectorielle en vitesse d'une machine synchrone à aimant permanent dans le repère (d, q) . Cette commande est constituée de deux principales boucles à savoir la boucle de vitesse, les boucles internes des courants et la transformation directe et inverse de Park. La vitesse est régulée par la boucle externe du bloc où la sortie du régulateur est le couple électromagnétique de référence C_{em}^* permettant de générer le courant de référence I_{qs}^* qui est comparé à la valeur du courant I_{qs} issue de la mesure des courants réels obtenant ainsi l'erreur qui sera appliquée à l'entrée du régulateur du courant I_{qs} .

En parallèle avec cette boucle, on trouve une boucle de régulation du courant I_{ds}^* qui est imposé nul dans notre cas. Les tensions de référence V_{ds}^* et V_{qs}^* sont générés par les sorties des régulateurs

de courant I_{ds} et I_{qs} . Et par transformation de Park inverse, on obtient les références de tensions V_a , V_b et V_c qui sont les tensions de la commande de l'onduleur MLI [24][18].

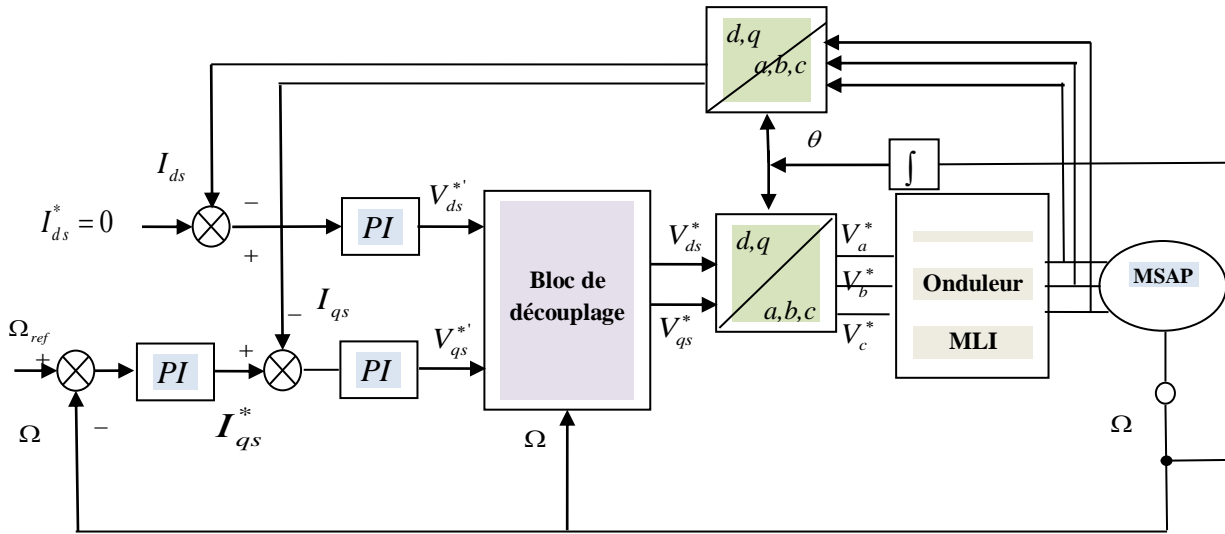


Fig. I.10. Commande vectorielle de la MSAP

Le modèle de la MSAP alimenté en tension est donné par les équations suivantes :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_d \frac{dI_{ds}}{dt} - p\Omega L_q I_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_q \frac{dI_{qs}}{dt} + p\Omega L_d I_{ds} + p\Omega \varphi_f \\ J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - f\Omega \end{cases} \quad (I.28)$$

$$C_{em} = \frac{3}{2} P [(L_d - L_q) I_{ds} I_{qs} + \varphi_f I_{qs}] \quad (I.29)$$

La stratégie de commande consiste à maintenir la composante I_{ds}^* nulle ($I_{ds}^* = 0$) Nous contrôlons le couple uniquement par le courant I_{qs} . On règle ainsi la vitesse ou la position par la composante I_{qs} . Le système d'équations de la MSAP devient alors :

$$\begin{cases} V_{ds} = -p\Omega L_q I_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_q \frac{dI_{qs}}{dt} + p\Omega \varphi_f \\ C_{em} = \frac{3}{2} p\varphi_f I_q \end{cases} \quad (I.30)$$

On remarque qu'on a éliminé le problème du couplage entre les axes (d , q). Donc le modèle de la MSAP est réduit au modèle équivalent à la machine à courant continu à excitation séparée comme le montre la figure :

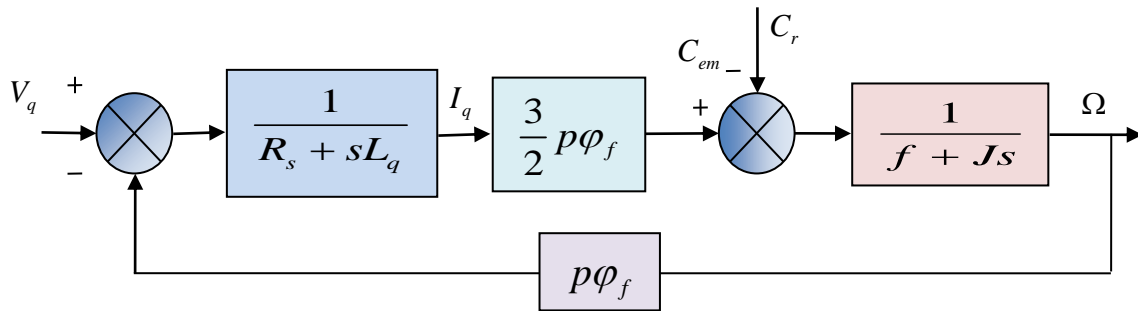


Fig. I.11. Modèle de la MSAP commandé par orientation du flux à I_{ds}^* nul

I.9 Découplage par compensation

L'alimentation en tension est obtenue en imposant les tensions de référence à l'entrée de la commande de l'onduleur. Ces tensions permettent de définir les rapports cycliques sur les bras de l'onduleur de manière à ce que les tensions délivrées par cet onduleur aux bornes du stator de la machine soient les plus proches possible des tensions de référence. Notons qu'il faut définir des termes de compensation, car dans les équations statoriques il y a des termes de couplage entre les axes d et q [26].

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_d \frac{dI_{ds}}{dt} - \omega L_q I_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_q \frac{dI_{qs}}{dt} + \omega (L_d I_{ds} + \varphi_f) \\ \omega = p\Omega \end{cases} \quad (I.31)$$

Les équations montrent que la MSAP est un système multi-variable, non linéaire et fortement couplé. Les tensions V_{ds} et V_{qs} dépendent des courants sur les axes d et q , on est alors donc amené à implanter un découplage. Pour découpler les axes d et q on utilise la méthode de découplage par compensation. Ce découplage permet d'écrire les équations de la machine et de la partie régulation d'une manière simple et ainsi de calculer facilement les coefficients des régulateurs. Le principe de ce découplage revient à définir deux nouvelles variables de commande e_d et e_q tel que [26] :

$$\begin{cases} V_{ds} = V_{ds}' + e_d \\ V_{qs} = V_{qs}' + e_q \end{cases} \quad (\text{I.32})$$

Avec

$$\begin{cases} e_d = -p\Omega L_q I_{qs} \\ e_q = p\Omega (L_d I_{ds} + \varphi_f) \end{cases} \quad (\text{I.33})$$

Et

$$\begin{cases} V_{ds}' = (R_s + sL_d) I_{ds} \\ V_{qs}' = (R_s + sL_q) I_{qs} \end{cases} \quad (\text{I.34})$$

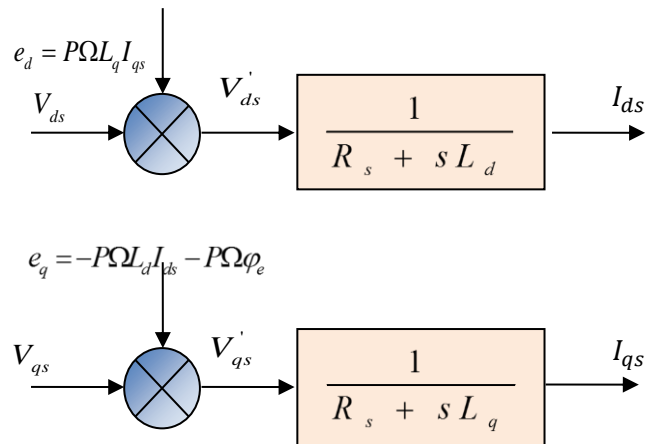


Fig. I.12. Schéma bloc de compensation

Après découplage, les courants I_{ds} et I_{qs} seront indépendants, alors le courant I_{ds} ne dépendra que de V_{ds} ainsi que le courant I_{qs} ne dépendra que de V_{qs} . Alors, de l'équation (I.34) les expressions de I_{ds} et I_{qs} s'écrivent comme suit :

$$\begin{cases} I_{ds} = \frac{V_{ds}'}{R_s + sL_d} \\ I_{qs} = \frac{V_{qs}'}{R_s + sL_q} \end{cases} \quad (I.35)$$

Le principe de la régulation consiste à réguler les courants statoriques à partir des grandeurs de référence (désirées) par des régulateurs classiques *PI* [27]. Le schéma de principe de régulation des courants statoriques est représenté par la figure I.12.

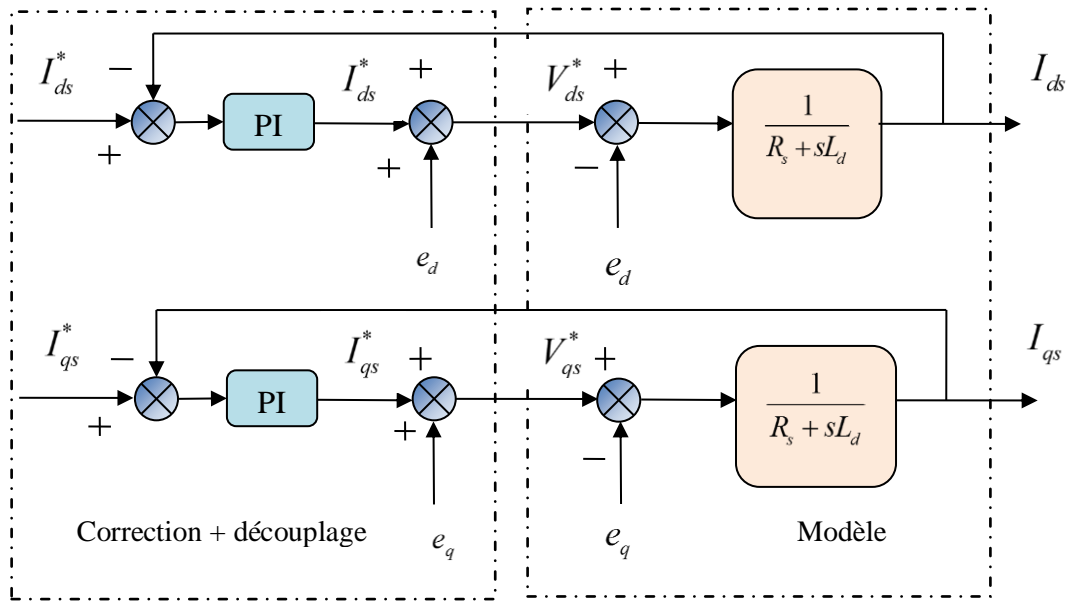


Fig. I.13. Principe de découplage par compensation

Les actions sur les axes d et q sont donc découplées

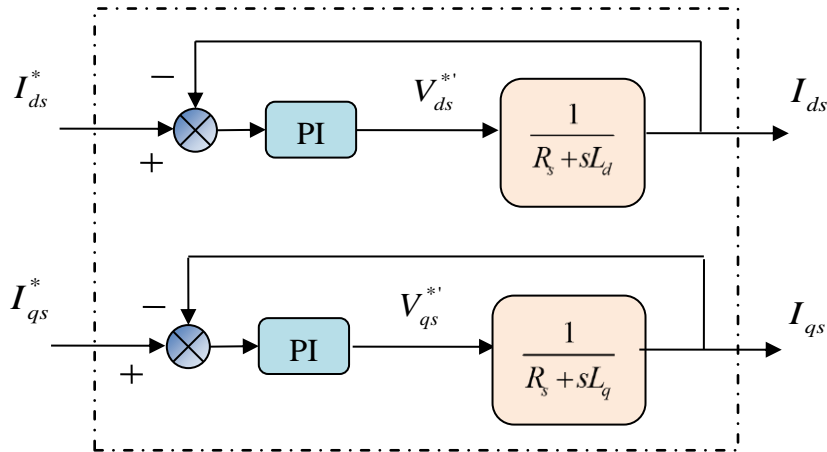


Fig. I.14. Commande découplée

I.10 Calcul des régulateurs

Après découplage, les régulateurs de courant et de vitesse peuvent être synthétisés au moyen des techniques classiques ou avancés. Dans cette section on se limitera à utiliser des régulateurs classiques *PI* (proportionnelle-intégrale). Pour ce type de commande le coefficient d'intégration k_i sert de réduire l'écart entre la consigne et la grandeur régulée (réduire l'erreur statique), tandis que le terme proportionnel k_p permet le réglage de la rapidité du système et donc le temps de réponse [28].

I.10.1 Régulation du courant I_{ds}

Le schéma fonctionnel de la boucle de régulateur du courant I_{ds} par un régulateur *PI* est donné par la figure suivante :

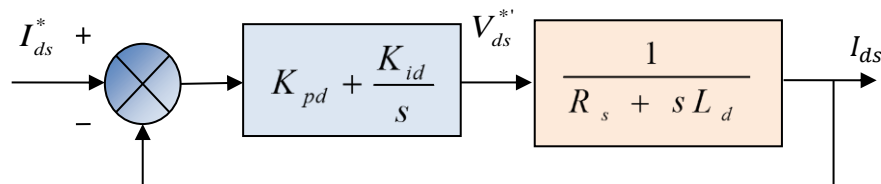


Fig. I.15. Boucle de régulation du courant I_{ds}

La fonction de transfert du régulateur *PI* est donnée par l'équation suivante relative aux deux axes *d* et *q* :

$$F(s) = \left(K_p + \frac{K_i}{s} \right) \quad (\text{I.36})$$

La fonction de transfert en boucle ouvert (FTBO) est donnée par :

$$F_{BO}(s) = \left(K_{pd} + \frac{K_{id}}{s} \right) \left(\frac{1}{sL_d + R_s} \right) = \frac{K_{id}}{s} \left(1 + \frac{K_{pd}s}{K_{id}} \right) \left(\frac{\frac{1}{R_s}}{1 + \left(\frac{L_d}{R_s} \right) s} \right) \quad (\text{I.37})$$

$$F_{BO}(s) = \frac{K_{id}}{s} \left(1 + \frac{K_{pd}s}{K_{id}} \right) \left(\frac{\frac{1}{R_s}}{1 + T_d s} \right) \quad \text{Avec : } T_d = \frac{L_d}{R_s} \quad (\text{I.38})$$

La fonction de transfert en boucle fermer (FTBF) est donnée par :

$$F_{BF}(s) = \frac{F_{BO}(s)}{F_{BO}(s) + 1} \quad (\text{I.39})$$

La fonction de transfert en boucle ouverte du système régulé est donnée par l'équation (II.38), en

Posant $\frac{K_{pd}}{K_{id}} = \frac{L_d}{R_s}$, la fonction de transfert en boucle ouverte et fermer seront :

$$\begin{cases} F_{BO}(s) = \frac{K_{id}}{sR_s} \\ F_{BF}(s) = \frac{1}{\frac{R_s}{K_{id}}s + 1} \end{cases} \quad (\text{I.40})$$

$\tau_d = \frac{R_s}{K_{id}}$ Est la constante de temps, on suppose que le temps de réponse τ_r sera égale à :

$\tau_r = 3\tau_d$, les gains du régulateur PI pour un temps de réponse donné seront calculés comme suit :

$$\begin{cases} \tau_r = 3 \frac{R_s}{K_{id}} \\ \frac{K_{pd}}{K_{id}} = \frac{L_d}{R_s} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} K_{id} = 3 \frac{R_s}{\tau_r} \\ K_{pd} = \frac{3L_d}{\tau_r} \end{cases} \quad (\text{I.41})$$

I.10.2 Régulation du courant I_{qs}

De la même manière que le calcul précédent, on détermine le régulateur du courant I_{qs} avec :

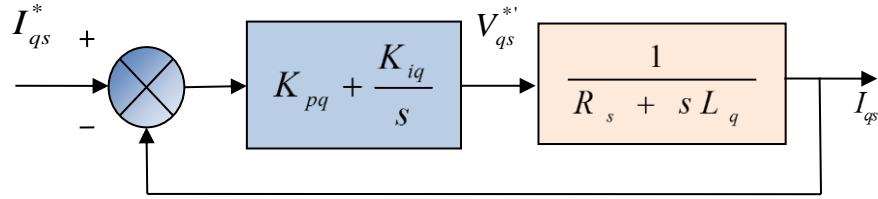


Fig. I.16. Boucle de régulation de courant I_{qs}

$$\left\{ \begin{array}{l} \tau_r = 3 \frac{R_s}{K_{iq}} \\ \frac{K_{pq}}{K_{iq}} = \frac{L_q}{R_s} \end{array} \right. \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} K_{iq} = 3 \frac{R_s}{\tau_r} \\ K_{pq} = \frac{3L_q}{\tau_r} \end{array} \right. \quad (\text{I.42})$$

I.10.3 Régulation de vitesse

Le système présente donc pour la régulation de vitesse un schéma bloc selon la figure (I.17)

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - f\Omega \quad (\text{I.43})$$

$$\Omega = \frac{C_{em} - C_r}{Js + f} = \frac{1}{Js + f} (C_{em} - C_r) \quad (\text{I.44})$$

$$C_{em} = \frac{3}{2} P \varphi I_q^* = K_T I_q^* \quad (\text{I.45})$$

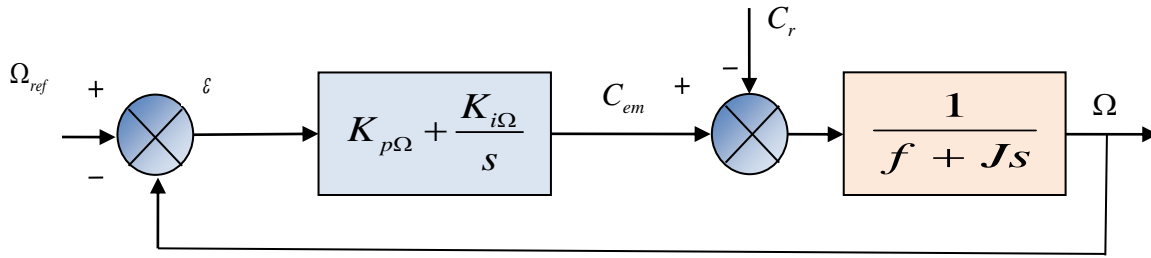


Fig. I.17. Boucle de Régulation de la vitesse

La fonction de transfert du régulateur de vitesse est donnée par :

$$K_{p\Omega} + \frac{K_{i\Omega}}{s} = \frac{K_{p\Omega}}{s} \left(s + \frac{K_{i\Omega}}{K_{p\Omega}} \right) \quad (\text{I.46})$$

La fonction de transfert de la vitesse en boucle ouverte est donnée par ($C_r = 0$)

$$FTBO_{\Omega} = \frac{K_{p\Omega}}{s} \left(s + \frac{K_{i\Omega}}{K_{p\Omega}} \right) \frac{3p\varphi_f}{2} \frac{1}{Js + f} \quad (\text{I.47})$$

$$FTBF_{\Omega} = \frac{\Omega(s)}{\Omega_{ref}(s)} = \frac{3p\varphi_f K_{p\Omega} \left(s + \frac{K_{i\Omega}}{K_{p\Omega}} \right)}{2Js^2 + (2f + 3p\varphi_f K_{p\Omega})s + 3p\varphi_f K_{i\Omega}} \quad (\text{I.48})$$

La FTBF possède une dynamique de 2eme ordre, par identification à la forme canonique du 2^{ème} ordre dont l'équation caractéristique est représentée comme suit :

$$\frac{1}{\omega_0^2} s^2 + \frac{2\xi}{\omega_0} s + 1 = 0 \quad (\text{I.49})$$

Alors par identification on trouve :

$$\frac{2J}{3p\varphi_f K_{i\Omega}} = \frac{1}{\omega_0^2} \quad (I.50)$$

$$\frac{3p\varphi_f K_{p\Omega} + 2f}{3p\varphi_f K_{i\Omega}} = \frac{2\xi}{\omega_0} \quad (I.51)$$

Avec :

ω_0 : Pulsation propre du système.

ξ : Coefficient d'amortissement.

$$K_{p\Omega} = \frac{4\xi J \omega_0 - 2f}{3p\varphi_f} \quad (I.52)$$

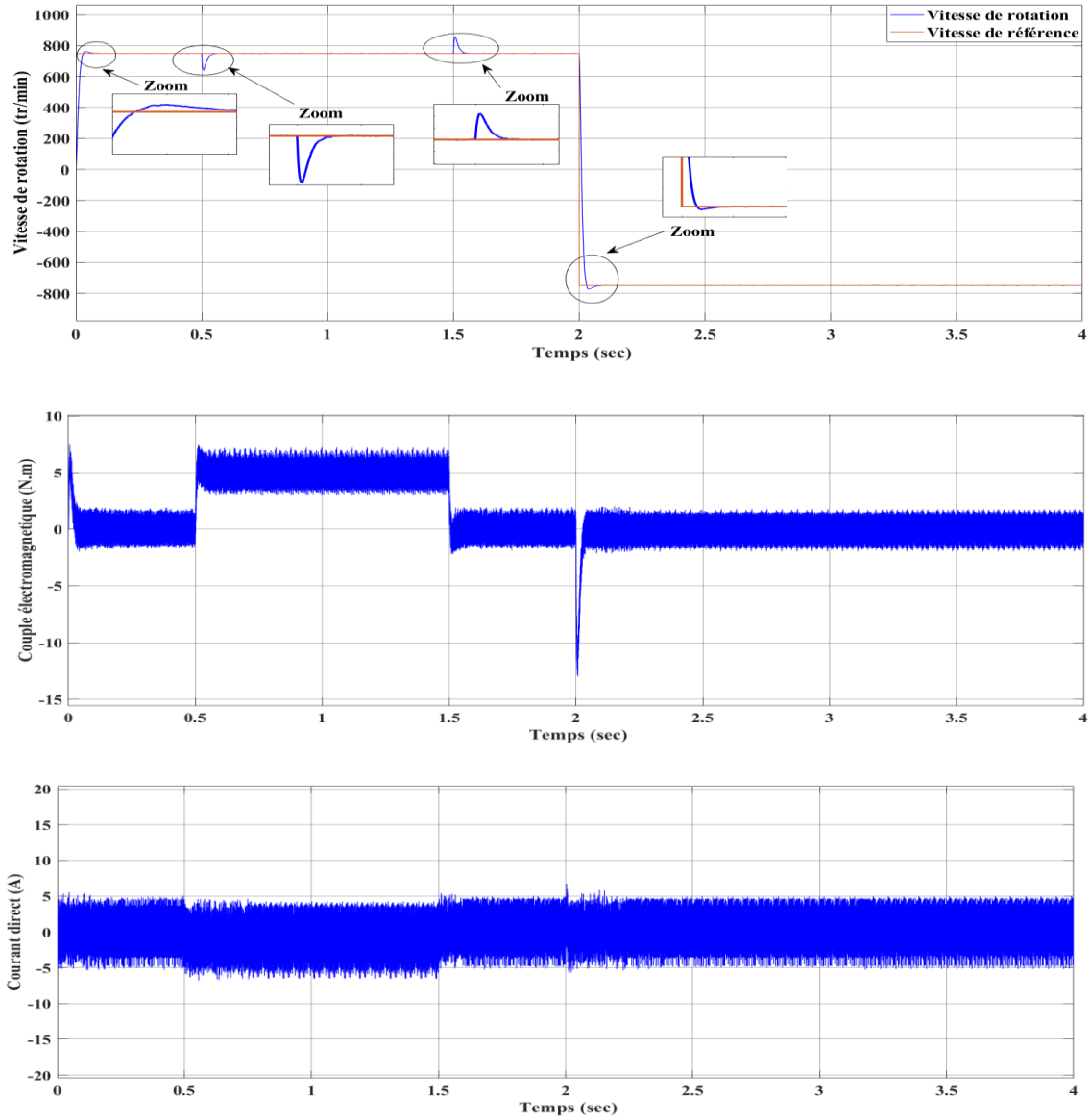
$$K_{i\Omega} = \frac{2J \omega_0^2}{3p\varphi_f}$$

I.11 Résultats de simulation de la commande vectorielle de la MSAP alimentée en tension

Lors du démarrage de la MSAP, on applique un échelon de consigne de 750 tr/min , suivi d'une application de charge $Cr=5 \text{ N.m}$ à l'instant $t = 0.5 \text{ sec}$ jusqu'à $t = 1.5 \text{ sec}$, puis un échelon de consigne de -750 tr/min à l'instant $t=2 \text{ sec}$. D'après la figure I.18 on remarque que :

- L'allure de la vitesse suit parfaitement sa trajectoire de référence qui est atteinte très rapidement avec un temps de réponse acceptable sans dépassement, et lorsqu'on charge à $t=0.5 \text{ sec}$ ou on décharge à $t=1.5 \text{ sec}$, on constate également que la vitesse suit sa consigne avec une petite perturbation.
- Le couple électromagnétique se stabilise à la valeur $Cr=5 \text{ N.m}$. On constate aussi une augmentation du couple sous l'effet de la charge entre $t = 0.5 \text{ sec}$ jusqu'à $t = 1.5 \text{ sec}$.
- Le courant I_{qs} est l'image du couple électromagnétique.

- Le courant I_{ds} après le régime transitoire revient à sa valeur nulle ($I_{ds} = 0$), ceci implique le découplage entre les deux boucle de courant ;



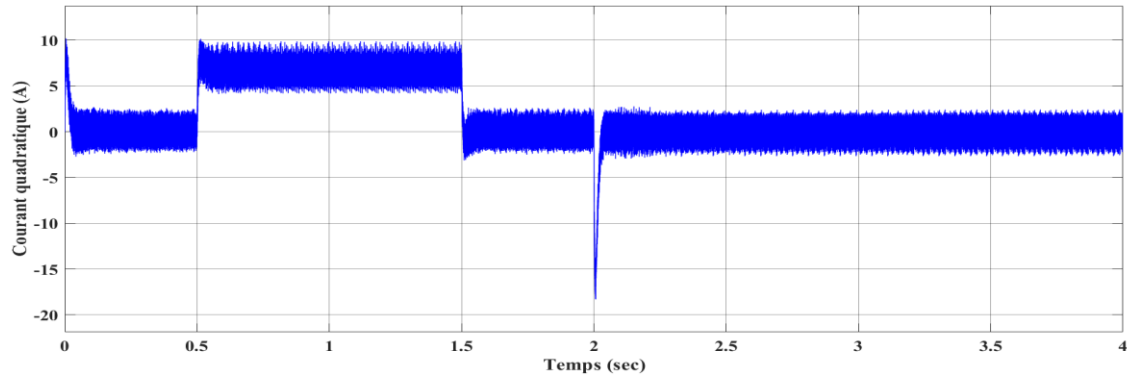


Fig. I.18. Résultat de simulation lors d'un démarrage à vide suivi
D'une application de charge

I.12 Conclusion

Dans ce chapitre Nous avons étudié par simulation le comportement de la MSAP alimenté par un onduleur de tension à MLI avec l'application de la commande vectorielle. l'utilisation de cette commande permet d'atteindre un découplage entre les axes (d, q) ce qui rend la machine similaire à la machine à courant continu à excitation séparé. Le réglage de la vitesse par un régulateur (PI) permis d'obtenir des performances dynamiques et statiques à savoir, un court temps de réponse, un rejet de perturbation rapide et une erreur statique nulle en régime permanent. Ces constatations sont confirmées par les résultats de simulation obtenus sous l'environnement Matlab. Notons que les correcteurs classiques sont dimensionnés à partir des paramètres de la machine, Si ces derniers varient dans une large plage de fonctionnement, les performances sont détériorées, de plus la vitesse du rotor est la variable la plus essentielle, Elle peut être mesurée à l'aide de certains capteurs (encodeurs optiques) fixés sur le rotor. D'autre part, le prix du système, la taille et le poids du moteur sont augmentés et sa cohérence diminue dans de mauvaises conditions de situation, ce qui rend difficile l'atteinte des valeurs réelles des variables d'état, alors il est préférable de voir d'autres techniques de réglage. La solution de ce problème sera proposée dans le chapitre suivant.

Référence

- [1] Amor Khlaief, "Contribution A La Commande Vectorielle Sans Capteur Mécanique Des Machines Synchrones A Aimants Permanents (Msap)" Thèse de Doctorat, aix-Marseille Université, Juillet 2012
- [2] file:///C:/Users/DELL/Downloads/Rapport_Koteich.pdf
- [3] Zidemal. Toufik "Modèle de prédiction et de commande de la machine synchrone à aimants permanents" : application dans les aérogénérateurs, université du québec en abitibi-témiscamingue école de genie, avril 2015
- [4] Azeddine Kadouri, Etude d'une Commande Non-Linéaire Adaptative d'une Machine Synchrone à Aimants Permanents, Thèse de Doctorat, Département de Génie Informatique, Faculté des Sciences et de Génie Université Laval Québec, Novembre 2000, Canada.
- [5] Projet "Modélisation et Simulation de la Commande Vectorielle du MSAP Matlab /Simulink" Arammaz Salim - Academia.edu
- [6] Saber Laamiri. "Commande des systèmes électriques : machines synchrones et convertisseurs multi-niveaux. Automatique" / Robotique. École centrale de Nantes, 2019. Français. NNT : 2019ECDN0031. tel-02464825
- [7] B. BOUKAIS. Contribution A La Modélisation Des Systèmes Couples Machines Convertisseurs : Application Aux Machines A Aimants Permanents (BDCM-PMSM), Thèse de Doctorat, Université mouloud mammeri, Tizi-Ouzou, 2012
- [8] Hakim teiar "stratégies de commande robuste à base d'intelligence artificielle de la machine synchrone à aimants permanents à partir de la plaque signalitique", Thèse de Doctorat en génie électrique, université du québec thèse présentée à l'université du québec à trois-rivières, Mars 2018
- [9] <https://core.ac.uk/download/pdf/41814815.pdf>
- [10] Pillay, P.; Krishnan, R. (1988). "Modeling of permanent magnet motor drives". , 35(4), 537–541. doi:10.1109/41.9176
- [11] Pillay, P.; Krishnan, R. (1989). "Modeling, simulation, and analysis of permanent-magnet motor drives. I. The permanent-magnet synchronous motor drive". , 25(2), 265–273. doi:10.1109/28.25541
- [12] MESLOUB Hayette, "Commande DTC Prédicative D'une Machine Synchrone à Aimants Permanents", Thèse de Doctorat LMD, Université Mohamed Khider – Biskra, 2016
- [13] Claude Divoux, "La Machine Synchrone à Aimants Permanent", 1999.

- [14] Azeddine Kaddouri, "Etude D'une Commande Non-Linéaire Adaptative D'une Machine Synchrone A Ajmants Permanents", Thèse de Doctorat, Université Laval Québec Novembre, 2000.
- [15] Théodore Wildi, "Électrotechnique", 3em Edition, Institut de Recherche d'HydroQuébec, 2003.
- [16] S. BOUKAKA, Réalisation d'une bibliothèque de lois de commande adaptative pour MSAP, Université du Québec à Trois-Rivières, Canada, Septembre 2015.
- [17] R. Abdessamed, M. Kadjoudj, "Modélisation des machines électriques," Presses de l'Université de Batna, 1997.
- [18] Rachid Abdessemed, "Modélisation et simulation des machines électriques" , Paris, Ellipses, DL 2011.
- [19] R. Krishnan, Electric motor drives : modeling, analysis, and control. Prentice Hall, 2001
- [20] G. Séguier, F. Labrique, P Delarue, «Electronique de puissance: Structure, Commande, application», 10ièm édition, DUNOD, Paris, 2015.
- [21] R. Merat, R. Moreau, L. Allay, J.P. Dubois, J. Lafargue, R.L. Golf, «Electrotechnique», Berti éditions, Alger, 2008.
- [22] P. Li, W. Hu, R. Hue and Z. Chen, «The integrated control strategy for primary frequency control of DFIGs based on virtual inertia pitch control», ISGT-Asia, Melbourne, Australia, PP: 430-435, 2016.
- [23] Abdelkader Bouarfa. "Méthodes de commande par allocation de convertisseurs statiques polyphasés, multi-niveaux -De la modélisation à la mise en œuvre temps-réel-". Energie électrique. Université Toulouse III - Paul Sabatier, 2017. Français. ffNNT : ff. fftel-01896639f
- [24] <https://constellation.uqac.ca/261/1/030151506.pdf>
- [25] H. SCHAWAB, «Stratégies de Commande d'Actionneurs Synchrones à Aimants Permanents Intégrant la Sureté de Fonctionnement» ; Thèse de Doctorat, Université de Haute Alsace, 2004.
- [26] Lévesque, Daniel, "Étude De Conception D'un Systeme De Commande Pour Une Machine Synchrone À Aimants Permanents Utilisée En Propuls " , Memoire Presente A L'école De Technologie Supérieure , Comme Exigence Partielle À L'obtention De La Maîtrise En Génie Électrique, Ecole De Technologie Supérieure Université Du Québec, Montreal, Le 3 Decembre 2008,
- [27] Slimane MEDJMADJ, « Méthodes et outils d'aide à la décision en vue de la commande tolérante aux défauts des entraînements électriques », thèse doctorat en sciences, UNIVERSITE SETIF1, année 2015.

Chapitre II

OBSERVATEUR STOCHASTIQUE ET FILTRE DE KALMAN ETENDU

Sommaire

II.1 Introduction.....	39
II.2 Filtre de kalman.....	39
II.2.1 Présentation du filtre de kalman	40
II.2.1.1. Fonctionnement du Filtre de kalman.....	41
II.2.1.2. Simulation du Filtre de Kalman.....	43
II.3. Filtre de Kalman Etendu	46
II.3.1. Fonctionnement du Filtre de Kalman Etendu	46
II.3.1.1. Algorithme	46
II.3.1.2. Matrices de covariance Q et R	48
II.4. Application du Filtre de kalman Etendue à l'MSAP.....	48
II.4.1. Modèle d'état de l'MSAP en temps continu	49
II.4.2. Modèle discret non linéaire de l'MSAP	50
II.4.3. Linéarisation de l'MSAP et matrices Jacobiennes	51
II.4.4. Implémentation de l'algorithme du FKE discret	53
II.5 Estimation d'Etat d'MSAP par le FKE sans commande	54
II.5.1. Structure du Filtre de Kalman Etendu	54
II.5.2. Résultat de simulation.....	55
II.5.3. Interprétation des résultats.....	58
II.6 Estimation d'Etat de l'MSAP par le FKE avec la commande vectorielle	58
II.6.1 Structure du Filtre de Kalman Etendu.....	58
II.6.2 Stratégie et paramètres de réglage du Filtre de Kalman Etendu	59
II.6.3 Résultat de simulation.....	60
II.6.4 Interprétation des résultats.....	62
II.7 Conclusion.....	63

II.1 Introduction

L'industrie n'arrête pas de chercher à diminuer le coût de mise en marche et la maintenance des structures de contrôles. La tendance générale est de supprimer les capteurs physiques et les remplacer par des capteurs logiciels. En effet, la présence d'un capteur implique l'augmentation de l'encombrement, le prix global du système ainsi que la réduction de la fiabilité de ce dernier. De plus, la commande d'un système a besoin de connaître complètement et à tout instant les valeurs des variables d'état. Du fait de ces contraintes, il est difficile d'accéder à toutes les variables qui représentent le vecteur d'état. Alors, pour résoudre ce problème, la conception d'un système auxiliaire dénommé observateur d'état (capteur logiciel) dont ses entrées sont les entrées et les sorties du système réel et sa sortie est le vecteur d'état estimé. Les premiers travaux sur les observateurs ont été publiés vers les années soixante par Winner [1] et par suite par Luenberger [2][3]. Depuis, les chercheurs se sont intéressés à la conception des observateurs d'état pour les systèmes linéaires ou non linéaires dans : (1) un milieu déterministe, en utilisant les équations du système sans prendre en considération les bruits de mesure ou les perturbations (2) ou dans un milieu stochastique où les observations sont dotées de bruit d'état et de mesure [4].

Il existe une grande variété d'observateurs pour l'MSAP dans la littérature. Le filtre de Kalman étendu et les observateurs en mode glissant sont parmi les algorithmes d'observation les plus utilisés dans les entraînements sans capteur de l'MSAP. Néanmoins,

d'autres observateurs non linéaires sont également développés [5][6][7][8]. Dans ce chapitre on introduit le filtre de Kalman et sa version étendu pour le système non linéaire (MSAP dans notre cas).

Dans ce présent travail les milieux stochastiques sont considérés. Pour une telle situation le système considéré peut être linéaire ou non linéaire. Si le processus est décrit par un modèle linéaire et comprend des perturbations aléatoires, le filtre de Kalman est utilisé. Dans le cas contraire si le système est non linéaire (le cas de notre système), alors on utilise le filtre Kalman étendu.

II.2 Filtre de Kalman

En 1960, Kalman proposa comme solution alternative au filtre de Wiener, le filtre de Kalman [1][9] qui est une méthode statistique d'assimilation de données, basée sur un modèle d'état

linéaire. Son principe est de corriger la trajectoire du modèle en combinant les observations avec l'information fournie par le modèle de manière à minimiser l'erreur entre l'état réel et l'état estimé avec un critère d'optimisation qui exploite toutes les observations, de l'instant initial à l'instant courant. Ce filtre est un observateur récursif reposant sur un certain nombre d'hypothèses, spécialement sur les bruits. En effet, il suppose que les bruits qui affectent le modèle sont centrés et blancs et décorrélés des états estimés. De plus, les bruits d'état doivent être décorrélés des bruits de mesure [10][11]. La réponse du filtre en chaque instant n'est fonction que du signal observé en son entrée et de sa réponse à l'itération précédente. Ainsi, le filtre de Kalman ne nécessite pas toutes les données passées pour produire une estimation à l'instant courant. Il ne nécessite donc pas de mise en mémoire et de retraitement des données. Cet avantage rend possible l'implémentation du filtre de Kalman pour des applications en temps réel [12]. Le filtre de Kalman est appliqué aux systèmes qui peuvent être modélisés par une équation différentielle linéaire stochastique.

II.2.1 Présentation du filtre de kalman

Pour établir le Filtre de Kalman nous avons besoin de l'équation d'état qui donne l'évolution temporelle de l'état et l'équation de l'observation qui nous fournit des informations sur l'état

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) + w(t) \quad (\text{II.1})$$

Avec

x : Vecteur d'état du système,

u : Vecteur de commande du système,

A et B : sont les matrices de dynamique et de commande du système

w : Vecteur de bruit d'état blanc gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance

Les mesures sont données par les capteurs via le model suivant :

$$z(t) = C(t)x(t) + v(t) \quad (\text{II.2})$$

Avec

z : Vecteur de mesure des capteurs

C : est une matrice de mesure (Matrice de sortie)

v : Vecteur de bruit de mesure blanc gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance

Les vecteurs de mesure ne sont pas connus de manière précise, à cause du bruit de mesure. L'objectif du filtre de Kalman est de trouver une estimation \hat{x} la plus fiable possible, et ceci grâce aux informations données par les capteurs et la valeur de x estimée à l'état précédent.

II.2.1.1 Fonctionnement du Filtre de Kalman

L'estimation optimale consiste à trouver la meilleure estimation $\hat{x}(k)$ de l'état $x(k)$ en minimisant un critère qui est la variance de l'erreur d'estimation :

$$e(k) = x(k) - \hat{x}(k) \quad (\text{II.3})$$

Le filtre de Kalman peut se diviser en deux étapes : Prédiction et correction (mise à jour). La phase de prédiction utilise l'état estimé à l'instant précédent pour produire une estimation courante. Dans l'étape de correction, les observations de l'instant courant sont utilisées pour corriger l'état prédit dans le but d'obtenir une estimation plus précise [13].

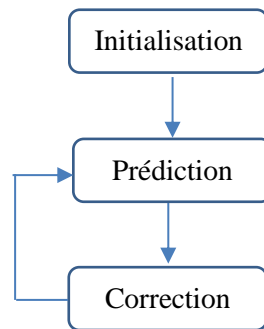


Fig. II.1. Etapes du filtre de Kalman

➤ **La phase de prédiction**

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k+1|k} &= A_k \hat{x}_{k|k} + B_k u \\ P_{k+1|k} &= A_k P_{k|k} A_k^T + W_k Q_k W_k^T\end{aligned}\quad (\text{II.4})$$

Avec $P_{k|k}$ la matrice de covariance de l'erreur d'estimation et Q_k la matrice de covariance du bruit d'état.

Cette prédiction est ensuite corrigée (mise à jours) par la nouvelle mesure z_k

➤ **La phase de correction**

$$\begin{aligned}K_k &= P_{k+1|k} C_k^T (C_k P_{k+1|k} C_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \\ \hat{x}_{k+1|k+1} &= \hat{x}_{k+1|k} + K_k (z_k - C_k \hat{x}_{k+1|k}) \\ P_{k+1|k+1} &= P_{k+1|k} - K_k C_k P_{k+1|k}\end{aligned}\quad (\text{II.5})$$

Avec

K_k Le Gain de Kalman et R_k la matrice de covariance du bruit de mesure.

Le gain de Kalman K_k est calculé pour que l'erreur d'estimation soit statistiquement orthogonale à l'innovation $z_k - C_k \hat{x}_{k+1|k}$. Cette orthogonalité statistique permet de minimiser la variance de l'erreur d'estimation, lorsque les bruits sont gaussiens. Le filtre de Kalman se base sur la connaissance du modèle d'état du système pour prédire le vecteur d'état d'une part, et les mesures réelles déjà faites pour corriger la prédiction d'autre part. La prédiction de l'état futur étant incertaine, les termes de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation à posteriori $P_{k+1|k+1}$ sont augmentés. Cependant, la correction à partir des mesures réduit les termes de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $P_{k+1|k+1}$. On notera que la matrice de gain est définie si la matrice $C_k P_{k+1|k} C_k^T + V_k R_k V_k^T$ est régulière. Ceci est toujours vérifié lorsque la matrice R est définie positive,

c'est-à-dire, si toutes les sorties sont bruitées, ce qui est pratiquement toujours le cas. La matrice Q quant à elle doit être définie non négative [14][15].

II.2.1.2 Simulation du Filtre de Kalman

On considère le système linéaire décrit par son équation différentielle du deuxième ordre montrée sur la figure (II.2) :

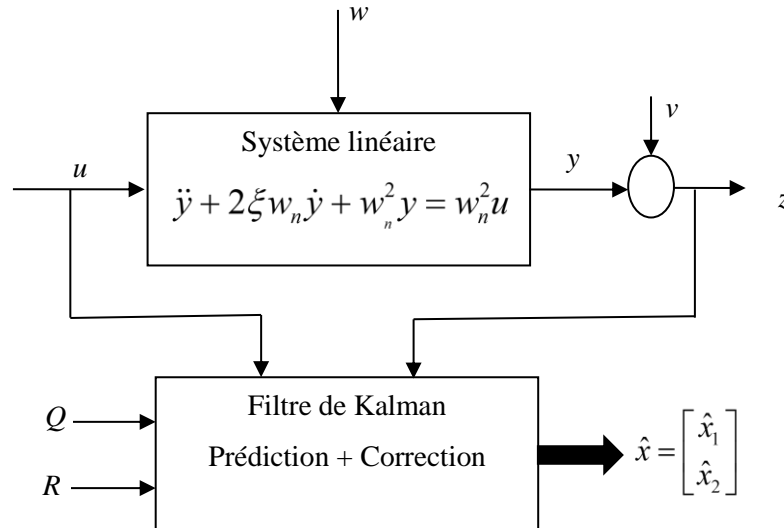


Fig. II.2. Système linéaire du deuxième ordre avec Filtre de Kalman

Le modèle d'état non perturbé du système peut être donné comme suit :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_n^2 & -2\xi\omega_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2 \end{bmatrix} u \\ y = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \end{cases}$$

Le modèle d'état perturbé est alors obtenu en ajoutant des bruits Gaussiens aux équations d'état et à l'équation de sortie comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 + w_1 \\ \dot{x}_2 = -\omega_n^2 x_1 - 2\xi\omega_n x_2 + \omega_n^2 u + w_2 \end{cases}$$

$$z = x_1 + v = y + v$$

D'où la forme matricielle suivante du modèle d'état :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_n^2 & -2\xi\omega_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \\ z = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + v \end{cases}$$

Ce modèle doit être discrétisé en utilisant une simple approximation d'Euler :

$$\begin{aligned} x_1^{k+1} &= x_1^k + T_e \left. \frac{dx_1}{dt} \right|_{tk} \\ x_2^{k+1} &= x_2^k + T_e \left. \frac{dx_2}{dt} \right|_{tk} \end{aligned} \quad (\text{II.6})$$

Par conséquent, on aboutit au modèle d'état discret et perturbé suivant :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x_1^{k+1} \\ x_2^{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T_e \\ -\omega_n^2 T_e & 1 - 2\xi\omega_n T_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^k \\ x_2^k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2 T_e \end{bmatrix} u_k + \begin{bmatrix} w_1^k \\ w_2^k \end{bmatrix} \\ z_k = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1^k \\ x_2^k \end{bmatrix} + v_k \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Avec

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T_e \\ -\omega_n^2 T_e & 1 - 2\xi\omega_n T_e \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2 T_e \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad C = [1 \quad 0]$$

L'entrée u est choisie d'être un échelon unitaire ; la période d'échantillonnage doit être très courte $T_e = 10^{-4} \text{ sec}$; $\xi = 0.7$; $\omega_n = 10$. les matrices de covariances d'état et de mesure sont prises

par la méthode essai erreur, comme suit : $Q = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 \\ 0 & 10^{-4} \end{bmatrix}$, $R = \begin{bmatrix} 10^{-2} & 0 \\ 0 & 10^{-2} \end{bmatrix}$, respectivement.

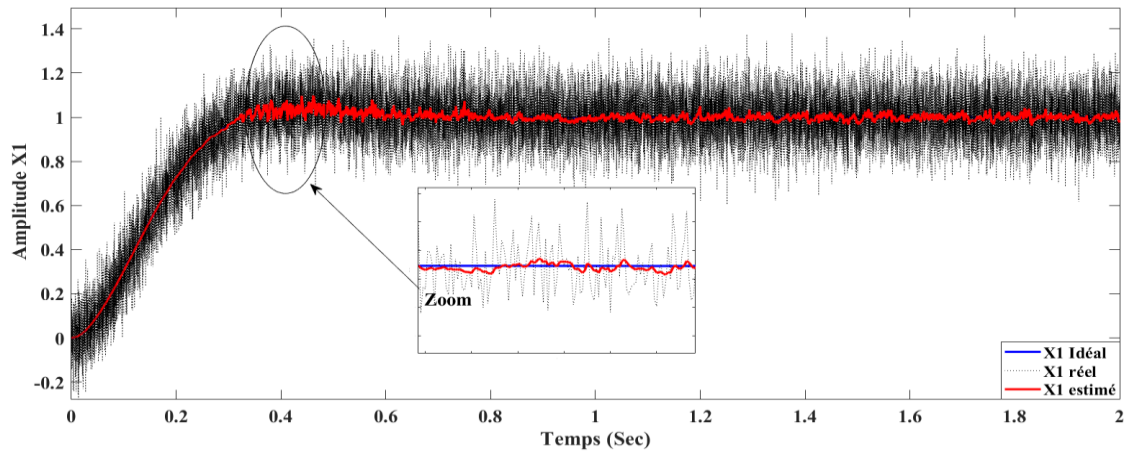


Fig. II. 3. L'état x_1 et son estimé \hat{x}_1

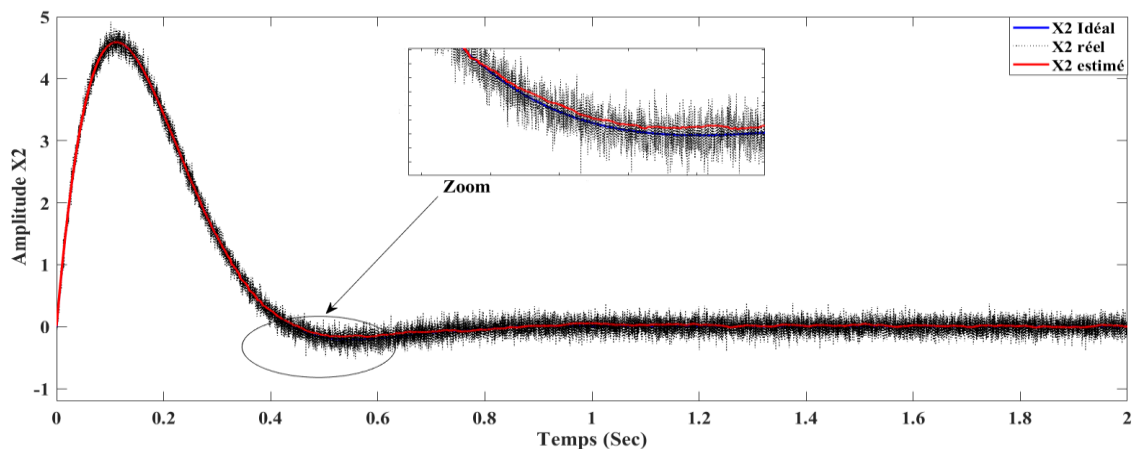


Fig. II.4. L'état x_2 et son estimé \hat{x}_2

Les résultats de simulation sont présentés sur les figures (II.3) et (II.4). D'après ces figures on constate la très bonne convergence des états estimés avec une allure lisse ce qui confirme l'efficacité du filtre de Kalman pour éliminer l'effet des bruits Gaussiens (Les états estimés \hat{x}_1 et \hat{x}_2 suit parfaitement les états réels malgré l'existence des bruits aléatoires).

Pour le cas des systèmes non linéaires le filtre de Kalman ne peut pas être appliqué sous sa forme linéaire déjà présentée. La version non linéaire du filtre de Kalman exige la linéarisation du

système à estimer en utilisant le développement en série de Taylor du premier ordre, ce qui conduit à l'utilisation du filtre de Kalman étendu.

II.3 Filtre de Kalman Etendu

Le filtre de Kalman étendu est un observateur d'état non linéaire et stochastique. Il est capable de déterminer (1) Les grandeurs d'états évolutives non mesurables ou (2) les paramètres du système à partir des grandeurs physique mesurables. Il représente un ensemble d'équations récursives qui permettent une meilleure estimation de l'état futur en utilisant son état précédent. Le filtre de Kalman étendu est aussi utilisé pour étudier le comportement d'un système dynamique non linéaire dans un environnement bruité ou stochastique. En d'autres termes, il permet d'identifier l'état ou les paramètres d'un système à partir de ses entrées et de ses sorties actuelles en se basant sur les covariances des bruits gaussiens qui affectent le système [16-24].

II.3.1 Fonctionnement du filtre de Kalman Etendu

II.3.1.1 Algorithme

Le modèle dynamique non linéaire du système MSAP peut être donné par la représentation non linéaire discrète suivante [25-30] :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k) \\ z_k = h(x_k, v_k) \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

Avec

W : Le vecteur bruit d'état soumis aux mêmes conditions que celles du cas du filtre de Kalman.

V : Le vecteur bruit de mesure soumis aux mêmes conditions que celles du cas du filtre de Kalman.

Notons bien que les états et les mesures sont noyés dans ces bruits. L'objectif du filtre de Kalman étendu sera alors d'estimer \hat{x} sous les non linéarités f et h .

Les fonctions f et h sont des fonctions non linéaires mais différentiables. Comme ce n'est pas possible de les utiliser directement pour le calcul des covariances, on utilise une matrice Jacobienne. Cette dernière est calculée à chaque instant au voisinage du point d'estimation courant \hat{x} avec l'objectif de linéariser le système :

$$A_k = \left. \frac{\partial f_k(x, u_k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k} \quad W_k = \left. \frac{\partial f(\hat{x}_k, w)}{\partial w} \right|_{w=0} \quad (\text{II.9})$$

$$C_k = \left. \frac{\partial h(x, u_k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k} \quad V_k = \left. \frac{\partial h(\hat{x}_k, v)}{\partial v} \right|_{v=0} \quad (\text{II.10})$$

L'observateur de Kalman, qu'il soit linéaire ou non linéaire, travaille généralement en deux étapes :

Etape 1 : Phase de prédiction

Cette étape permet de construire une première estimation du vecteur d'état à l'instant $k+1$ sachant k mesures :

$$\hat{x}_{k+1|k} = A_k \hat{x}_{k|k} + B_k u_k \quad (\text{II.11})$$

Ainsi, cette mesure de l'état permet de prédire la sortie :

$$\hat{y}_{k+1|k} = C_k \hat{x}_{k+1|k} \quad (\text{II.12})$$

Prédiction de la matrice de covariance est calculée par l'équation suivante :

$$P_{k+1|k} = A_k P_{k|k} A_k^T + W_k Q W_k^T \quad (\text{II.13})$$

Etape 2 : Phase de correction

La phase de correction consiste à corriger le vecteur de prédiction $\hat{x}_{k+1|k}$ par le vecteur de mesure z_k afin d'obtenir l'estimation du vecteur d'état à l'instant $k+1$: $\hat{x}_{k+1|k+1}$

Le gain du filtre K_k est choisi pour réduire au minimum la variance d'erreur d'estimation des états à estimer. Ce gain est calculé par l'équation suivante :

$$K_k = P_{k+1|k} C_k^T [C_k P_{k+1|k} C_k^T + V_k R V_k^T]^{-1} \quad (\text{II.14})$$

En fait, la phase de prédiction permet d'avoir un écart entre la sortie mesurée z_k et la sortie prédite $\hat{y}_{k+1|k} = C_k \hat{x}_{k+1|k}$. Pour améliorer l'état, il faut donc tenir compte de cet écart et le corriger par

l'intermédiaire du gain du filtre de Kalman K_k . La correction du vecteur d'état estimé à l'instant $k+1$ se fait par l'équation suivante :

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_k (z_k - C\hat{x}_{k+1|k}) \quad (\text{II.15})$$

Où K_k est le gain de Kalman, $\hat{x}_{k+1|k+1}$ désigne le vecteur de prédiction d'état a posteriori et $\hat{x}_{k+1|k}$ est le vecteur de prédiction d'état a priori.

La dernière équation de la phase de correction consiste à la mise à jour de la matrice de covariance:

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_k C P_{k+1|k} \quad (\text{II.16})$$

Avec

$P_{k+1|k+1}$ Désigne la matrice de covariance d'erreur de prédiction a posteriori et $P_{k+1|k}$ est la matrice de covariance d'erreur de prédiction a priori

II.3.1.2 Matrices de covariance Q et R

Les performances des estimations du filtre de Kalman étendu sont influencés par les valeurs des paramètres du système considéré ainsi que par les matrices de covariance Q et R . Selon la théorie du filtre de Kalman, les matrices de covariances Q et R doivent être obtenues en considérant les propriétés stochastiques des bruits contaminant le système [1] ; et puisque ce n'est pas le cas, ces matrices de covariances vont être utilisées comme des facteurs libres à déterminer (paramètres à adapter) comme nous allons le voir dans les chapitres qui suivent.

II.4 Application du filtre de Kalman Etendu à l'MSAP

Dans cette section le filtre de Kalman étendu est appliqué à la machine MSAP décrite dans le référentiel rotorique ($d-q$). Le vecteur d'état à estimer sera composé de : courants statoriques, vitesse mécanique du rotor, l'angle de position électrique du rotor, le couple de charge, et la résistance statorique.

II.4.1 Modèle d'état de l'MSAP en temps continu

Le modèle continu f_c non linéaire de la MSAP est donné par la forme générale suivante :

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f_c(x, u) \\ y &= h(x)\end{aligned}\quad (\text{II.17})$$

Avec

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \\ \dot{x}_6 \end{bmatrix} = f_c(x, u) = \begin{bmatrix} \frac{v_{ds}}{L_d} - \frac{R_s}{L_d} i_{ds} + p\Omega L_q i_{qs} \\ \frac{v_{qs}}{L_q} - \frac{R_s}{L_q} i_{qs} - p\Omega L_d i_{ds} - \frac{\varphi_f}{L_{qs}} \Omega \\ \frac{3}{2} * \frac{p(L_d - L_q)}{J} i_{ds} i_{qs} + \frac{3}{2} * \frac{p}{J} \varphi_f i_{qs} - \frac{f_c}{J} \Omega - \frac{1}{J} C_r \\ \Omega \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.18})$$

$$y = h(x) = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}$$

Où le vecteur d'état et le vecteur de commande sont définis par :

$$x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]^T = [i_{ds} \ i_{qs} \ \Omega \ \theta \ C_r \ R_s]^T \quad (\text{II.19})$$

$$u(t) = [v_{ds} \ v_{qs}]^T \quad (\text{II.20})$$

v_{ds} la tension statorique de l'axe d en Volts, v_{qs} la tension statorique de l'axe q en Volts, R_s la résistance de l'enroulement du stator en Ohm, L_d et L_q sont l'inductance directe et en quadrature, respectivement en (mH), ω_r vitesse du moteur en (rad/sec), φ_f flux magnétique en (wb/m^2), I_{ds} et I_{qs} sont les courants d'axe d et q statoriques, respectivement en Ampères, C_r est le couple résistant en ($N.m$), p est le nombre de paires de pôles, J est le moment d'inertie du rotor en (Kg/m^2) et f_c est le coefficient de frottement visqueux en ($Nm/rad/s$).

II.4.2 Modèle discret non linéaire de l'MSAP

Etant donné qu'un ordinateur est incapable d'effectuer l'estimation de l'état de la machine MSAP sous sa forme continue (II.18), cette dernière doit être transformée en une suite de nombres pour pouvoir être traités (discrétisation).

L'algorithme FKE sera implémenté sur un format discret pour lequel une discrétisation ponctuelle de l'équation d'état et de l'équation de mesure est nécessaire en utilisant une très courte période d'échantillonnage T_e . Pour ce contexte, la méthode d'approximation d'Euler directe sera utilisée.

Le modèle (II.18) après discrétisation prendra la forme discrète f suivante :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k) \\ y_k = h(x_k) \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

Qui peut être obtenue en utilisant l'approximation d'Euler $\dot{x} \approx \frac{x_{k+1} - x_k}{T_e}$, en plus et pour prendre

en considération les perturbations stochastiques et les incertitudes agissantes sur la machine le modèle (II.21) est perturbé par des bruits d'état w_k et des bruits de mesures v_k aléatoires, d'où le modèle discret non linéaire perturbé suivant :

$$f(x_k, u_k, w_k) = \begin{cases} i_{d,k+1} = (1 - \frac{R_s}{L_d} T_e) i_{d,k} + T_e \frac{L_q}{L_d} p \Omega i_{q,k} + T_e \frac{v_{d,k}}{L_d} + w_{1,k} \\ i_{q,k+1} = -T_e \frac{L_d}{L_q} \Omega i_{d,k} + (1 - \frac{R_s}{L_q} T_e) i_{q,k} - T_e \frac{\phi_f}{L_q} p \Omega + \frac{T_e}{L_q} v_{q,k} + w_{2,k} \\ \Omega_{k+1} = \frac{3}{2} T_e p (\frac{L_d - L_q}{J}) i_{d,k} i_{q,k} + T_e \frac{3}{2} \frac{p}{J} \phi_f i_{q,k} + (1 - T_e \frac{f_c}{J}) \Omega - T_e \frac{1}{J} C_r + w_{3,k} \\ \theta_{k+1} = T_e \Omega + \theta + w_{4,k} \\ C_{r,k+1} = C_{r,k} + w_{5,k} \\ R_{s,k+1} = R_{s,k} + w_{6,k} \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

$$h(x_k, v_k) = \begin{bmatrix} i_{ds,k} + v_{1,k} \\ i_{qs,k} + v_{2,k} \end{bmatrix}$$

II.4.3 Linéarisation de l'MSAP et matrices Jacobiennes

En utilisant l'approximation de Taylor du premier ordre au voisinage d'un point de fonctionnement $x_k = \hat{x}_k$, $w_k = \hat{w}_k = 0$ et $v_k = \hat{v}_k = 0$, le système (II.22) est linéarisé par le modèle linéaire approximatif suivant :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k) \approx f(\hat{x}_k, u_k, 0) + A_k(x_k - \hat{x}_k) + W_k(w_k - 0) \\ y_k = h(x_k, v_k) \approx h(\hat{x}_k, 0) + C_k(x_k - \hat{x}_k) + V_k(v_k - 0) \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

La matrice Jacobienne est la matrice des dérivées partielles du premier ordre d'une fonction vectorielle non linéaire en un point donné. Pour notre cas (Equation II.22) nous avons deux matrices Jacobiennes de f (l'une par rapport à $x_k = \hat{x}_k$ et l'autre par rapport à $w_k = \hat{w}_k = 0$) et deux autres matrices Jacobiennes de h (l'une par rapport à $x_k = \hat{x}_k$ et l'autre par rapport à $v_k = \hat{v}_k = 0$). Ces matrices seront notées respectivement par A_k , W_k , C_k et V_k , comme le montre les équations (II.24) et (II.25) suivantes :

$$A_k = \left. \frac{\partial f(x, 0)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k} \quad W_k = \left. \frac{\partial f(\hat{x}_k, w)}{\partial w} \right|_{w_k=0} \quad (\text{II.24})$$

$$C_k = \left. \frac{\partial h(x, 0)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k} \quad V_k = \left. \frac{\partial h(\hat{x}_k, v)}{\partial v} \right|_{v_k=0} \quad (\text{II.25})$$

avec A_k , W_k et C_k , V_k sont définies comme suit :

$$A_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_1}{\partial x_4} & \frac{\partial f_1}{\partial x_5} & \frac{\partial f_1}{\partial x_6} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial x_4} & \frac{\partial f_2}{\partial x_5} & \frac{\partial f_2}{\partial x_6} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \frac{\partial f_3}{\partial x_4} & \frac{\partial f_3}{\partial x_5} & \frac{\partial f_3}{\partial x_6} \\ \frac{\partial f_4}{\partial x_1} & \frac{\partial f_4}{\partial x_2} & \frac{\partial f_4}{\partial x_3} & \frac{\partial f_4}{\partial x_4} & \frac{\partial f_4}{\partial x_5} & \frac{\partial f_4}{\partial x_6} \\ \frac{\partial f_5}{\partial x_1} & \frac{\partial f_5}{\partial x_2} & \frac{\partial f_5}{\partial x_3} & \frac{\partial f_5}{\partial x_4} & \frac{\partial f_5}{\partial x_5} & \frac{\partial f_5}{\partial x_6} \\ \frac{\partial f_6}{\partial x_1} & \frac{\partial f_6}{\partial x_2} & \frac{\partial f_6}{\partial x_3} & \frac{\partial f_6}{\partial x_4} & \frac{\partial f_6}{\partial x_5} & \frac{\partial f_6}{\partial x_6} \end{bmatrix}_{x=\hat{x}_k} \quad W_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial w_1} & \frac{\partial f_1}{\partial w_2} & \frac{\partial f_1}{\partial w_3} & \frac{\partial f_1}{\partial w_4} & \frac{\partial f_1}{\partial w_5} & \frac{\partial f_1}{\partial w_6} \\ \frac{\partial f_2}{\partial w_1} & \frac{\partial f_2}{\partial w_2} & \frac{\partial f_2}{\partial w_3} & \frac{\partial f_2}{\partial w_4} & \frac{\partial f_2}{\partial w_5} & \frac{\partial f_2}{\partial w_6} \\ \frac{\partial f_3}{\partial w_1} & \frac{\partial f_3}{\partial w_2} & \frac{\partial f_3}{\partial w_3} & \frac{\partial f_3}{\partial w_4} & \frac{\partial f_3}{\partial w_5} & \frac{\partial f_3}{\partial w_6} \\ \frac{\partial f_4}{\partial w_1} & \frac{\partial f_4}{\partial w_2} & \frac{\partial f_4}{\partial w_3} & \frac{\partial f_4}{\partial w_4} & \frac{\partial f_4}{\partial w_5} & \frac{\partial f_4}{\partial w_6} \\ \frac{\partial f_5}{\partial w_1} & \frac{\partial f_5}{\partial w_2} & \frac{\partial f_5}{\partial w_3} & \frac{\partial f_5}{\partial w_4} & \frac{\partial f_5}{\partial w_5} & \frac{\partial f_5}{\partial w_6} \\ \frac{\partial f_6}{\partial w_1} & \frac{\partial f_6}{\partial w_2} & \frac{\partial f_6}{\partial w_3} & \frac{\partial f_6}{\partial w_4} & \frac{\partial f_6}{\partial w_5} & \frac{\partial f_6}{\partial w_6} \end{bmatrix}_{w_k=0} \quad (II.26)$$

$$C_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \frac{\partial h_1}{\partial x_3} & \frac{\partial h_1}{\partial x_4} & \frac{\partial h_1}{\partial x_5} & \frac{\partial h_1}{\partial x_6} \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} & \frac{\partial h_2}{\partial x_3} & \frac{\partial h_2}{\partial x_4} & \frac{\partial h_2}{\partial x_5} & \frac{\partial h_2}{\partial x_6} \end{bmatrix}_{x=\hat{x}_k} \quad V_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} \end{bmatrix}_{v_k=0} \quad (II.27)$$

Ce qui nous donne

$$A_k = \begin{bmatrix} (1 - \frac{R_s}{L_d} T_e) & \frac{L_q}{L_d} p \Omega T_e & \frac{L_q}{L_d} p^* I_q T_e & 0 & 0 & -\frac{T_e}{L_d} I_d \\ -T_e \frac{L_d}{L_q} p \Omega & (1 - \frac{R_s}{L_q} T_e) & (-\frac{L_d}{L_q} I_d - \frac{\varphi_f}{L_q}) p T_e & 0 & 0 & -\frac{T_e}{L_q} I_q \\ \frac{3}{2} \frac{p}{J} T_e (L_d - L_q) I_q & \frac{3}{2} \frac{p}{J} T_e (\varphi_f + (L_d - L_q) I_d) & (1 - \frac{f_c}{J} T_e) & 0 & -\frac{T_e}{J} & 0 \\ 0 & 0 & p T_e & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (II.28)$$

$$C_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.29})$$

II.4.4 Implémentation de l'algorithme du FKE discret

- Etape 1 : Initialisation de l'état du système et de sa matrice de covariance

$$\begin{aligned} x_{0/0} &= x_0 \\ P_{0/0}, \quad Q \quad \text{et} \quad R \end{aligned} \quad (\text{II.30})$$

- Etape 2 : Prédiction

$$\hat{x}_{k+1|k} = f(\hat{x}_{k|k}, u_k) \quad (\text{II.31})$$

- Etape 3 : Calcul de la matrice de covariance de l'erreur du filtre

$$P_{k+1|k} = A_k P_{k/k} A_k^T + W_k Q W_k^T \quad (\text{II.32})$$

- Etape 4 : Calcul du gain K du filtre

$$K_k = P_{k+1|k} C_k^T [C_k P_{k+1|k} C_k^T + V_k R V_k^T]^{-1} \quad (\text{II.33})$$

- Etape 5 : Estimation du vecteur d'état

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_k (z_k - C_k \hat{x}_{k+1|k}) \quad (\text{II.34})$$

- Etape 6 : Mise à jour de la matrice de covariance de l'erreur

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_k C_k P_{k+1|k} \quad (\text{II.35})$$

➤ Puis aller à l'étape 2

II.5 Estimation d'Etat d'MSAP par le FKE sans commande

II.5.1 Structure du filtre de Kalman Etendu

Dans cette section nous allons implanter sur MATLAB/SIMULINK le filtre de Kalman étendu pour la machine synchrone à aimant permanent pour observer (voir équations II.19 et II.20) :

- ✓ Vitesse du rotor,
- ✓ Position du rotor,
- ✓ Couple de charge,
- ✓ Résistance statorique.

Avec :

- ✓ Deux mesures électriques I_{ds}, I_{qs}

Et

- ✓ Deux variables de commandes (tensions statoriques).

La figure (II.5) présente le schéma de principe pour simulation de l'estimateur du vecteur d'état de l'MSAP par le filtre de Kalman étendu. Pour la validation de cet observateur, plusieurs tests ont été réalisés sous Matlab en considérant les paramètres spécifiés dans le tableau I.1 avec les matrices de covariances d'état et de mesure sont prises comme suit :

$$Q = \begin{bmatrix} q_{id} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{iq} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{\omega} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{\theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10^{-3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-4} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 10^3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10^{-2} \end{bmatrix},$$

Et

$$R = \begin{bmatrix} r_{id} & 0 \\ 0 & r_{iq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10^4 & 0 \\ 0 & 10^1 \end{bmatrix}, \text{ respectivement.}$$

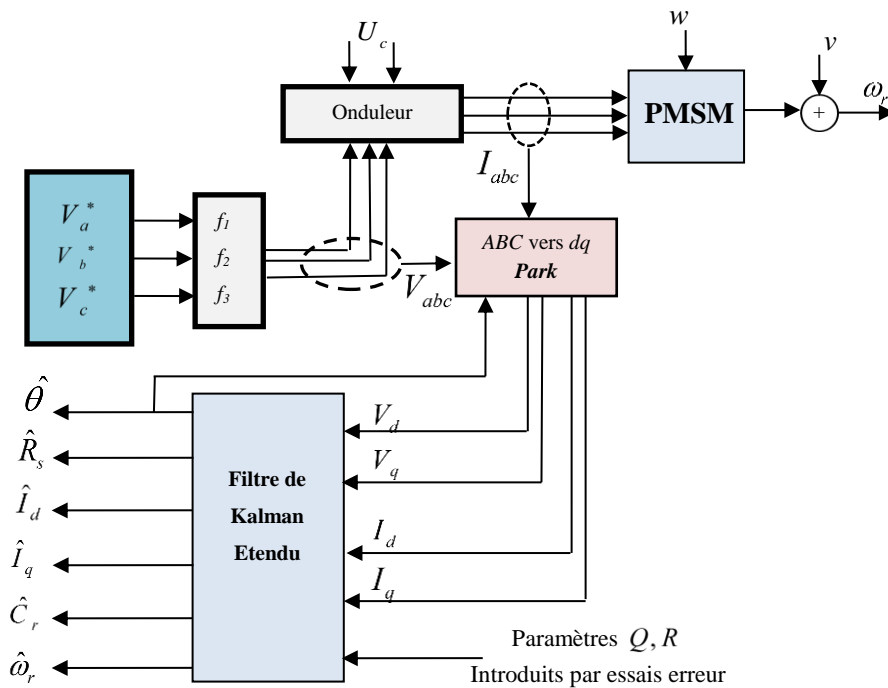
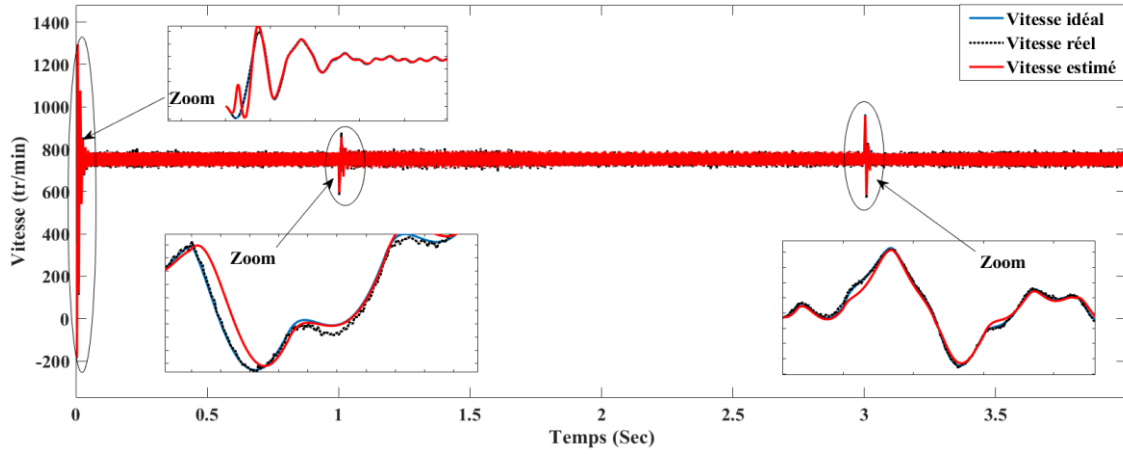


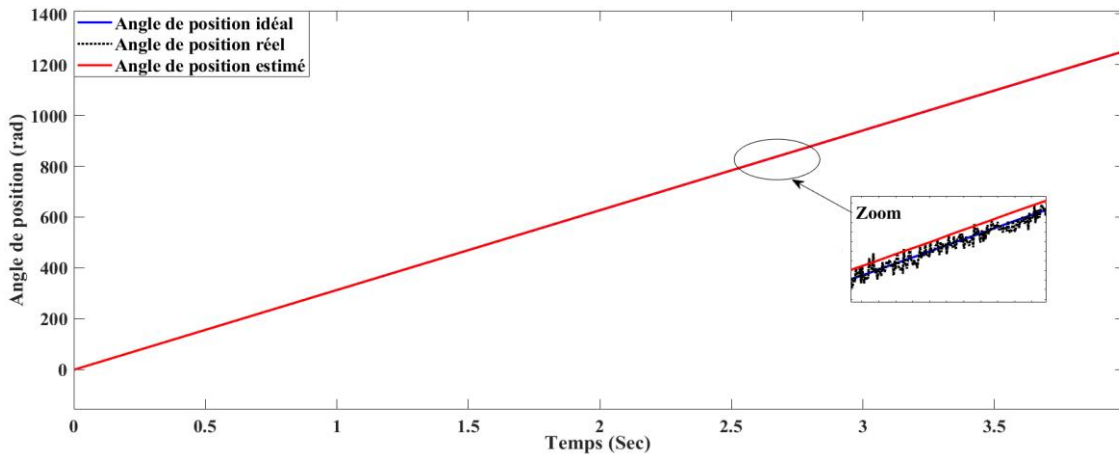
Fig. II.5. Structure du filtre de Kalman étendu avec la machine MSAP sans commande.

II.5.2 Résultat de simulation

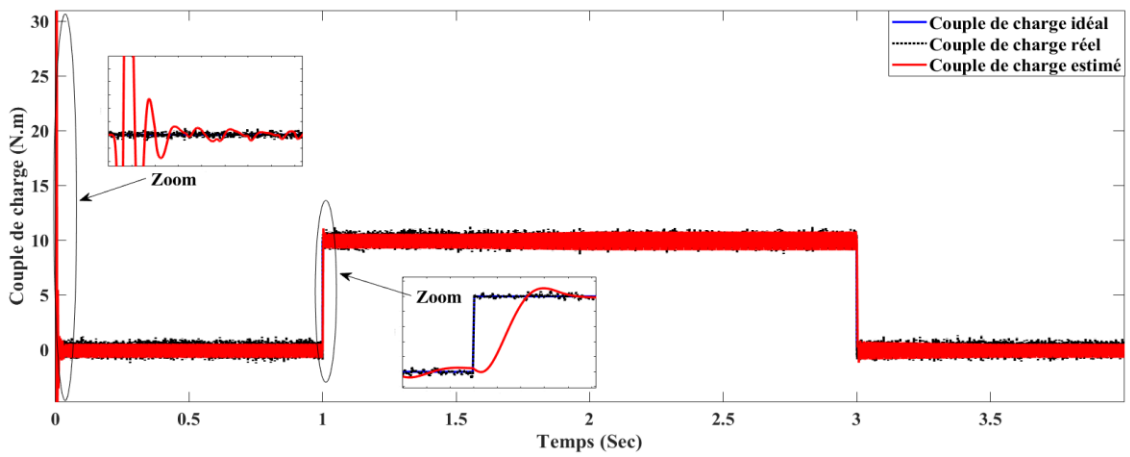
On présente dans cette section les résultats d'estimation par l'observateur de Kalman étendu sans commande vectorielle. Afin de juger les performances de cette estimation, différents tests de robustesse (variation du couple et variation de la résistance statorique) ont été effectués. Tous les résultats de simulation sont évalués pour une consigne de vitesse égale à 750 tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 10 N.m à $t = 1 \text{ sec}$ puis son élimination à $t = 3 \text{ sec}$. Et à l'instant $t = 1.5 \text{ sec}$ on augmente progressivement la résistance statorique de sa valeur nominale $R_s = 0.6 \text{ Ohm}$ à $R_s = 0.7 \text{ Ohm}$ puis à l'instant $t = 3 \text{ sec}$ on la diminue graduellement jusqu'à sa valeur nominale à $t = 3.5 \text{ sec}$. en tenant compte des bruits d'état et de mesure.



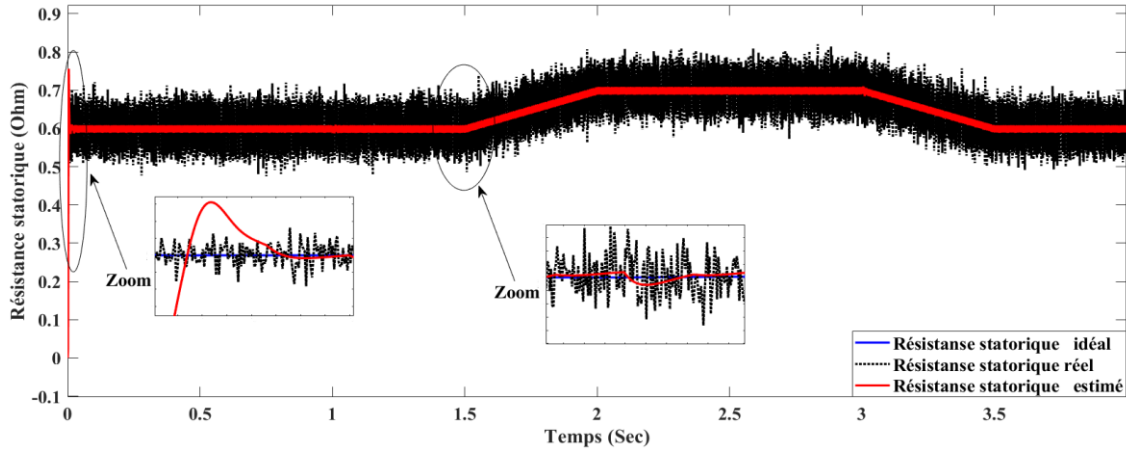
(a)



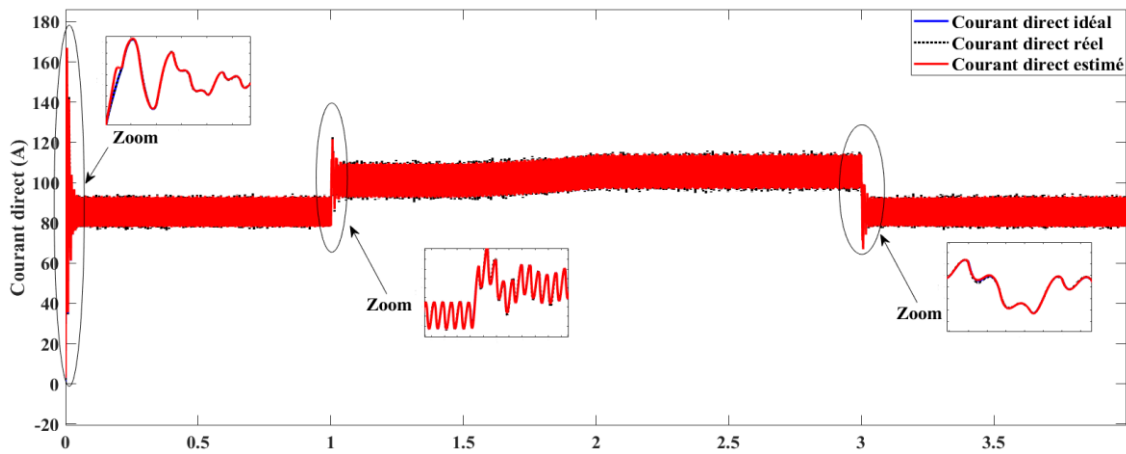
(b)



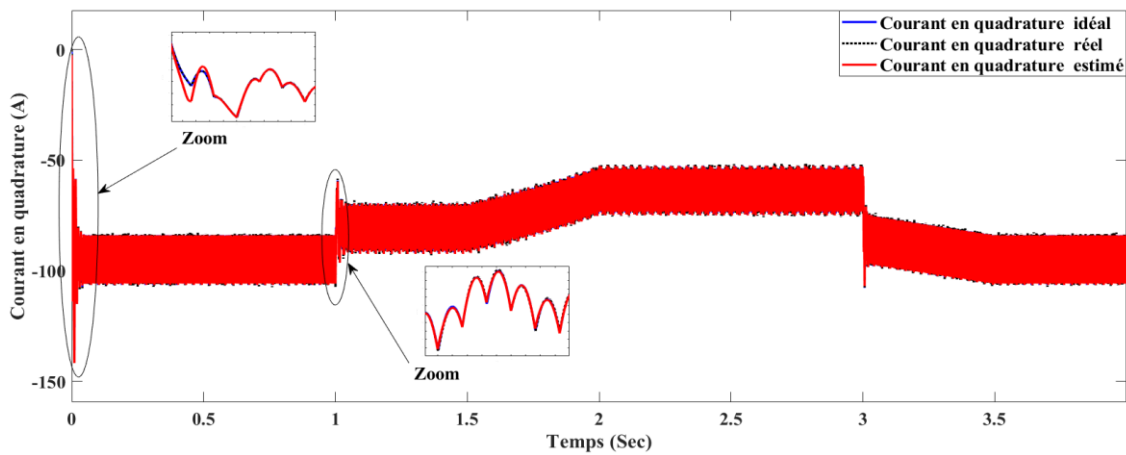
(c)



(d)



(e)



(f)

Fig. II.6. Tests de robustesse de l'estimateur d'état de la MSAP, alimentée par un onduleur de tension.

II.5.3 Interprétation des résultats

Les résultats obtenus par l'estimateur de Kalman étendu sont présentés sur la figure (II.6). Les paramètres Q et R sont manuellement ajustés (empiriquement ou essai-erreur) pour régler la dynamique de convergence des estimations. On constate bien que la convergence est atteinte pour tous les états i_{ds} , i_{qs} , Ω , θ , C_r et R_s . Notons que malgré ce tâtonnement peut aboutir à des résultats très satisfaisants, mais il présente toujours un inconvénient qui est la longue durée d'ajustement des paramètres qui s'avère très ennuyeux dans certaines situations plus complexes. Cette problématique sera traitée dans les chapitres qui suivent où on va voir d'autres approches qui repose sur l'automatisation du réglage de Q et R par la minimisation d'un critère en se basant sur des approches de l'intelligence artificiel tel que AG, PSO et BBO.

I.6 Estimation d'Etat de l'MSAP par le FKE avec la commande vectorielle

II.6.1 Structure du Filtre de Kalman Etendu

Dans cette section, la commande vectorielle est associée au système MSAP avec l'observateur de Kalman étendu. Le schéma synoptique de la figure (II.7) représente une commande sans capteur basé sur le filtre de Kalman étendu utilisé pour l'estimation des paramètres d'état comme le montre la figure suivante :

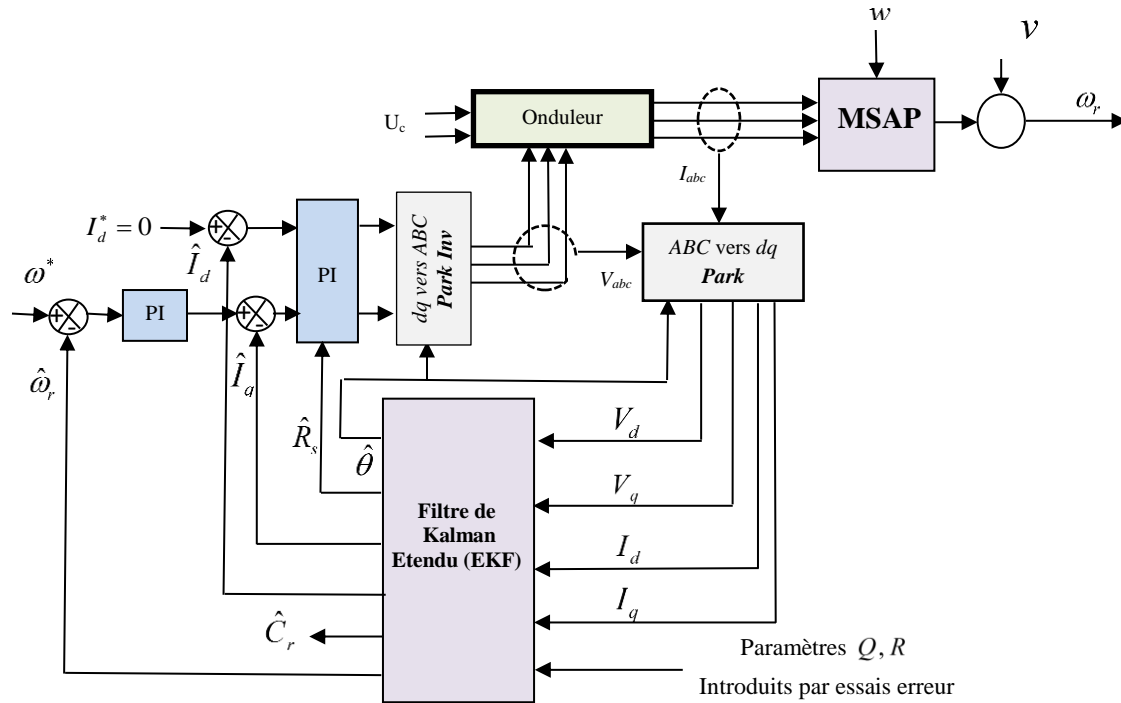


Fig. II.7. Structure de la commande sans capteur par le F.K.E.

II.6.2 Stratégie et paramètres de réglage du Filtre de Kalman Etendu

Les deux paramètres libres à choisir du filtre de Kalman Etendu sont les matrices de covariance Q et R . Un choix judicieux permettra de minimiser les erreurs d'estimation liées à la modélisation approchée et à la présence de bruits sur les capteurs de mesure. Dans cette section, ces deux matrices sont obtenues à partir de la méthode essais-erreur. On considère les matrices de covariances d'état et de mesure sont prises comme suit :

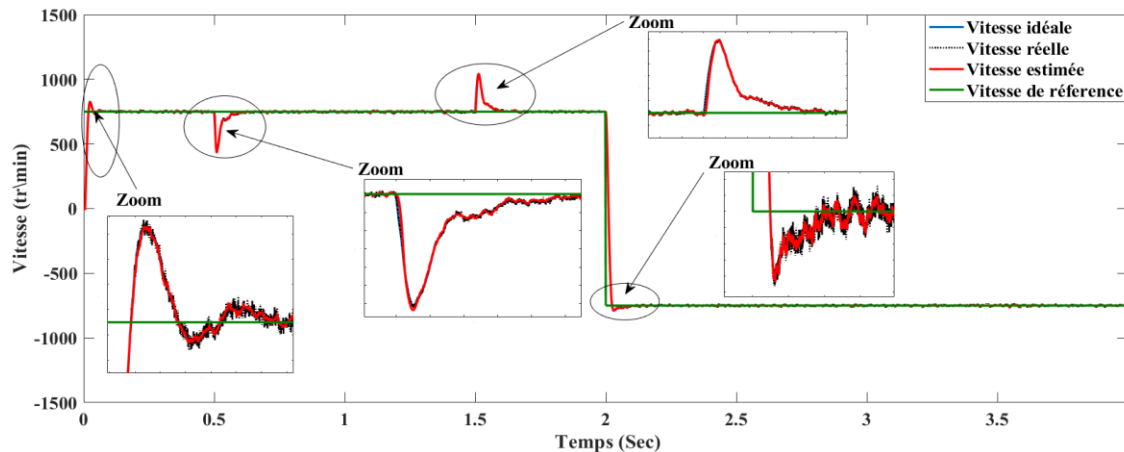
$$Q = \begin{bmatrix} q_{id} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{iq} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{\omega} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{\theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{R_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10^{-2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 10^4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10^2 \end{bmatrix},$$

Et

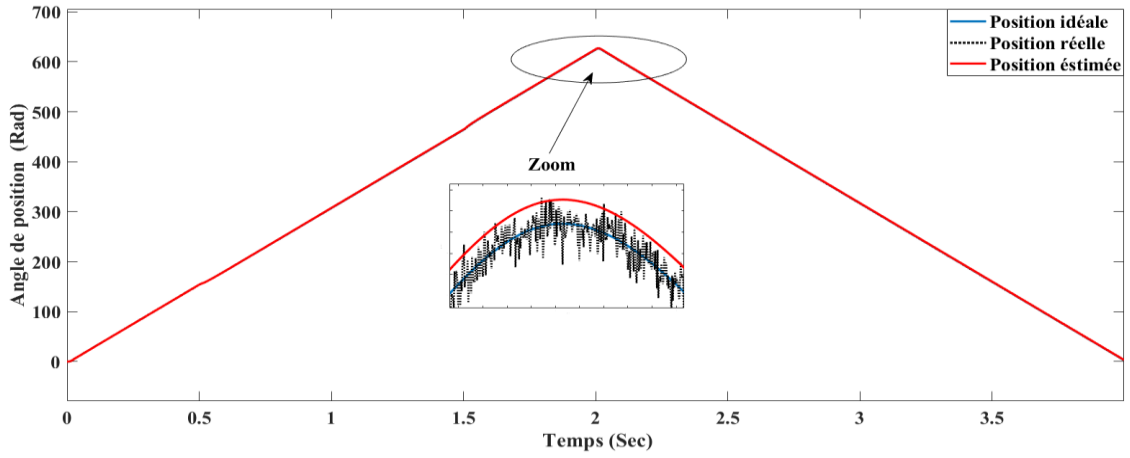
$$R = \begin{bmatrix} r_{id} & 0 \\ 0 & r_{iq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10^5 & 0 \\ 0 & 10^6 \end{bmatrix}, \text{ respectivement.}$$

II.6.3 Résultat de simulation

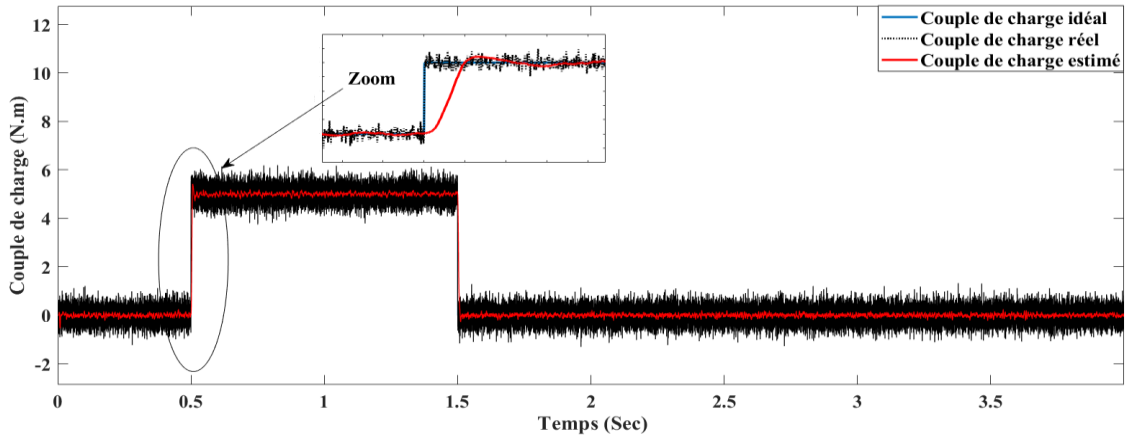
On présente dans cette section les résultats d'estimation par l'observateur de Kalman 2-étendu combiné avec la commande vectorielle. Afin de juger les performances de cette commande, différents tests de robustesse (variation de vitesse, de couple et aussi la variation de la résistance statorique) ont été effectués. Tous les résultats de simulation sont évalués pour une variation de la consigne de vitesse de 750 tr/min à -750 tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 5 N.m à $t = 0.5 \text{ sec}$ puis son élimination à $t = 1.5 \text{ sec}$. Et à l'instant $t = 1.5 \text{ sec}$ on augmente progressivement la résistance statorique de sa valeur nominale $R_s = 0.6 \text{ Ohm}$ à $R_s = 0.7 \text{ Ohm}$ puis à l'instant $t = 3 \text{ sec}$ on la diminue graduellement jusqu'à sa valeur nominale à $t = 3.5 \text{ sec}$. En tenant compte des bruits d'état et de mesure.



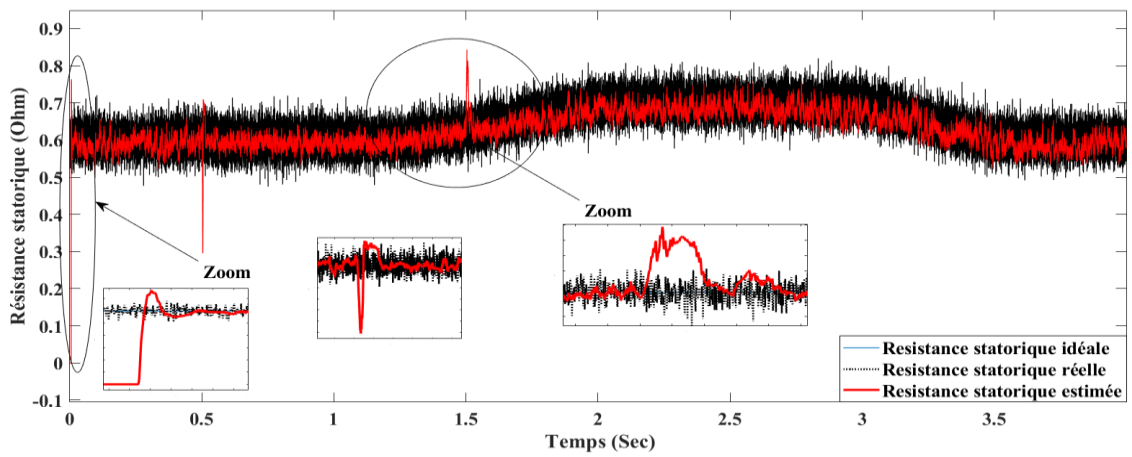
(a)



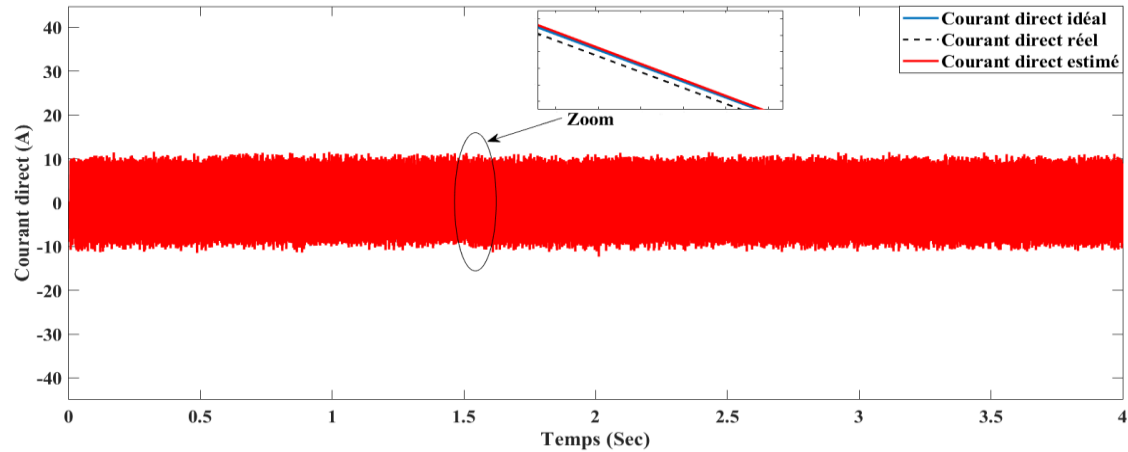
(b)



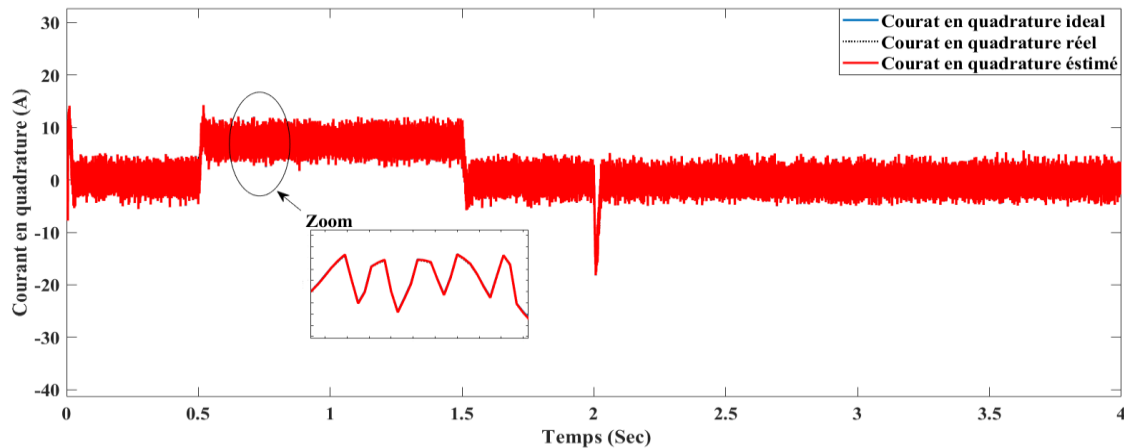
(c)



(d)



(e)



(f)

Fig. II.8. Simulation Estimation-commande vectorielle de la MSAP alimentée par un onduleur de tension.

II.6.4 Interprétation des résultats

La figure (II.8) représente les résultats de simulation de l'estimateur de Kalman plus la commande vectorielle de la machine MSAP. Les variables et les paramètres estimés sont la vitesse de rotation, l'angle de position, couple de charge et la résistance statorique. L'ensemble est simulé en tenant compte des bruits d'état et de mesure. On montre sur les figures (II.8.a), (II.8.c) une variation de la consigne de vitesse de 750 tr/min à -750 tr/min à $t=2 \text{ sec}$ ainsi que l'application d'un couple de charge de 5 N.m à $t=0.5 \text{ sec}$ puis son élimination à $t=1.5 \text{ sec}$. On constate bien la bonne estimation de ces deux grandeurs juste citées. Sur la figure (II.8.d) nous effectuons une

augmentation progressive de la résistance statorique de 0.6 Ohm vers 0.7 Ohm puis une diminution graduelle vers sa valeur nominale. On remarque aussi que la résistance estimée suit sa valeur réelle. La même constatation pour les autres grandeurs dans les figures (II.8.b), (II.8.e) et (II.8.f) pour l'angle de position, les composantes des courants. La présence des fluctuations au niveau de la réponse de la vitesse, du couple électromagnétique, et des composantes de courant est due à la commutation des semi-conducteurs de l'onduleur.

II.7 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les outils mathématiques nécessaires pour bien aborder Le filtre de Kalman aussi le filtre de Kalman étendu ils sont un ensemble d'équations très efficace pour obtenir la solution optimale d'une difficulté dont on n'a qu'une connaissance partielle. Son efficacité vient de son adaptabilité suivant le nombre de capteurs traités, la qualité des informations recueillies où la modélisation du système qui peut être linéaire ou non, grâce au filtre étendu. En effet, comme le filtre de Kalman simple, le filtre de Kalman étendu nous permet d'obtenir une estimation de variance minimale à partir d'observations qui ne sont pas exactes. Par contre, c'est une méthode approximative qui n'arrive pas toujours à converger car la précision du modèle dépend en grande partie des valeurs de l'état initial que l'on choisit de façon plus ou moins empirique, pour surmonter cette difficulté et éviter sa complexité de calcul, l'intelligence artificiel a été utilisées pour ajuster les matrices Q et R de manière automatique ce qui est introduit dans le chapitre suivant.

Référence

- [01] Kalman, R. E. (1960). A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35–. doi:10.1115/1.3662552
- [02] Luenberger, D. (1971). An introduction to observers. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 16(6), 596–602. doi:10.1109/tac.1971.1099826
- [03] Optimization by Vector Space Methods. (1970). *Students Quarterly Journal*, 41(162), 207. doi:10.1049/sqj.1970.0088
- [04] ABDEL W AHED KHAILA. "observateur de flux pour la conllvfande vectorielle de la machine asynchrone conception et implantation", Université du Québec à Trois-Rivières, JUILLET 2003
- [05] Solsona, J.; Valla, M.I.; Muravchik, C. (1996). A nonlinear reduced order observer for permanent magnet synchronous motors. , 43(4), 492–497. doi:10.1109/41.510641
- [06] Guchuan Zhu; Kaddouri, A.; Dessaint, L.A.; Akhrif, O. (2001). A nonlinear state observer for the sensorless control of a permanent-magnet AC machine. , 48(6), 1098–1108. doi:10.1109/41.969388
- [07] Ortega, Romeo; Praly, Laurent; Astolfi, Alessandro; Lee, Junggi; Nam, Kwanghee (2011). Estimation of Rotor Position and Speed of Permanent Magnet Synchronous Motors With Guaranteed Stability. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(3), 601–614. doi:10.1109/TCST.2010.2047396
- [08] Khlaief, A.; Bendjedia, M.; Boussak, M.; Gossa, M. (2012). A Nonlinear Observer for High-Performance Sensorless Speed Control of IPMSM Drive. , 27(6), 0–3040. doi:10.1109/tpel.2011.2175251
- [09] Kalman, R. E., & Bucy, R. S. (1961). New Results in Linear Filtering and Prediction Theory. *Journal of Basic Engineering*, 83(1), 95. doi:10.1115/1.3658902
- [10] Garcia. S.G, "Etude et mise en oeuvre d'estimateurs et d'observateurs robuste de flux et de vitesse pour une machine à induction à cage commandée vectoriellement". Thèse de doctorat, Paris sud, France, 1998.
- [11] Grellet. G, Clerc. G, "Actionneurs électriques, principe /Modèle/ commande", Eyrolles, Deuxième Edition 2000.
- [12] Akin. B, "State Estimation Techniques for speed sensor less field oriented control of Induction motors". Thesis of Master, the Middle East technical University, Ankara, Turkey, 2003.

- [13] DAHRAOUI Nadia, "Multirésolution Déconvolution des profils en profondeur de l'analyse par spectrométrie de masse des ions secondaires. Cas de Silicium dopé par le Bore", Doctorat en Sciences en Electronique, Université Batna 2, année 2020][Casasola Enzo, Clanzig Kellya, Deville Thibaut, "Etude de cas : Filtre de Kalman", 30 mars 2010
- [14] Elise Arnaud, "Méthodes de filtrage pour du suivi dans des séquences d'images - Application au suivi de points caractéristiques", thèse doctorat, Université Rennes 1, 2004
- [15] Hussain, S., & Bazaz, M. A. (2014). Sensorless control of PMSM using Extended Kalman filter with Sliding mode controller. 2014 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES). doi:10.1109/pedes.2014.7042090
- [16] Termizi, M. S., Lazi, J. M., Ibrahim, Z., Talib, M. H. N., Aziz, M. J. A., & Ayob, S. M. (2017). Sensorless PMSM drives using Extended Kalman Filter (EKF). 2017 IEEE Conference on Energy Conversion (CENCON). doi:10.1109/cencon.2017.8262474
- [17] Saihi, L., Bouhenna, A., Chenafa, M., & Mansouri, A. (2015). A robust sensorless SMC of PMSM based on sliding mode observer and extended Kalman filter. 2015 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE). doi:10.1109/intee.2015.7416838
- [18] Chen, Q., Wang, S., & Wang, L. (2012). The fuzzy PID speed control of PMSM based on equivalent input disturbance estimator. 2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). doi:10.1109/ccdc.2012.6244426
- [19] Ma, Z., & Zhang, X. (2018). FPGA-based sensorless control for PMSM drives using the stator/rotor frame extended Kalman filter. 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). doi:10.1109/ccdc.2018.8407113
- [20] Quang, N. K., Tung, D. D., & Ha, Q. P. (2015). FPGA-based sensorless PMSM speed control using adaptive extended Kalman filter. 2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). doi:10.1109/coase.2015.7294338
- [21] Jarrah, Amin; Al-Tamimi, Abdel-Karim; Albashir, Tala (2017). Optimized Parallel Implementation of Extended Kalman Filter Using FPGA. Journal of Circuits, Systems and Computers, (), 1850009-. doi : 10.1142/S0218126618500093
- [22] Shedbalkar, K., Dhamangaonkar, A. P., & Walchand, A. B. P. (2012). Speed estimation using extended Kalman filter for PMSM. 2012 International Conference on Emerging Trends in Electrical Engineering and Energy Management (ICETEEEM). doi:10.1109/iceteem.2012.6494466
- [23] Zheng, Z., Li, Y., & Fadel, M. (2007). Sensorless control of PMSM based on extended kalman filter. 2007 European Conference on Power Electronics and Applications. Doi : 10.1109/epe.2007.4417275

- [24] Xiaoliang Jiang, Pindong Sun, & Zhu, Z. Q. (2010). Modeling and simulation of parameter identification for PMSM based on EKF. 2010 International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering. doi:10.1109/cmce.2010.5610314
- [25] Kung, Y.-S., Lin, J.-M., & Quynh, N. V. (2014). ModelSim/Simulink co-simulation of sensorless PMSM speed control system with EKF estimator and adaptive fuzzy controller. 2014 International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering. doi:10.1109/infosee.2014.6946168
- [26] Casasola Enzo, Clanzig Kellya, Deville Thibaut, ‘‘Etude de cas : Filtre de Kalman’’, 30 mars 2010
- [27] H. Lakehal, M. Ghanai & K. Chafaa N. V. (2021). "BBO-Based State Optimization for PMSM Machines". <https://doi.org/10.1142/S2196888822500026>
- [28] Zeugueb Boubaker, " Commande d'une machine synchrone à aimants sans capteur de vitesse Utilisation d'un observateur non linéaire", thèse magister, université Batna, année 2008
- [29] Bekhti Ibtisem, " Commande et diagnostic des défauts dans les machines synchrones à aimants permanents" thèse de doctorat en sciences, université Batna, année 2018
- [30] Benchabane Fateh, " Commande en position et en vitesse par mode de glissement d'un moteur synchrone triphasé à aimants permanents avec minimisation du chattering", thèse magister, université Biskra, année 2005

Chapitre III

TECHNIQUES D'OPTIMISATION

Sommaire

III.1 Introduction.....	68
III.2 Algorithme génétique.....	68
III.2.1 Principes des algorithmes génétiques.....	69
III.2 Description détaillée.....	70
III.2.2.1 Codage et population initiale.....	70
III.2.2.2 Fonction d'évaluation.....	70
III.2.2.3 Opérateurs génétiques.....	70
III.2.2.4 La sélection.....	71
III.2.2.5 Le croisement.....	71
III.2.2.5.1 Le croisement 1 point avec codage binaire.....	71
III.2.2.5.2 Croisement deux points.....	72
III.2.2.6 La mutation.....	72
III.2.2.7 Critère d'arrêt et solution optimale.....	72
III.2.3 Fonctionnement.....	73
III.3. Optimisation par essaim de particules (PSO)	74
III.3.1 Principe de la méthode d'essaim de particules.....	75
III.3.2 Définition de la position et de la vitesse courante associée à une particule..	75
III.4 Optimisation basée sur la biogéographie (BBO)	79
III.4.1 Etapes de l'optimisation basée sur la biogéographie.....	82
III.4.1.1 La procédure de base de BBO.....	82
III.4.1.2 Evaluation de la fonction HSI.....	83
III.4.1.3 Sélection.....	83
III.4.1.3.1 Sélection par roulette.....	83
III.4.1.4 Opérateur de migration.....	83
III.5 Conclusion.....	86

III.1 Introduction

L'optimisation est une discipline en pleine progression qui entre en jeu dans de nombreux domaines, comme dans la commande des systèmes, la recherche opérationnelle, la biologie, et aussi pour répondre aux besoins croissants des secteurs industriel et économique (maximisation des performances, minimisation des coûts). [1]

On distingue généralement deux grandes familles de méta-heuristiques: celle qui se basent sur l'évolution itérative d'une solution unique et celle qui manipulent en parallèle toute une population de solutions (on peut citer les algorithmes génétiques, l'optimisation par essaim de particule et l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) ...etc [1][2]. Dans le cadre de notre travail, on s'intéresse qu'à la deuxième famille.

Le chapitre est organisé en trois parties. La première est consacrée aux algorithmes génétiques, Après une présentation générale du principe de fonctionnement d'un algorithme génétique, nous ferons une description détaillée de ses différentes composantes. La deuxième partie est consacrée, à l'optimisation par essaim particulaire (PSO). Enfin la dernière partie traitera l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO)

III.2 Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques (AG) sont des méthodes stochastiques conçus sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils ont été introduits par John Holland (1975). Et enfin popularisée par un de ses élèves, David Goldberg. Leurs champs d'application sont très vastes. Ils sont utilisés dans le but de découvrir une solution à un problème donné, sans information ou peu d'information a priori sur l'espace de recherche. Au cours de l'évolution, on utilise des opérateurs inspirés de l'évolution naturelle (la mutation qui modifie un bit du vecteur et le croisement entre deux vecteurs pour en produire un nouveau). Un critère de qualité est nécessaire pour discriminer différentes solutions, cette fonction s'appelle fitness ou fonction objective. Ils sont très simples à comprendre et à transposer en programmes informatiques. Ils sont classés parmi les optimiseurs globaux. Et capables de trouver le minimum global d'une fonction coût malgré la présence de plusieurs minima locaux sur des intervalles potentiellement grands [3][4][5].

III.2.1 Principe des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation qui utilisent des techniques dérivées de la science génétique et de l'évolution naturelle, les opérateurs génétiques de base sont au nombre de trois : la sélection, le croisement et la mutation [6][7][8]. Cinq éléments de base sont nécessaires pour l'utilisation des algorithmes génétiques [9]:

➤ **Codage d'un élément de population**

Cette étape consiste à associer à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. La qualité de ce codage des données conditionnant le succès des algorithmes génétiques ; bien que le codage binaire a été très employés à l'origine, les codages réels sont désormais largement utilisés, notamment dans les domaines applicatifs pour l'optimisation de problèmes à variables réelles.

➤ **Mécanisme de génération de la population initiale**

La génération de la population initiale est importante puisque cette génération représente le point de départ de l'algorithme et son choix influe sur la rapidité de la convergence vers l'optimum global.

➤ **Fonction à optimiser (la fonction objective)**

Une fonction qui retourne une valeur d'adaptation pour chaque individu. Cette valeur permet de déterminer la solution pertinente puisque le problème se restreint à chercher le groupe d'individus qui ont les valeurs optimums.

➤ **Opérateurs**

Qui permettent d'évoluer d'une population à une autre tout en améliorant la fonction objective. L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population, alors que l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace d'états.

➤ **Paramètres de dimensionnement**

Représentée par la taille de la population, nombre total de générations (critère d'arrêt), probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation, etc.

III.2.2 Description détaillée

III.2.2.1 Codage et population initiale

L'AG agit sur une population qui est un ensemble d'individus ou chromosomes, et chaque chromosome est une suite de gènes. Les gènes représentent les variables d'entrée qu'il faut optimiser et sont repérables par leurs positions sur le chromosome de longueur finie. Cette hiérarchie est représentée sur la figure (III.1) [4].

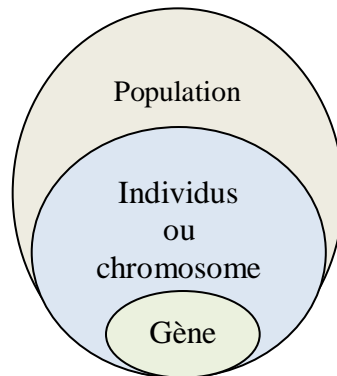


Fig. III.1. Différents niveaux d'organisation des paramètres pour un algorithme génétique

Le codage est la manière de représenter les différents paramètres (gènes) d'un individu. On peut identifier trois principaux types de codage tel que le codage binaire, codage de gray et le codage réel.

III.2.2.2 Fonction d'évaluation

La fonction d'évaluation permet de s'assurer que les individus performants seront conservés, alors que les individus peu adaptés seront progressivement éliminés de la population.

III.2.2.3 Opérateurs génétiques

Les algorithmes génétiques sont basés sur un phénomène naturel (l'évolution) : ils supposent, qu'a priori, deux individus adaptés à leur milieu donnent, par recombinaison de leurs gènes, des individus mieux adaptés. Il existe, trois opérateurs : la sélection, le croisement et la mutation.

III.2.2.4 Sélection

La sélection est le processus selon lequel des chaînes de la population sont choisies pour une nouvelle génération d'après leur valeur par la fonction objectif [10].

Il existe plusieurs techniques de sélection, tels que : la sélection uniforme : choisir aléatoirement sans faire intervenir la valeur d'adaptation, la sélection par tournoi et la sélection par rang (sélection par classement) [7].

III.2.2.5 Croisement

L'opérateur de croisement est une opération de reproduction qui combine les gènes des deux individus parents pour donner deux nouveaux chromosomes d'individus enfants. La zone de croisement est généralement choisie aléatoirement dans les chromosomes. Le croisement de chromosomes codé en binaire ne sera pas le même que celui d'un chromosome codé par valeur entière mais leur principe est identique. Il existe plusieurs méthodes de croisement [7].

III.2.2.5.1 Croisement 1 point avec codage binaire

Dans la première partie du chromosome, un point de croisement est choisi. Le chromosome de l'individu dit parent 1 est copié sur un individu de la génération suivante, enfant 1, celle du parent 2 est copiée sur un enfant 2. Pour la deuxième partie du chromosome, les parents modifient leurs enfants, ainsi le parent 1 est copié sur l'enfant 2 et le parent 2 sur l'enfant 1 (figure III.2) [10].

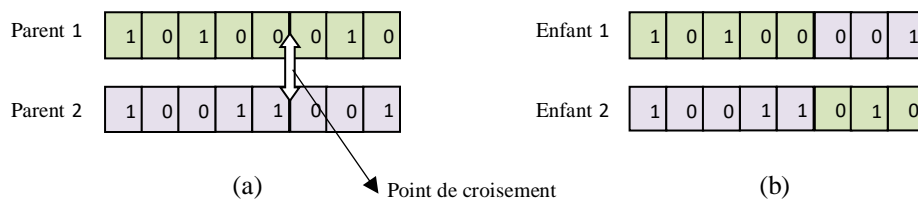


Fig. III.2. Représentation d'un croisement de deux chaînes en un point.

III.2.2.5.2 Croisement deux points

Le croisement à deux points va créer deux enfants à partir des deux parents de telle sorte que l'enfant 1 a deux parties du chromosome du parent 1 et un partie du parent 2 et l'enfant 2 a deux parties du chromosome du parent 2, et un partie du parent 1, comme le montre la figure (III.3), la position des points de croisement étant généralement choisie au hasard [10].

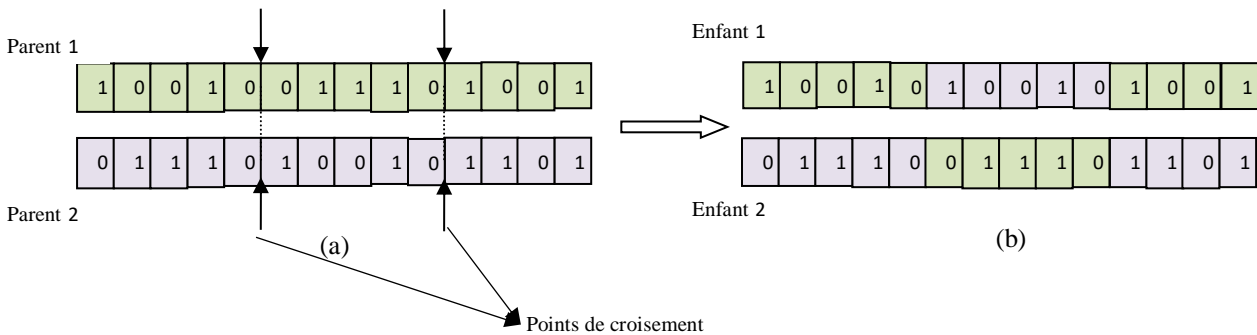


Fig. III.3. Représentation d'un croisement de deux chaines en deux points.

III.2.2.6 Mutation

Le rôle de cet opérateur est de changer aléatoirement, avec une certaine probabilité, la valeur d'un composant de l'individu. La mutation aide l'algorithme génétique à possiblement aller vers une solution optimale globale, sans resté pris dans une solution optimale locale [7].

III.2.2.7 Critère d'arrêt et solution optimale

Il faut à nouveau évaluer la fonction objective liée aux nouveaux individus après l'application des opérateurs génétiques. Le processus de sélection, d'opérations génétiques et d'évaluation est ensuite répété jusqu'à remplir un critère de convergence ou critère d'arrêt. Le critère d'arrêt est une condition ajoutée par l'utilisateur pour faire arrêter le programme d'optimisation. Elle est déterminé soit par le nombre d'itérations, soit par une condition d'arrêt soit satisfaite [4].

III.2.3 Fonctionnement

Comme le montre la figure (III.4), On commence par engendrer une population d'individus de façon aléatoire, Chaque individu dans la population est appelé chromosome (par analogie avec la biologie). Ce chromosome contient l'ensemble des paramètres à optimiser. Puis, les AG font intervenir les notions de fonction d'évaluation et de sélection. Chaque chromosome de la population est d'abord évalué. Cela revient à calculer sa fonction objective. Les chromosomes sont ensuite sélectionnés en fonction de leur fonction objective selon une stratégie donnée. Cela permet d'appliquer les opérateurs génétiques de façon discriminée sur la population en privilégiant les meilleures solutions et en éloignant peu à peu les plus mauvaises. Les deux opérations essentielles des opérateurs génétiques sont le croisement et la mutation. Le principe consiste d'abord à croiser les meilleures solutions de façon à engendrer de nouvelles solutions potentiellement meilleures et destinées à remplacer les plus mauvaises. Ensuite, il s'agit de muter certains chromosomes de façon à assurer une diversité dans la transmission du patrimoine génétique. Ensuite, les nouveaux individus de la nouvelle population sont à nouveau évalués de manière à mettre à jour la solution optimale. Enfin, la convergence de l'algorithme est testée afin de sortir de l'action itérative [4].

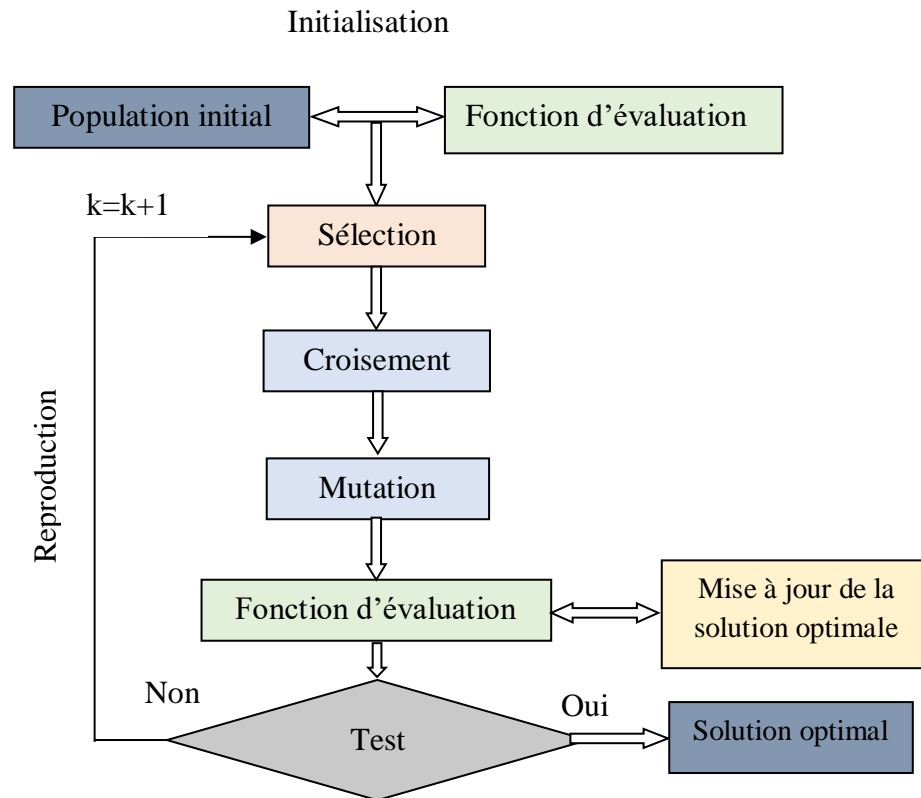


Fig. III.4. Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique.

III.3 Optimisation par essaim de particules (PSO)

L'Optimisation par Essaim de Particule (PSO) a été proposée par Kennedy et Eberhart en 1995 [Kennedy et al. 1995]. Cette méthode est inspirée du comportement social des animaux évoluant en essaim. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une intelligence limitée et une connaissance seulement locale de sa situation dans l'essaim. Un individu de l'essaim n'a pour connaissance que la position et la vitesse de ses plus proches voisins. Chaque individu utilise donc, non seulement, sa propre mémoire, mais aussi l'information locale sur ses plus proches voisins pour décider de son propre déplacement. Des règles simples, telles que «aller à la même vitesse que les autres», «se déplacer dans la même direction» ou encore «rester proche de ses voisins» sont des exemples de comportements qui suffisent à maintenir la cohésion de l'essaim, et qui

permettent la mise en œuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs. L'intelligence globale de l'essaim est donc la conséquence directe des interactions locales entre les différentes particules de l'essaim [11].

III.3.1 Principe de la méthode d'essaim de particules

Un essaim est disposé de façon aléatoire et homogène dans l'espace de recherche et chaque particule possède la capacité de se déplacer avec une vitesse aléatoire. Ainsi à chaque pas de temps, chaque particule :

- Évalue la qualité de sa position et garde en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position atteinte jusqu'ici (elle peut être la position courante) et sa qualité (la valeur de la fonction à optimiser en cette position).
- Interroge un certain nombre de particules pour obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance.
- Choisit la meilleur des meilleurs performances dont elle a connaissance, puis adapte sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence.
- Une fois la particule ayant une meilleure performance est localisée, la modification de la vitesse est une simple combinaison linéaire de trois tendances, à l'aide des coefficients de confiance [12].
 - Sa vitesse actuelle.
 - Sa meilleure position actuelle.
 - La meilleure performance (vitesse et position) de ses voisins

III.3.2 Définition de la position et de la vitesse courante associée à une particule

Chaque particule représente une solution potentielle dans l'espace de recherche. La nouvelle position d'une particule est déterminée en fonction de sa propre valeur et celle de ses voisins.

Soient x_k^i et v_k^i la position et la vitesse de la $i^{\text{ème}}$ particule à l'instant k , respectivement [13].

$$\begin{cases} v_{k+1}^i = wv_k^i + c_1 rand(p^i - x_k^i) + c_2 rand(p_k^g - x_k^i) \\ x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

Avec

p^i La meilleure position occupée par la $i^{\text{ième}}$ particule de l'essaim enregistré dans les itérations précédentes (particle best local position)

p_k^g La meilleure position occupée par la meilleure particule (particle best global position).

w Représente un facteur d'inertie.

c_1 Et c_2 sont les coefficients d'accélération, elles caractérisent la capacité de la particule à chercher dans un autre endroit de l'espace de recherche, ou bien à affiner sa recherche à l'endroit où elle se trouve.

rand Est un variable aléatoire uniformément réparti sur 0 et 1.

L'analyse de l'équation (III.1), schématisé par la figure (III.1), montre que l'évolution de la vitesse d'une particule est la somme de trois termes et mène aux constatations suivantes :

Le premier terme v_k^i est la direction précédente, il signifie que la particule continue d'évoluer dans le même sens, sans tenir compte ni de p^i ni de p_k^g (avance aveugle)

Le deuxième terme $p^i - x_k^i$ indique la direction vers la meilleure position déjà occupée par la particule x_k^i en faisant confiance à sa propre expérience

Le troisième terme $p_k^g - x_k^i$ indique la direction vers la meilleure position déjà occupée par l'ensemble de l'essaim en faisant confiance au groupe

Ensuite chacun de ces trois termes est pondéré par un coefficient qui permet de favoriser l'un ou l'autre de ces trois termes et enfin on fait leur somme. La figure (III.5) illustre ce principe [14].

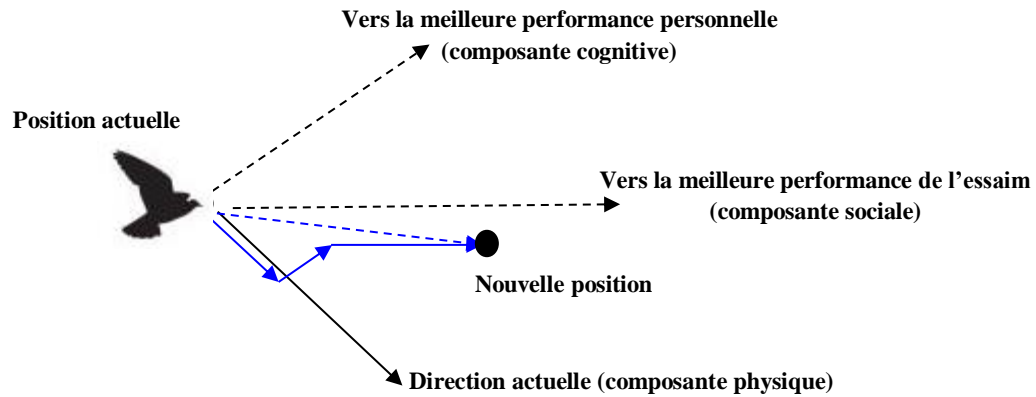


Fig. III.5. Principe de déplacement d'un point de recherche par PSO.

L'organigramme général de l'algorithme du PSO est présenté selon la procédure illustrée par la figure (III.6).

Etape 1 : Génération d'un état initial de chaque particule

Les points de recherche initiaux, position et vitesse de chaque particule sont habituellement générés aléatoirement dans l'espace de recherche.

Etape 2 : Recherche d'une nouvelle position pour chaque particule.

La valeur de la fonction objective est calculée pour chacune des particules. Si la valeur de position d'une particule est meilleure que son p^i courant, p^i prend cette nouvelle valeur.

Si la meilleure valeur de p^i est meilleure que p^g courant, p^g est remplacé par celle-ci et l'agent qui correspond à cette valeur est ainsi stocké.

Etape3 : Modification de chaque point de recherche

Le point de recherche courant de chaque particule est changé en utilisant l'équation (III.1).

Etape4 : Vérification de l'état de sortie

Le nombre courant d'itération atteint le nombre maximum d'itération $iter_{max}$, alors fin du programme, autrement, retournez à l'étape 2 [15].

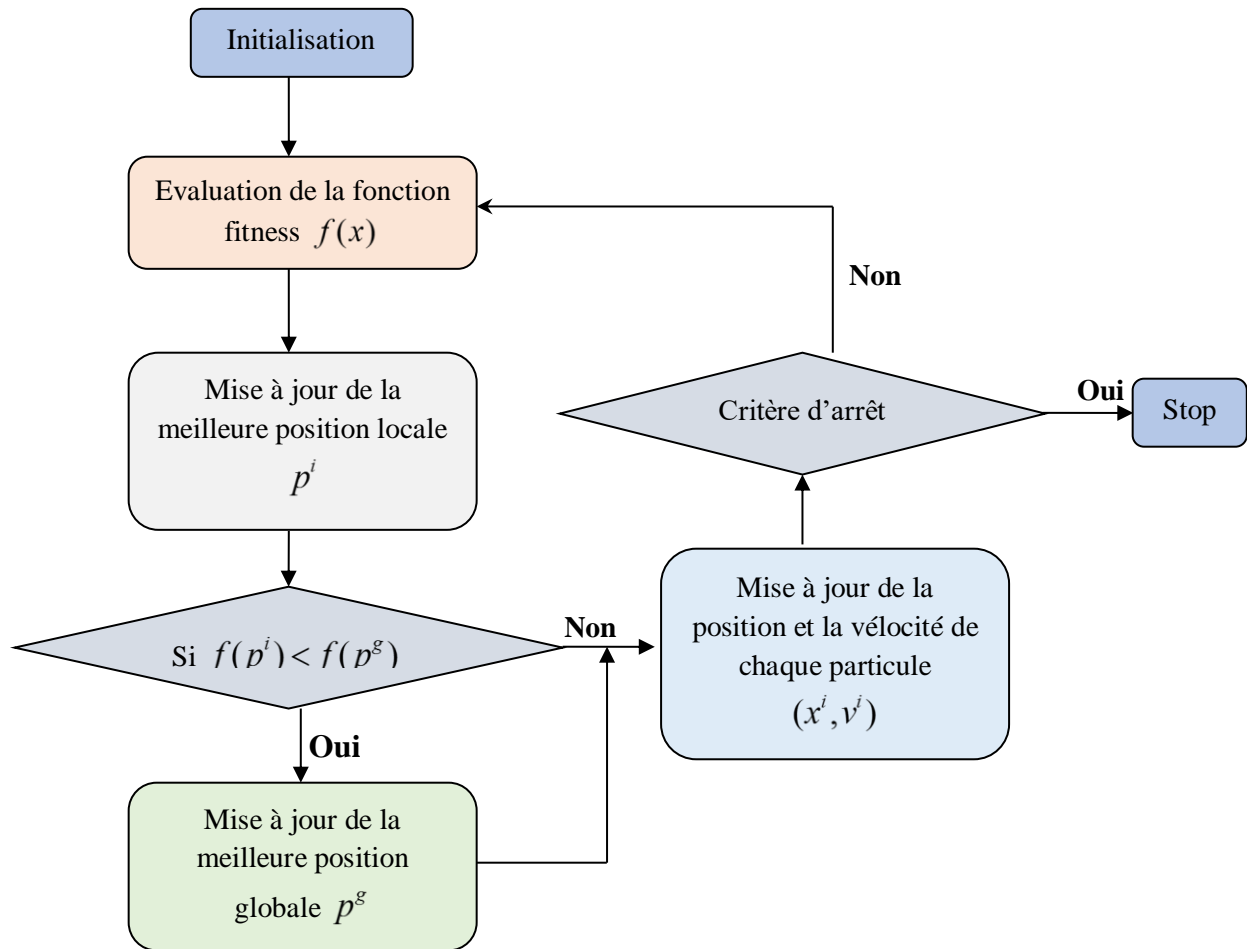


Fig. III.6. Organigramme de l'algorithme de PSO.

III.4 Optimisation basée sur la biogéographie (BBO)

Comme son nom l'indique, BBO est basé sur la science de la biogéographie. (Biogéographie Based Optimization) est une méthode évolutionnaire développée en 2008 par Dan Simon. Trouve ses origines dans la théorie de l'équilibre dynamique énoncée la première fois, par Alfred Wallace [16] et Charles Darwin [17], Après cela, plus de chercheurs ont commencé à s'intéresser à ce domaine [18]. Dans le début des années 60 [19][20] ils ont développé les modèles mathématiques de la biogéographie [21].

Dans la science de la biogéographie, une île (Island) est définie comme la zone écologique habitée par d'espèces animales ou des plantes particulières et géographiquement isolées des autres habitats. Chaque île a ses caractéristiques telles que la disponibilité alimentaire, les précipitations, la température, la diversité des espèces, la sécurité, etc..., la qualité d'une île est mesurée par son indice d'adéquation (Suitability Index), les îles avec un indice élevé sont plus adaptées à la vie et ont donc une grande population [22][23].

L'environnement du BBO correspond à un archipel, où chaque solution possible au problème d'optimisation est une île. Chaque caractéristique de la solution est appelée une variable d'indice d'adéquation (SIV). La qualité de chaque solution est appelée indice d'adéquation de l'habitat (HSI) est analogue à la fonction objective qui permet de mesurer l'adéquation de l'individu. Les habitats avec un HSI élevé ont tendance à avoir un grand nombre d'espèces, un taux d'immigration faible et un taux d'émigration élevé. Inversement, les habitats avec un HSI faible ont un faible nombre d'espèces, un taux d'immigration élevé et un taux d'émigration faible [24]. L'algorithme BBO nécessite l'emploi de certains termes dont il est utile de préciser la définition.

Tableau III.1 Terminologie du BBO

la biogéographie	algorithme de BBO
<i>SIV</i>	Les variables du problème à optimiser
Habitat (<i>H</i>)	Solution du problème
<i>HSI</i>	La solution (fonction objectif)

➤ Population

L'algorithme du BBO utilise un vocabulaire similaire à celui de la biogéographie où la population est constituée par un ensemble de n Island [23] :

$$Pop = [H_1, H_2, H_3, \dots, H_n] \quad (III.2)$$

➤ Habitat

Island H est représentée par un vecteur initialisé aléatoirement par des variables d'indice de pertinence, comme suit [23] :

$$H \in [SIV_1, SIV_2, SIV_3, \dots, SIV_k] \quad (III.3)$$

➤ Variable d'indice d'adéquation

Cette grandeur est dénotée par SIV (Suitability Index Variable) elle est de nature entière, réelle ou booléenne qui indique l'habitabilité d'un habitat. [23]

➤ Indice d'adéquation de l'habitat

La fonction objectif de chaque habitat est déterminée par son indice d'adéquation HSI (Habitat Suitability Index) et est calculée par l'équation suivante [23] :

$$HSI = f(H) = f(SIV_1, SIV_2, SIV_3, \dots, SIV_k) \quad (III.4)$$

Une bonne solution est analogue à un habitat avec une grande HSI, ce qui correspond à un habitat avec un grand nombre des espèces. Inversement, une mauvaise solution représente un habitat avec un faible HSI, ce qui correspond à un habitat avec peu des espèces.

➤ **taux d'immigration**

Le taux d'immigration $\lambda(H_i)$ (taux d'immigration intérieur des variable SIV à l'Island) [23].

➤ **taux d'émigration**

Chaque individu a son propre taux d'émigration $\mu(H_i)$ (taux d'émigration (extérieur) des variable SIV de l'Island) [23].

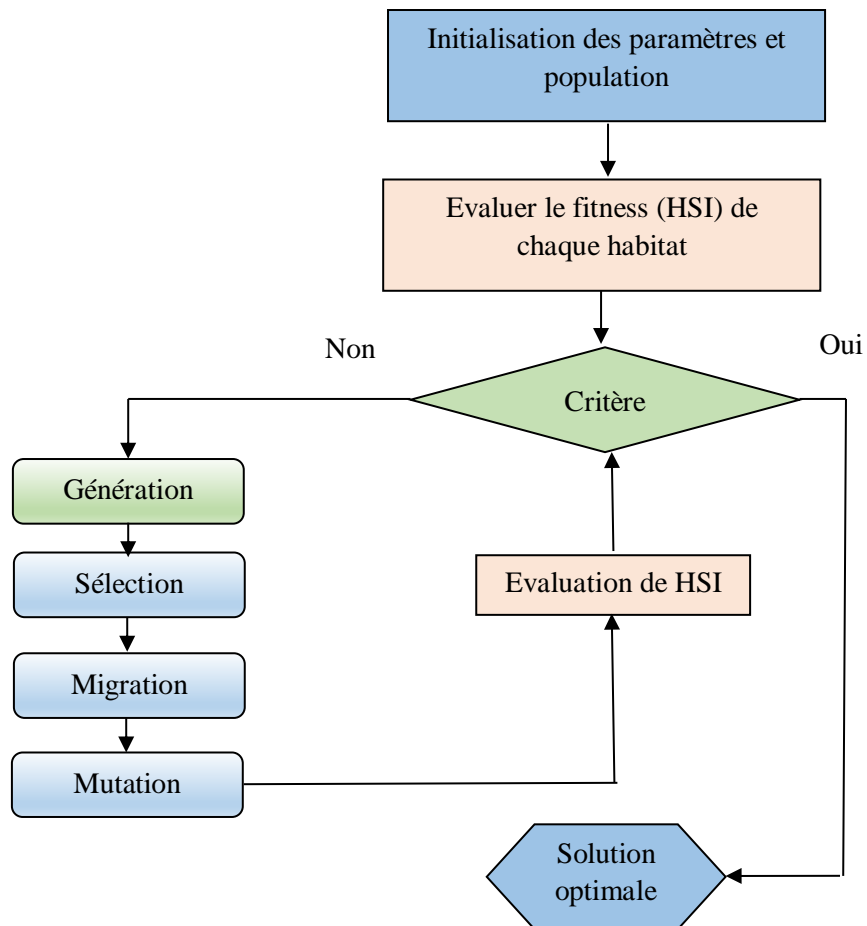


Fig. III.7. Organigramme de l'algorithme BBO.

III.4.1 Etapes de l'optimisation basée sur la biogéographie

La figure (III.7) présente l'organigramme de l'algorithme générale BBO.

L'algorithme commence par initialiser les paramètres et la population initiale, il change cette population par des opérateurs spécifiques en construisant de nouvelles populations jusqu'à l'obtention d'une meilleure (HSI) par exemple par un nombre maximal de générations.

III.4.1.1 La procédure de base du BBO

1. Définir les paramètres de contrôle (tableau III.2) et génération aléatoirement d'une population initiale de (n habitats).
2. Calculer le taux d'immigration et le taux d'émigration pour chaque habitat (île). Les bonnes solutions ont des taux d'émigration élevés et de faibles taux d'immigration. Les mauvaises solutions ont un faible taux d'émigration et un taux d'immigration élevé.
3. Choisir de manière probabiliste les îles d'immigration en fonction des taux d'immigration. Utiliser la sélection de la roulette sur la base des taux d'émigration pour sélectionner les émigrants îles.
4. Migrer les SIV sélectionnés au hasard en fonction des îles à l'étape précédente.
5. Effectuer une mutation probabiliste en fonction de la mutation probabilité pour chaque île.
6. Calculez la fonction objective de chaque île individuelle.
7. Si le critère de réinitialisation n'est pas rempli, passer à l'étape 3 ; sinon, arrêter [21].

Tableau III.2 Paramètres du BBO

Paramètre	Notation
N_p	La taille de la population
N_g	Le nombre de génération
I	Le taux maximum possible d'immigration
E	Le taux maximum possible d'émigration
m_{max}	Le taux maximum de la mutation
S_{max}	Le nombre maximum des espèces dans l'habitat

III.4.1.2 Evaluation de la fonction HSI

Pour évaluer la pertinence d'une solution par rapport à une autre, nous calculons la valeur de la HSI correspondante à chaque solution candidate [23].

III.4.1.3 Sélection

Comme tous les autres algorithmes évolutionnaire, l'application des opérateurs d'algorithme BBO nécessite la sélection des habitats ou individus candidats à cet opérateur.

La sélection est fondée sur la qualité des habitats, évaluée à l'aide de fonction d'adaptation. Il existe plusieurs méthodes de sélection tels que la sélection par rang, la sélection par tournoi, élitisme et la sélection par roulette, on utilise dans notre travail que la sélection par roulette. [21]

III.4.1.3.1 Sélection par Roulette

La population représentée comme une roue de roulette, où chaque ile est représentée par une portion qui correspond proportionnellement à sa valeur de HSI (fonction objective). La sélection d'un individu se fait en tournant la roue. L'un des inconvénients de ce type de sélection est de choisir presque toujours la même ile s'il en existe un bien meilleur que tous les autres, ce qui cause une perte de diversité dans la population (Miller and Goldberg, 1995). [21]

III.4.1.4 Opérateur de migration

L'opérateur migration est un opérateur non déterministe qu'on utilise pour la mise à jour de chaque solution H_i en utilisant les caractéristiques des différentes solutions. L'idée de l'opérateur de migration est basée sur la migration en biogéographie, qui indique la circulation des espèces entre les différents habitats.

La probabilité qu'une solution est choisie pour immigrer ou émigrer dépend de son taux d'immigration λ_i ou le taux d'émigration μ_j .

Le processus de migration est donné par :

$$H_i(SIV_k) \leftarrow H_j(SIV_k) \quad (\text{III.5})$$

L'équation (III.5) représente comment une caractéristique ou *SIV* d'une solution H_i est modifiée par une *SIV* d'une solution H_j en utilisant l'opération de migration.

En BBO, chaque solution H_i a son pur taux d'immigration λ_i et taux d'émigration μ_i . Ces deux paramètres dépendent du nombre des espèces (S) présentes sur l'île. Lorsque peu d'espèces sont auparavant sur une île, le taux d'immigration, au cours duquel de nouvelles espèces immigreront vers l'île, est élevé. Tandis que si plusieurs espèces habitent l'île, le taux d'immigration diminue et le taux d'émigration augmente. Les deux taux d'immigration λ_i et d'émigration μ_i sont calculés par l'équation (III.6) et l'équation (III.7) respectivement :

$$\lambda_i = I \left(1 - \frac{S}{S_{\max}} \right) \quad (\text{III.6})$$

$$\mu_i = E \left(\frac{S}{S_{\max}} \right) \quad (\text{III.7})$$

Où I est le taux d'immigration maximal, E est le taux d'émigration maximale, S est le nombre des espèces et S_{\max} est le plus grand nombre possible des espèces.

La Figure (III.8) illustre deux solutions candidates S_1 et S_2 pour un problème en utilisant des courbes d'immigration et d'émigration symétriques ($E = I$). S_1 représente une mauvaise solution et S_2 représente une meilleure solution. La probabilité d'immigration pour S_1 sera donc plus élevée que celle de S_2 tandis que la probabilité d'émigration pour S_1 sera inférieure à la probabilité d'émigration pour S_2 [23][24][25].

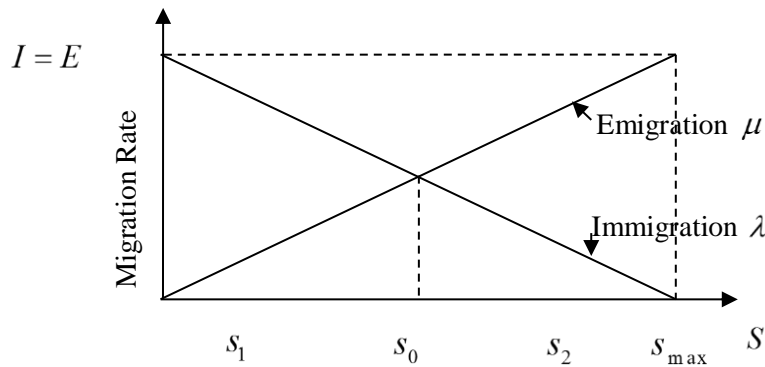


Fig.III.8. Illustration de deux solutions candidates

Le HSI d'un habitat peut être changé brusquement, en raison des catastrophes naturelles (les tempêtes, les ouragans, ...) ou des épidémies, etc. L'algorithme du BBO modélise ce phénomène comme une mutation des *SIVs*. Le taux de mutation est identifié par la probabilité de comptage des espèces p_s . Dans une population chaque élément a une probabilité associée, ce qui montre la possibilité d'une solution existante pour un problème donné.

Le taux de mutation $m(s)$ est inversement proportionnel à p_s (équation III.8) :

$$m(s) = m_{\max} \left(1 - \frac{p_s}{p_{\max}} \right) \quad (\text{III.8})$$

Où m_{\max} est le taux de mutation maximal, p_{\max} est la probabilité maximale de nombre des espèces et p_s est la probabilité que S espèces qui existe dans un habitat. p_s est calculé à partir de sa valeur dans la génération précédente par l'équation suivante [21][26] :

$$p_s(t + \Delta t) = p_s(t)(1 - \lambda_s \Delta t - \mu_s \Delta t) + p_{s-1} \lambda_{s-1} \Delta t + p_{s+1} \mu_{s+1} \Delta t \quad (\text{III.9})$$

Où le nombre des espèces est changé pendant l'intervalle de temps $[t, t + \Delta t]$, λ_s, μ_s sont les taux d'immigration et d'émigration lorsqu'il existe S espèce dans l'habitat. Dans le but de disposer de S espèces à l'instant $(t + \Delta t)$, l'une des conditions suivantes doit être remplie :

- Il y a S espèces à l'instant t , et pas d'immigration ou d'émigration ont eu lieu pendant l'intervalle.
- Il y a $S - 1$ espèces à l'instant t , et une espèce immigrée
- Il y a $S + 1$ des espèces à l'instant t , et une espèce émigrée.

La limite de (III.9) quand $\Delta t \rightarrow 0$ est donnée par l'équation (III.10).

$$\dot{P}_s = \begin{cases} -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \mu_{s+1}P_{s+1} & s = 0 \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} + \mu_{s+1}P_{s+1} & 1 < s < s_{\max} - 1 \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} & s = s_{\max} \end{cases} \quad (\text{III.10})$$

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases nécessaires à la compréhension des méthodes à base de l'algorithme génétique (AG), de l'optimisation par essaim de particule (PSO) et l'optimisation basé sur la biogéographie (BBO). Nous avons expliqué leur processus de recherche, leur modèle mathématique et leurs algorithmes de fonctionnement. Ces algorithmes ont seront utilisés dans les chapitres qui suivent pour optimiser les paramètres d'observation et de commande des machines synchrones à aimant permanent.

Référence

- [1] **Ihem Boussaid**. "Perfectionnement de métaheuristiques pour l'optimisation continue". Thèse De Doctorat, Université Paris-Est, 2013.
- [2] **Hanaa Hachimi**, « Hybridations d'algorithmes métaheuristiques en optimisation globale et leurs applications », Thèse De Doctorat En Cotutelle, Université Mohammed V - Agdal, Rabat, 2013.
- [3] **Thomas Vallée, Murat Yıldızoğlu** « Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie », Université Montesquieu Bordeaux IV. Avenue Léon Duguit. 33608 Pessac FRANCE. yildi@u-bordeaux4.fr. Mai 2004, v. 5
- [4] **Mahmoud Kanj**, «Inversion de données électromagnétiques par algorithme génétique pour la télédétection en zone forestière», These de Doctorat, Université Paris – Sud, 2014
- [5] **Oussama El Gerari**, «Contribution à l'amélioration des techniques de la programmation génétique», Université du Littoral Côte d'Opale, 2011. Français.
- [6] **Nicolas Durand**. «Algorithmes Génétiques et autre méthodes d'optimisation appliqués à la gestion de trafic aérien». PhD thesis, Thèse d'habilitation, 2004.
- [7] **Imed Chouchani**, «Utilisation D'un Algorithme Génétique Pour La Composition De Services Web», Mémoire Présenté Comme Exigence Partielle De La Maîtrise En Informatique, Université Du Québec À Montréal, Mai 2010
- [8] **Samuel Pierre, Alejandro Quintero & Agnès de Montgolfier**, « Approches heuristiques pour l'affectation de cellules aux commutateurs dans les réseaux mobiles », IEEE Canadian Review - Spring / Printemps 2004
- [9] **Asma Karray**, «Contribution A L'ordonnancement D'ateliers Agroalimentaires Utilisant Des Methodes D'optimisation Hybrides», Thèse Doctorat, Université Lille Nord-de-France, 2011.
- [10] **HEMMAK Allaoua**, " Support de cours d'optimisation combinatoire Focus sur les méthodes de résolution approchée", Université Mohamed Boudiaf de M'sila, 2017
- [11] **Yann Cooren**, " Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'Optimisation par Essaim Particulaire. Applications en génie médical et en électronique ", thèse de Doctorat, Université Paris 12 val de marne

- [12] **ZOUAOUI Hakima**, " Segmentation d'images IRM cérébrales : Application à la détection de la sclérose en plaques", thèse de Doctorat, Université Ferhat ABBAS Sétif 1, 2020/2021
- [13] **Antoine Dutot et Damien Olivier**, " optimisation par essaim de particules Application au problème des n-Reines ", Laboratoire Informatique du Havre Université du Havre.
- [14] **Ahmed Nasreddine Benaichouche**, " Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images : application aux images IRM du cerveau et aux images de tomographie par émission de positons ", thèse de Doctorat, Université PARIS-EST, août 2006.
- [15] **Mei-Ping Song, & Guo-Chang Gu. (n.d.)**. "Research on particle swarm optimization: a review". Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (IEEE Cat. No.04EX826). doi:10.1109/icmlc.2004.1382171
- [16] **A. Wallace**, "The Geographical Distribution of Animals (Two Volumes)", Adamant Media Corporation, 2005.
- [17] **C. Darwin**, The Origin of Species, Gramercy, 1995.
- [18] **Du, D., Simon, D., & Ergezer, M.** (2009). "Biogeography-based optimization combined with evolutionary strategy and immigration refusal". 2009 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. doi:10.1109/icsmc.2009.5346055
- [19] **MacArthur, R. H., & Wilson, E. O.** (1963). An Equilibrium Theory of Insular Zoogeography. *Evolution*, 17(4), 373. doi:10.2307/2407089
- [20] **Mac Arthur R. H. et Wilson E. O.** (1967), The theory of island biogeography, Princenton University Press Ed., 203 p.
- [21] Salem mohammed, "Approche de l'intelligence artificielle pour la commande robuste des systèmes non linéaires", thèse de doctorat, Université d'oran, année 2014.
- [22] **Robert H. MacArthur and Edward O. Wilson** (1963). An Equilibrium Theory of Insular Zoogeography. *Evolution*, 17(4), 373–387. doi:10.2307/2407089
- [23] **Simon, D.** (2008). Biogeography-Based Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 12(6), 702–713. doi:10.1109/tevc.2008.919004
- [24] **Simon, D., Ergezer, M., Dawei Du, & Rarick, R.** (2011). Markov Models for Biogeography-Based Optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 41(1), 299–306. doi:10.1109/tsmcb.2010.2051149

[25] **Ouali, M. A., Ghanai, M., & Chafaa, K.** (2018). A new type-2 fuzzy modelling and identification for electrophysiological signals: a comparison between PSO, BBO, FA and GA approaches. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 29(2), 163. doi:10.1504/ijmic.2018.090506

[26] **Ma, H., & Simon, D.** (2017). Evolutionary Computation with Biogeography-based Optimization. doi:10.1002/9781119136507

Chapitre IV

OPTIMISATION PAR LES ALGORITHMES MÉTA-HEURISTIQUE DES PARAMÈTRES D'UN FKE

Sommaire

IV.1 Introduction.....	91
IV.2 Structure d'optimisation du système d'estimation des paramètres du FKE.....	91
IV.3 Résultat et Simulation	95
IV.3.1 Méthode essais-erreur	96
IV.3.2 Optimisation par l'algorithme génétique des paramètres du FKE.....	99
IV.3.3 Optimisation par essaim de particule des paramètres du FKE.....	101
IV.3.4 Optimisation basé sur la biogéographie des paramètres du EKF.....	103
IV.4 Comparaison des résultats.....	105
IV.5 Conclusion.....	111

IV.1 Introduction

Dans les chapitres précédent les points suivants ont été discutés : la modélisation de la machine MSAP, la théorie de la commande vectorielle, le filtre de Kalman Etendu, ainsi que quelques méthodes d'optimisation Méta-heuristique telles que les algorithmes génétique (AG), les algorithmes à essaim de particules (PSO) et les algorithmes d'optimisation basée sur la biogéographie (BBO).

Dans le deuxième chapitre un estimateur d'état de Kalman a été élaboré mais sans être optimisé. Le fonctionnement du filtre de Kalman doit disposer de certaine paramètres Q et R dont les valeurs sont inconnues. Dans le chapitre cité ces paramètres ont été déterminés par tâtonnement (essais-erreur), qui est une méthode classique qui a l'inconvénient d'être ennuyeuse et qui consomme beaucoup de temps.

Dans ce chapitre on surmonte le problème de la méthode essai-erreur pour automatiser la difficulté de détermination (estimation) des paramètres du Filtre de Kalman étendu sans commande. Les algorithmes AG, PSO et BBO vont être utilisés pour trouver les valeurs optimales de Q et R . Une étude comparative des résultats que nous allons trouver par ces approches sera faite dans le but de comparer les performances et les robustesses des algorithmes utilisés.

IV.2 Structure d'optimisation du système d'estimation des paramètres du FKE

La structure du système d'estimation des paramètres du FKE est illustrée dans la figure (IV.1). Nous considérons que l'entrée du système est le vecteur $u(t) = [v_d, v_q]^T$ et la réponse mesurée est $y = [I_d, I_q]^T$ obtenue par un capteur de courant donné. Cette dernière est prise comme une l'une des entrées du FKE ainsi que l'entrée u (appliquée à la fois à la MSAP et au FKE). La vitesse réelle mesurée du rotor Ω de la MSAP et la vitesse estimée du rotor $\hat{\Omega}$ par le FKE sont utilisées par la fonction objectif pour fournir la moyenne de la somme des erreurs aux carrées appelée souvent (MSE) entre Ω et $\hat{\Omega}$ défini comme suit :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{N} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Omega_i - \hat{\Omega}_i)^2 \quad (IV.1)$$

Où e_i est l'évaluation de l'erreur entre la vitesse réelle Ω_i et la vitesse estimée $\hat{\Omega}_i$ à l'instant i , et N le nombre total des échantillons. Notant que si l'erreur est grande l'MSE sera grand et si l'erreur est petite l'MSE sera faible. Alors, plus l'MSE est petit, plus l'approche est bonne.

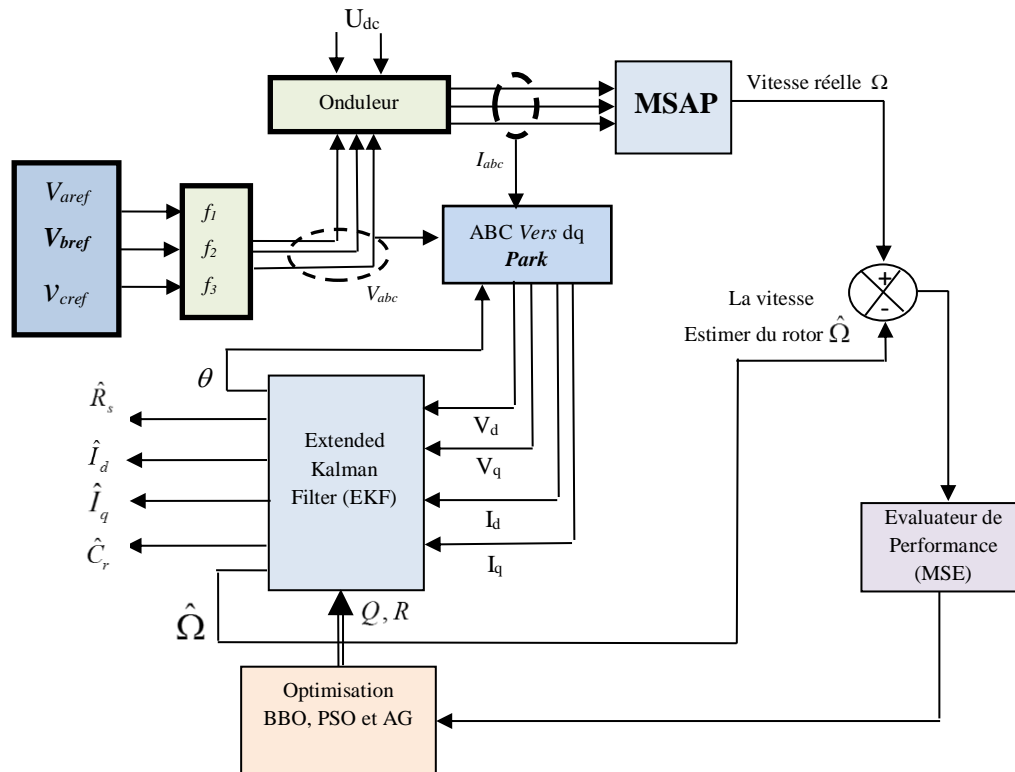


Fig. IV.1. Schéma fonctionnel du système d'estimation des paramètres BBO-FKE

La mise en œuvre des trois méthodes d'optimisation GA, PSO et BBO sera faite en deux étapes :

1. **1^{ère} étape :** Apprentissage : dans cette étape fonctionnant en temps différé (off-line), les paramètres de covariances de bruit d'état et de mesure Q et R sont optimisés et obtenus comme le montre la figure (IV.1)
2. **2^{ème} étape :** Appliquer les paramètres obtenus par la première étape au FKE en temps réel.

L'efficacité du filtre de Kalman étendu est fortement affectée par les matrices des covariances Q et R . Notons que leurs choix (difficile à déterminer vu l'environnement stochastique) peuvent

Entraîner de grandes erreurs d'estimation ou même une divergence. Dans nos expérimentations, la matrice de covariance d'erreur $P = 0$, et les matrices Q et R sont définies par des matrices 6×6 et 2×2 , respectivement, comme suit

$$Q = \text{diag} \left([q_{id}, q_{iq}, q_{\Omega}, q_{\theta}, q_T, q_{R_s}] \right) = \begin{bmatrix} q_{id} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{iq} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{\Omega} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{\theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_{Cr} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{R_s} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.2})$$

$$R = \text{diag} \left([r_{id}, r_{iq}] \right) = \begin{bmatrix} r_{id} & 0 \\ 0 & r_{iq} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.3})$$

Les paramètres à régler et à optimiser sont les éléments diagonaux de Q et R :

q_{id} , q_{iq} , q_{Ω} , q_{θ} , q_{Cr} et q_{R_s} pour la matrice Q et r_{id} et r_{iq} pour la matrice R . Les éléments de la matrice Q sont divisées en deux groupes : le groupe (1) contenant les paramètres électriques q_{id} , q_{iq} et q_{R_s} et le groupe (2) contenant les paramètres mécaniques q_{Ω} , q_{θ} et q_{Cr} . Les éléments de la matrice R ne sont constituées que de paramètres électriques r_{id} et r_{iq} .

Pour la comparaison, les performances du FKE avec divers arrangements de Q et R seront évaluées en utilisant le critère MSE entre la vitesse du rotor estimée et la vitesse du rotor réelle. Trois arrangements sont choisis dans le processus d'optimisation :

a. Arrangement 1

Dans le première arrangement, nous prenons tous les éléments diagonaux de Q égaux à la même valeur $q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{Cr} = q_{R_s} = q$ ce qui sera équivalent à optimiser un seul paramètre pour la matrice, Q ce qui donne :

$$Q = \begin{bmatrix} q & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q \end{bmatrix} \quad (\text{IV.4})$$

Les éléments de la matrice R prennent aussi une seule valeur $r_{id} = r_{iq} = r$ qui sera équivalent à optimiser un seul paramètre r pour la matrice R , ce qui donne

$$R = \begin{bmatrix} r & 0 \\ 0 & r \end{bmatrix} \quad (\text{IV.5})$$

Dans ce cas nous avons deux paramètres à optimiser q et r

b. Arrangement 2

Dans le deuxième arrangement, nous définissons deux valeurs différentes pour les éléments de Q , une pour chaque groupe, $q_{id} = q_{iq} = q_{Rs} = q_1$ et $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{Cr} = q_2$ ce qui revient à optimiser deux paramètres q_1 et q_2 pour la matrice Q , ce qui donne :

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_1 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.6})$$

Les éléments de la matrice R sont fixés à une valeur $r_{id} = r_{iq} = r$ qui sera équivalent à optimiser un seul paramètre pour la matrice R , ce qui donne :

$$R = \begin{bmatrix} r & 0 \\ 0 & r \end{bmatrix} \quad (IV.7)$$

Dans ce cas, on a trois paramètres à optimiser q_1 , q_2 et r .

c. Arrangement 3

Dans le troisième arrangement, chaque élément diagonal dans les deux matrices Q et R est considéré comme un paramètre indépendant, ce qui signifie que nous définissons 6 valeurs différentes pour les éléments diagonaux de Q (q_{id} ; q_{iq} ; q_{Ω} ; q_{θ} ; q_{Cr} et q_{Rs}) et deux valeurs différentes pour R (r_{id} et r_{iq}). Ce qui est équivalent à optimiser huit paramètres au total, ce qui donne :

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_6 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad R = \begin{bmatrix} r_1 & 0 \\ 0 & r_2 \end{bmatrix} \quad (IV.8)$$

IV.3 Résultat et Simulation

Dans ce qui suit, la MSAP avec les approches d'estimation (AG, PSO et BBO)-FKE proposées sont simulées sur un processeur *PC Intel*® *core*™ *i5-4310u@ 2.00GHz 2.60GHz* avec *RAM* installée *12.0 Go* à l'aide du logiciel *Matlab R2018a*. La période d'échantillonnage est choisie 60×10^{-6} *Sec*. Les paramètres du moteurs MSAP utilisés sont cités dans le chapitre II.

Pour réaliser des tests plus réalistes, la MSAP est alimentée via un onduleur avec une tension d'entrée sinusoïdale. Les états et les mesure sont corrompues par des bruits blancs gaussiens de moyenne zéro, et des variances 10^{-3} et 10^{-1} , respectivement.

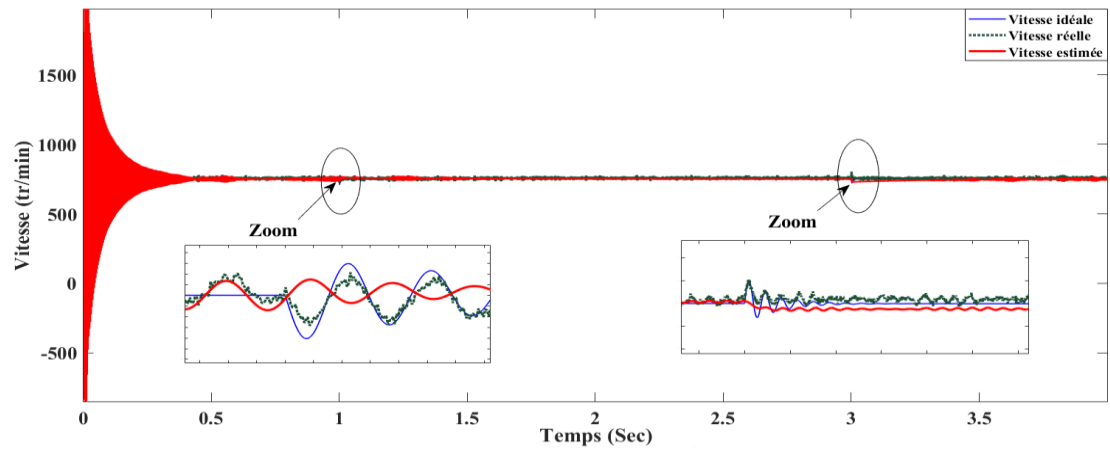
IV.3.1 Méthode essais-erreur

Pour justifier la nécessité de la méthode proposée, commençons par la méthode essai-erreur pour adapter les matrices Q et R , pour obtenir les comportements transitoires et permanents souhaités des estimations de la vitesse, position, couple de charge, courants et la résistance statorique.

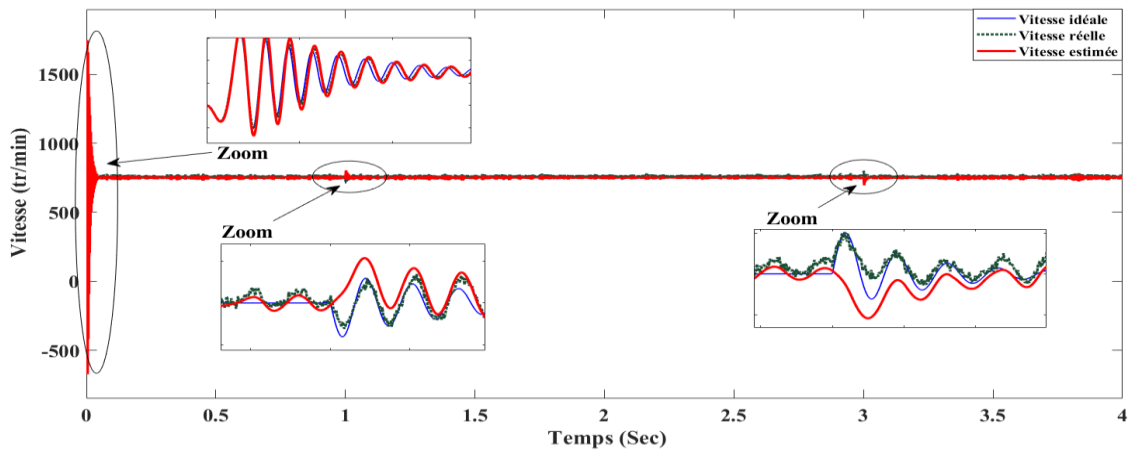
Le tableau (IV.1) montre les valeurs typiques des paramètres choisis pour les trois arrangements (deux cas pour chaque arrangement) avec leur moyenne de la somme des erreurs aux carrés (MSE). Le réglage manuel du filtre de Kalman étendu est facile à réaliser, mais la méthode prend beaucoup de temps pour trouver de bonnes valeurs. Par conséquent, pour obtenir une estimation raisonnable, un expert doit faire un gros effort car il est difficile d'établir une corrélation entre les valeurs des matrices de covariance et la meilleure estimation de l'état. Nous constatons sur le tableau une bonne performance MSE pour certaines valeurs de Q et R (Arrangement 3, cas 1 dans le tableau (IV. 1)), voir la figure (IV.2.b). Si ces paramètres sont mal choisis, cela peut entraîner des erreurs considérables dans l'estimation (Arrangement 1, cas 2 par exemple dans le tableau (IV. 1)), voir figure (IV.2.a). On voit bien que plus l' MSE est petit, plus la qualité d'estimation de la vitesse du rotor est meilleur (voir segments zoomés dans la figure (IV.2)).

Tableau IV.1. Optimisation des paramètres du FKE utilisant optimisation essais-erreur.

Arrangement	Éléments de Q et R	MSE	Qualité d'Estimation
1	Cas 1 $q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 1e^{-3}$ $r_{id} = r_{iq} = 1e^4$	83.1042	Très mauvaise
	Cas 2 $q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 1e^{-7}$ $r_{id} = r_{iq} = 1e^1$	111.2871	Très mauvaise
2	Cas 1 $q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 1e^{-3}; q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 1e^{-4}$ $r_{id} = r_{iq} = 1e^{-1}$	3.0749	mauvaise
	Case 2 $q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 1e^2; q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 1e^{-3}$ $r_{id} = r_{iq} = 1e^3$	60.2084	mauvaise
3	Case 1 $q_{id} = 1e^{-3}; q_{iq} = 1e^{-1}; q_{\Omega} = 1e^{-4}; q_{\theta} = 1e^1; q_{C_r} = 1e^3; q_{R_s} = 1e^{-2};$ $r_{id} = 1e^{-5}; r_{iq} = 1e^{-1}$	0.9833	bonne
	Case 2 $q_{id} = 1e^{-3}; q_{iq} = 1e^{-6}; q_{\Omega} = 1e^{-4}; q_{\theta} = 1e^{-3}; q_{C_r} = 1e^{-1}; q_{R_s} = 1e^2;$ $r_{id} = 1e^1; r_{iq} = 1e^{-1}$	1.2922	moyenne



(a)



(b)

Fig. IV.2. Résultats d'estimation de la vitesse par essais-erreur
(a) Arrangement 1, cas 2, (b) Arrangement 3, cas 1

IV.3.2 Optimisation par l'algorithme génétique des paramètres du FKE

Cette technique a été présentée en détail dans le chapitre III. Nous présentons dans la figure (IV. 3) la structure de l'algorithme AG utilisé :

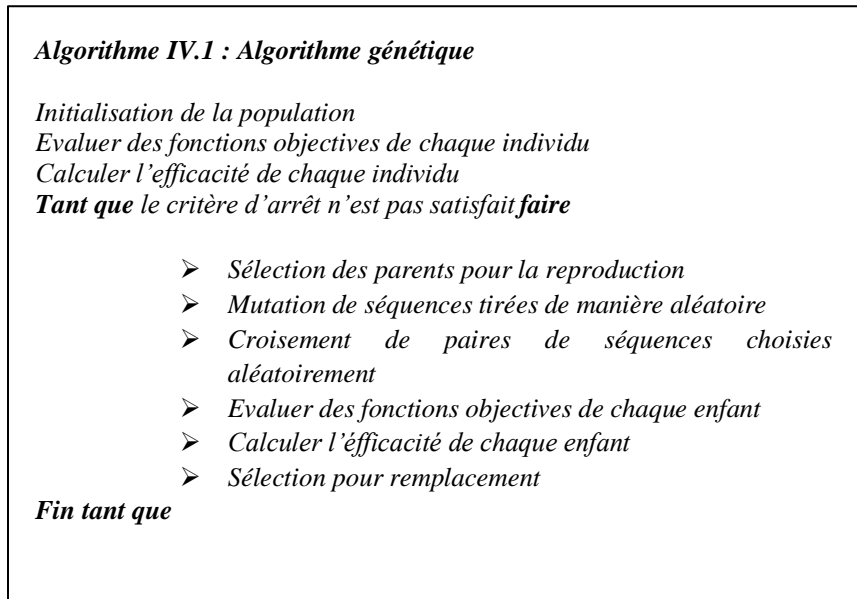


Fig.IV.3. Description du code AG utilisé.

Nous donnons dans le tableau (IV.2) les valeurs des paramètres optimisés et le MSE correspondant pour les trois arrangements, obtenus par la méthode AG. Les paramètres de l'algorithme sont sélectionnés comme suit :

Contraintes : Limites : Inférieur : [-5 -5] ; Supérieur : [5 5] ; taille de la population 10,
Reproduction : fraction de croisement 0.4, *critères d'arrêt* : nombre de générations 100.

Selon le Tableau IV.2, nous notons l'amélioration de l'MSE par rapport à l'essais-erreur, ce qui prouve les bonnes performances d'estimation avec Q et R obtenus par l'AG par rapport à l'essais-erreur. L'évolution de la meilleure fonction objective MSE (tableau (IV.2), arrangement 3) est présentée sur la figure (IV.4) où on voit clairement la convergence du critère.

Tableau IV.2. Optimisation des paramètres du FKE utilisant l'AG.

Arrangement	Éléments de Q et R	MSE	Qualité de l'estimation
1	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 0.705$ $r_{id} = r_{iq} = -0.016$	1.21073	Moyenne
2	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 0.011; q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 2.928$ $r_{id} = r_{iq} = 7.157$	0.688166	Bonne
3	$q_{id} = 4.536; q_{iq} = 1.192; q_{\Omega} = 9.758; q_{\theta} = 6.303;$ $q_{C_r} = 10.578; q_{R_s} = 1.816;$ $r_{id} = 11.836; r_{iq} = 7.811$	0.618319	Bonne

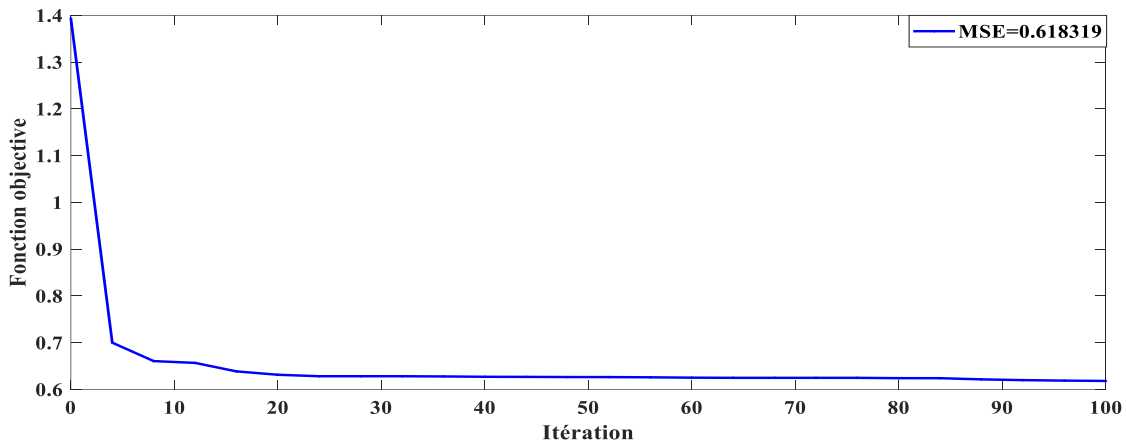


Fig. IV.4. Evolution de la fonction objective AG-FKE (Arrangement 3)

IV.3.3 Optimisation par essaim de particule des paramètres du FKE

Cette technique a été présentée en détail dans le chapitre III. Nous présentons dans la figure (IV. 5) la structure de l'algorithme PSO utilisé.

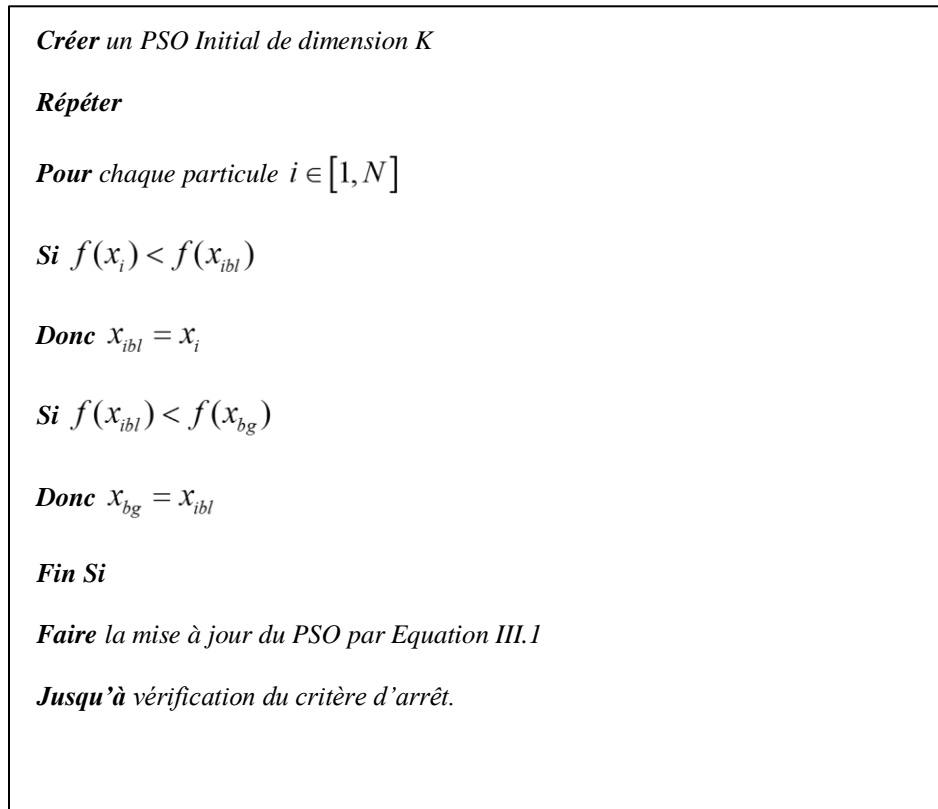


Fig.IV.5. Description du code PSO utilisé.

Les paramètres du filtre de Kalman Etendu optimisés Q , R et leurs MSE pour la méthode PSO sont donnés dans le tableau (IV.3). La convergence de l'algorithme PSO dépend des facteurs C_1 , C_2 et w . Après de nombreux essais, nous avons constaté que les meilleures pour ces derniers sont $C_1 \in [1.5 \ 2]$, $C_2 \in [2 \ 2.5]$ et $w \in [0.4 \ 1.4]$. La population de l'essaim est choisie de 20 particules et les coefficients w , C_1 et C_2 sont fixés à 0.8, 1 et 1.5, respectivement.

L'optimisation des paramètres du FKE se fait en minimisant le critère fonction objectif, qui dans notre cas va être un critère fonction de l'erreur d'estimation MSE.

Les valeurs MSE obtenues sont très proches de celles de l'algorithme génétique AG par conséquent, les performances d'estimation de PSO sont très similaires à celles de l'AG. La meilleure fonction objectif pour le cas du PSO est donnée dans le tableau (IV.3) pour le troisième arrangement, on représente également son évolution temporelle sur la figure (IV.6), ce qui confirme la convergence de l'algorithme.

Tableau IV.3. Optimisation des paramètres du FKE utilisant PSO.

Arrangement	Eléments de Q et R	MSE	Qualité de l'estimation
1	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 21.426$ $r_{id} = r_{iq} = 2.9936$	1.2107	Moyenne
2	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 0.0047; q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 1.3543;$ $r_{id} = r_{iq} = 0.3276$	0.688	Bonne
3	$q_{id} = 3.4165; q_{iq} = 2.2768; q_{\Omega} = 4.8363;$ $q_{\theta} = 2.0627; q_{C_r} = 0.7630; q_{R_s} = 0.7746;$ $r_{id} = 1.7034; r_{iq} = 4.4198$	0.614	Bonne

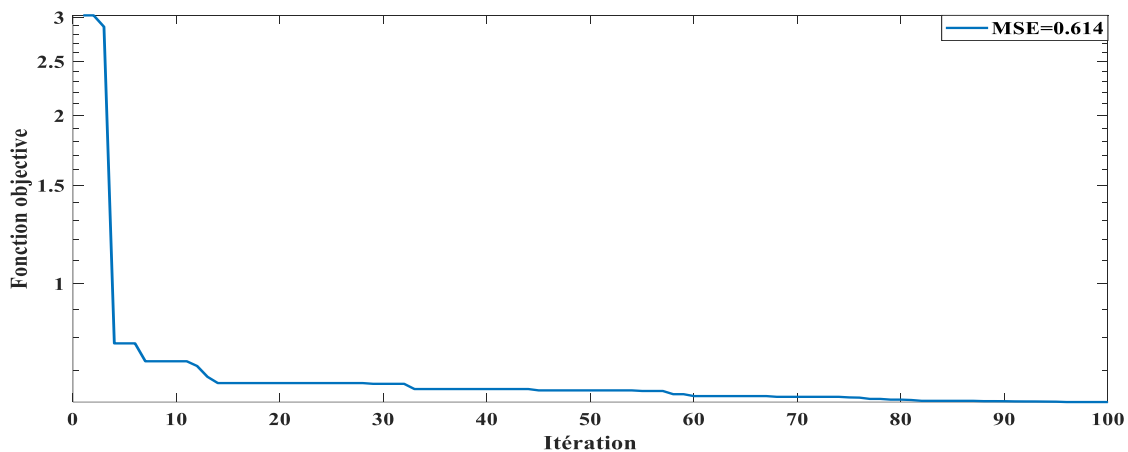


Fig. IV.6. Evolution de la fonction objective PSO-FKE (Arrangement 3)

IV.3.4. Optimisation basé sur la biogéographie des paramètres du FKE

Cette technique a été présentée en détail dans le chapitre III. Nous présentons ci-dessous l'algorithme BBO utilisé.

Algorithme IV.3 Algorithme BBO

Générer aléatoirement un ensemble de solutions initiales (Islands)

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

Evaluer la fonction objective (HSI) de chaque solution

Calculer le nombre d'espèce s , le taux d'immigration λ et d'émigration μ pour chaque solution

Migration

Pour $i=1$ à NP **faire**

Utiliser λ_i pour décider, de manière probabiliste, d'immigrer à X_i

Si $rand < \lambda_i$ **alors**

Pour $j=1$ à NP **faire**

Sélectionner l'Island d'émigration X_j avec une probabilité $\alpha\mu_j$

Si $rand < \lambda_j$ **alors**

Remplacer une variable de décision (SIV) choisie

Aléatoirement dans X_j par la variable correspondante dans X_i

Fin

Fin

Fin

Fin

Mutation

Muter les individus au taux de mutation donné par l'équation $m(s) = m_{\max} \left(1 - \frac{P_s}{P_{\max}} \right)$

Remplacer de la population par les descendants

Fin

Pour la méthode proposée BBO-EKF, nous donnons dans le tableau (IV.4) ses paramètres optimisés (q_{id} ; q_{iq} ; q_{Ω} ; q_{θ} ; q_{Cr} et q_{Rs}) et son MSE résultant pour les trois arrangements. Les paramètres de l'optimiseur BBO sont donnés dans le tableau (IV.5). Notons que les meilleurs résultats sont obtenus avec le troisième arrangement pour toutes les méthodes (essais-erreur, GA,

PSO et BBO), ce qui confirme que l'indépendance des paramètres durant le processus d'apprentissage donne des performances meilleurs. La fonction objective BBO pour l'arrangement 3 est représentée sur la figure (IV.7). Elle montre clairement la convergence de la fonction objective où le MSE est diminué à 0,4401 après 100 itérations.

Tableau IV.4. Optimisation des paramètres du FKE en utilisant BBO.

<i>Arrangement</i>	<i>Entrées Q et R</i>	<i>MSE</i>	<i>Qualité de l'estimation</i>
1	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 0.6916$ $r_{id} = r_{iq} = 3.294$	0.51698	Moyenne
2	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 3.303; q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 0.3632;$ $r_{id} = r_{iq} = 2.218$	0.45669	Bonne
3	$q_{id} = 0.4994; q_{iq} = 0.2494; q_{\Omega} = 0.00179;$ $q_{\theta} = 0.3371; q_{C_r} = 0.6012; q_{R_s} = 0.4152;$ $r_{id} = 0.7483; r_{iq} = 0.0161$	0.4401	Très bonne

Tableau IV.5. Paramètres BBO

<i>Paramètres</i>	<i>Valeur</i>
<i>Taille de la population NP</i>	10
<i>Nombre de génération</i>	100
<i>Nombre de variables (SIVs)</i>	8
<i>Taux maximal d'immigration et emigration E, I</i>	1
<i>Absorption coefficient α</i>	0.9
<i>Probabilité de la mutation m_{max}</i>	0.1
<i>HSI</i>	<i>MSE</i>

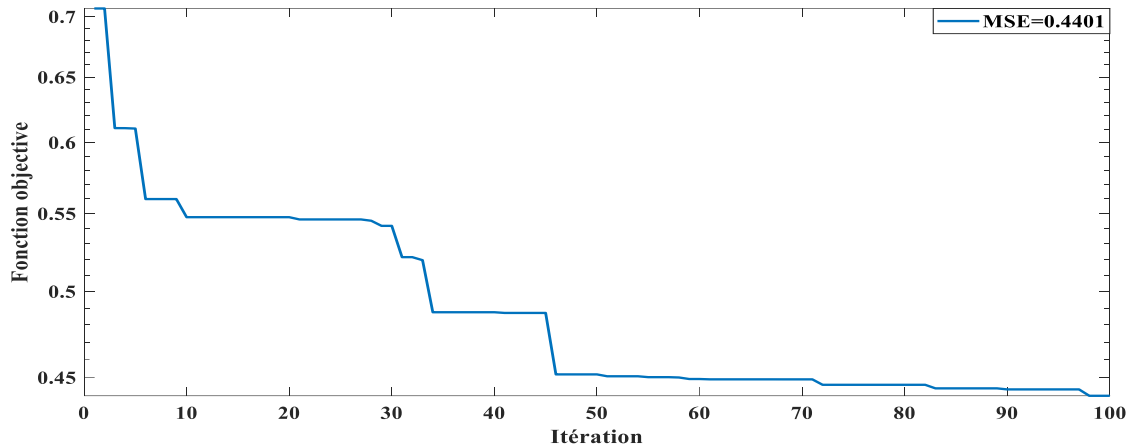


Fig. IV.7. Evolution de la fonction objective du BBO-FKE (Arrangement 3)

IV.4. Comparaison des résultats

Dans le but d'évaluer les différentes approches d'estimation vues dans ce chapitre et afin d'apprécier la supériorité des algorithmes BBO, une étude comparative sera présentée dans ce qui suit.

Dans notre étude nous avons choisie de minimiser l'erreur e entre la vitesse réelle et la vitesse estimée de la machine selon le critère de l'équation (IV.1) :

En comparant les tableaux (IV.1), (IV.2), (IV.3) et (IV.4) nous en déduisons que l'optimisation BBO donne des résultats d'estimation très supérieurs en qualité par rapport aux autres (essais-erreur, GA et PSO), ce qui confirme l'efficacité de l'optimisation basé sur la biogéographie. Cette comparaison est clairement visible dans le tableau (IV.6) où nous collectons tous les meilleurs MSE de toutes les méthodes utilisées (tableaux (IV.1), (IV.2), (IV.3) et (IV.4)) (Arrangement 3).

Dans le tableau (IV.6) nous présentons des comparaisons quantitatives entre les différents algorithmes utilisés. Nous présentons dans ce tableau l'MSE relatif de la grandeur de la vitesse de rotation pour les quatre méthodes (Q et R essais-erreur, Q et R adaptatif avec AG, Q et R adaptatif avec PSO, Q et R adaptatif avec BBO).

Tableau IV.6. Comparaison des meilleures performances d'optimisation

Méthode	Éléments de Q et R	MSE	Qualité de l'estimation
Essais-erreur	$q_{id} = 1e^{-3}; q_{iq} = 1e^{-1}; q_{\Omega} = 1e^{-4};$ $q_{\theta} = 1e^1; q_{C_r} = 1e^3; q_{R_s} = 1e^{-2};$ $r_{id} = 1e^{-5}; r_{iq} = 1e^{-1}$	0.9833	Moyenne
GA	$q_{id} = 4.536; q_{iq} = 1.192; q_{\Omega} = 9.758; q_{\theta} = 6.303;$ $q_{C_r} = 10.578; q_{R_s} = 1.816;$ $r_{id} = 11.836; r_{iq} = 7.811$	0.618319	Bonne
PSO	$q_{id} = 3.4165; q_{iq} = 2.2768; q_{\Omega} = 4.8363;$ $q_{\theta} = 2.0627; q_{C_r} = 0.7630; q_{R_s} = 0.7746;$ $r_{id} = 1.7034; r_{iq} = 4.4198$	0.614	Bonne
BBO	$q_{id} = 0.4994; q_{iq} = 0.2494; q_{\Omega} = 0.00179;$ $q_{\theta} = 0.3371; q_{C_r} = 0.6012; q_{R_s} = 0.4152;$ $r_{id} = 0.7483; r_{iq} = 0.0161$	0.4401	Très bonne

Pour évaluer la robustesse et la qualité d'estimation, nous réalisons deux scénarios :

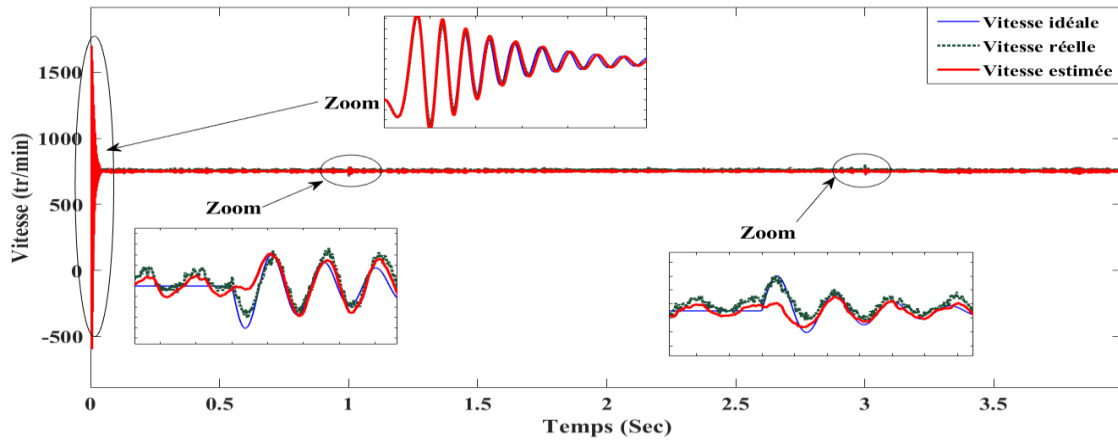
(1) Modification du couple résistant et variation de la résistance statorique. Nous appliquons un couple résistant de $C_r=10 N.m$ à $t=1 sec$ puis le retire au temps $t=3 sec$.

(2) A l'instant $t=2 sec$, on augmente progressivement la résistance statorique de sa valeur nominale $R_s=0,6 Ohm$ à $0,9 Ohm$, puis de l'instant $t=3 sec$ à $t=3,5 sec$, on la diminue progressivement jusqu'à sa valeur nominale.

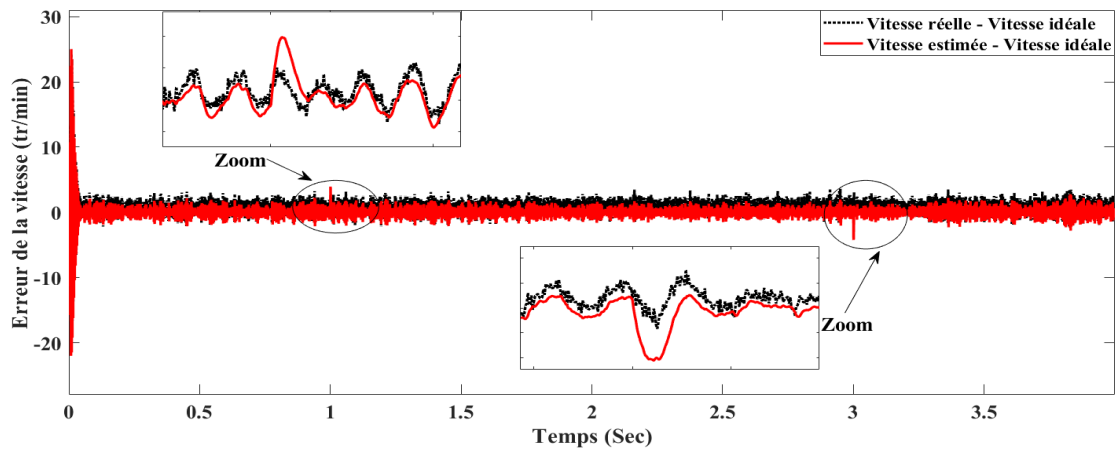
Dans ces deux scénarios, on note que les estimations du couple résistant et la résistance statorique suivent très bien leurs valeurs réelles (voir figures (IV.8) (e) et (g)).

Dans les Figures (IV.8) (a) et (c) nous traçons respectivement les estimations de la vitesse du rotor, de la position angulaire, nous remarquons les très bonnes poursuites entre les grandeurs réelles et estimées (voir les segments zoomés) dans les deux régimes transitoire et permanent, même constatation pour les courants statoriques direct et en quadrature. Nous remarquons aussi

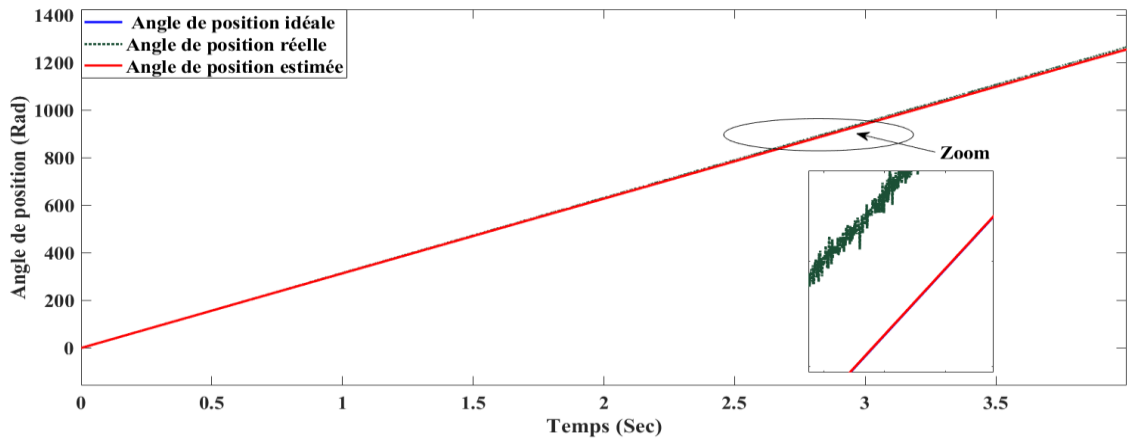
sur les figures (IV.8) (b), (d), (f) , (h), (j) et (l) que les erreurs d'estimation de toutes les grandeurs telle que la vitesse, l'angle de position, le couple de charge et la résistance statorique restent toutes dans des plages acceptables. On constate que la méthode proposée donne d'excellentes réponses d'estimation par rapport aux autres techniques citées.



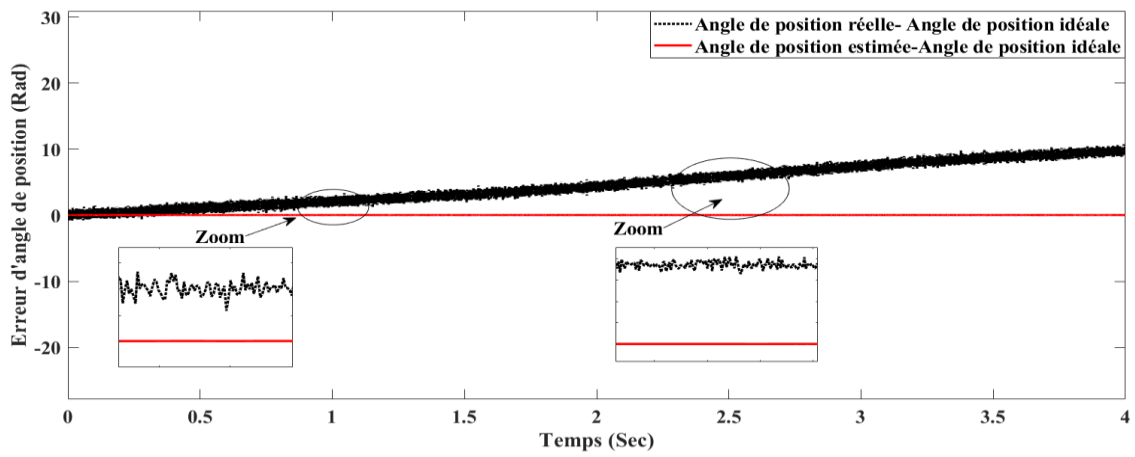
(a)



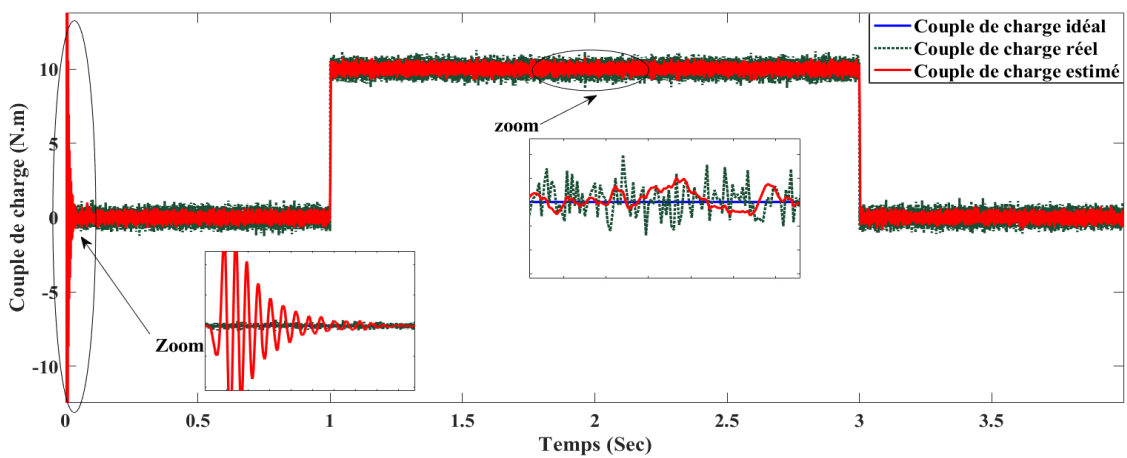
(b)



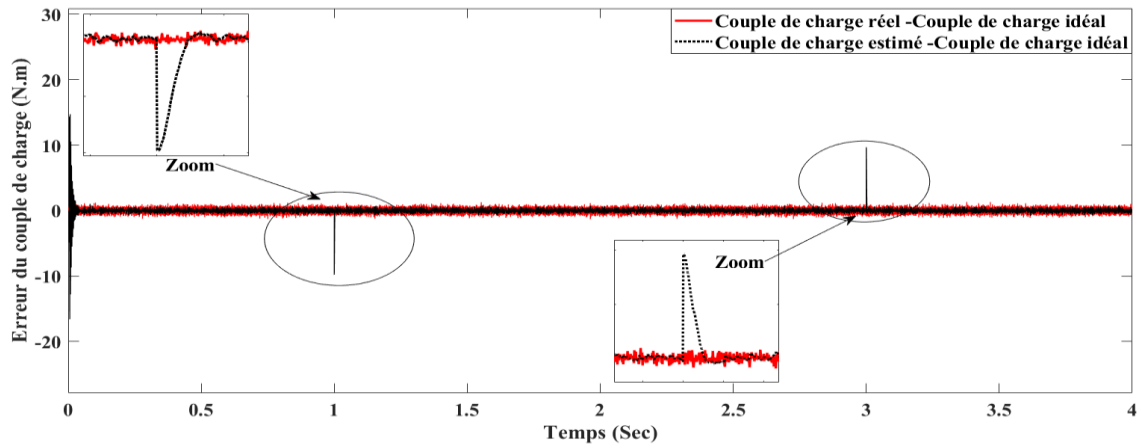
(c)



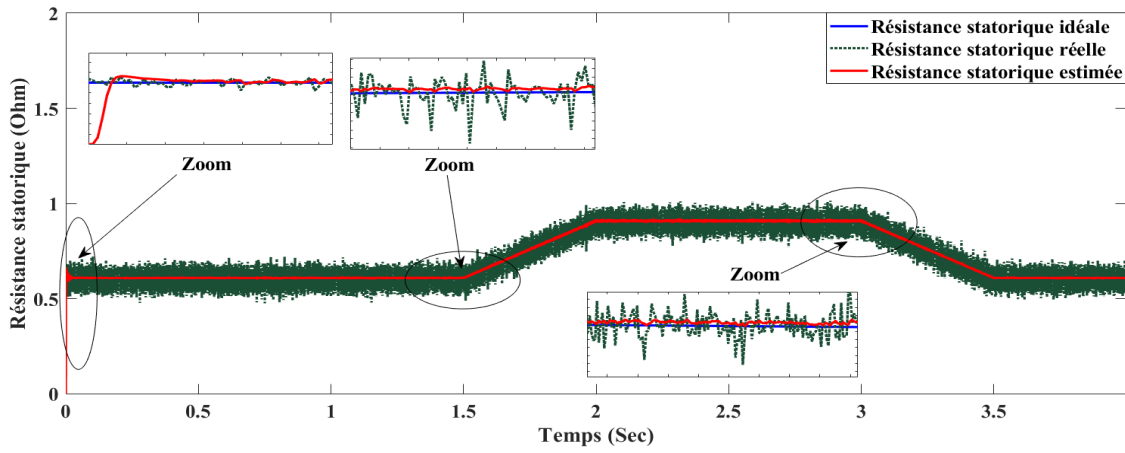
(d)



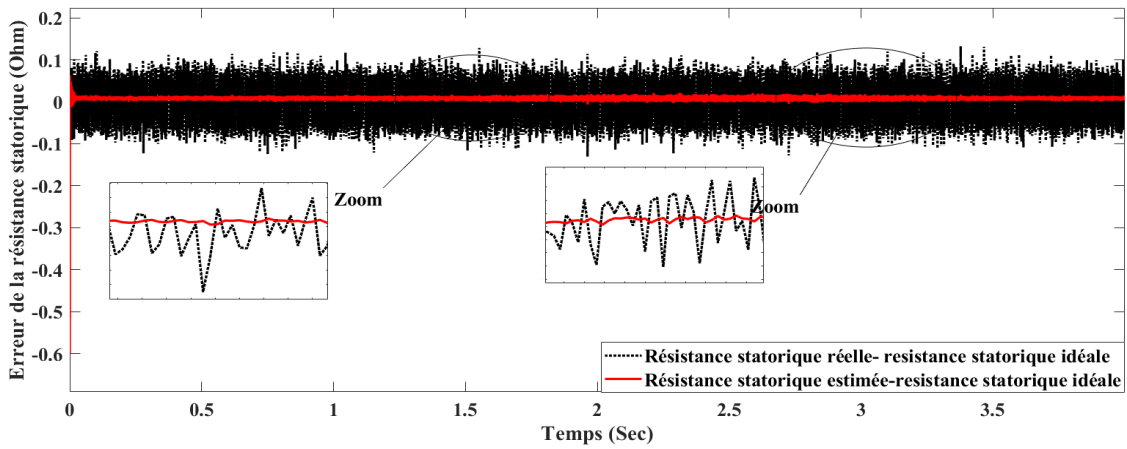
(e)



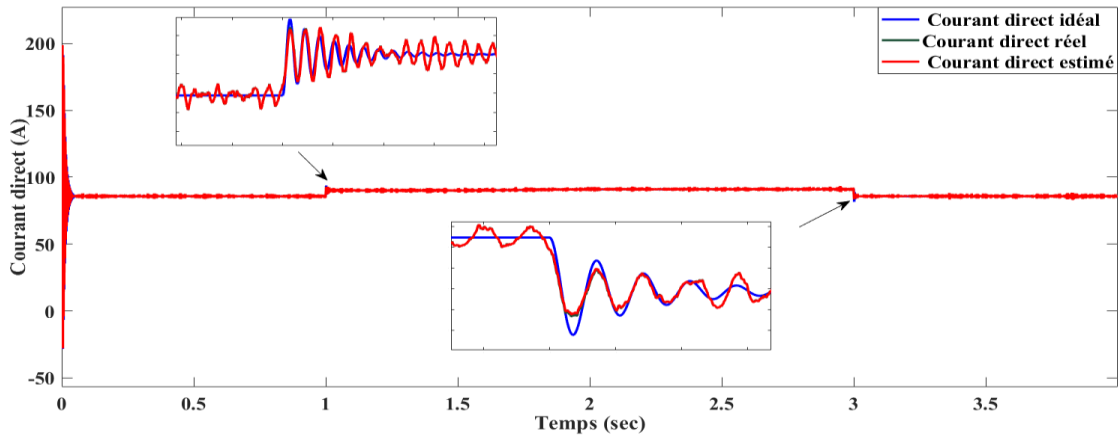
(f)



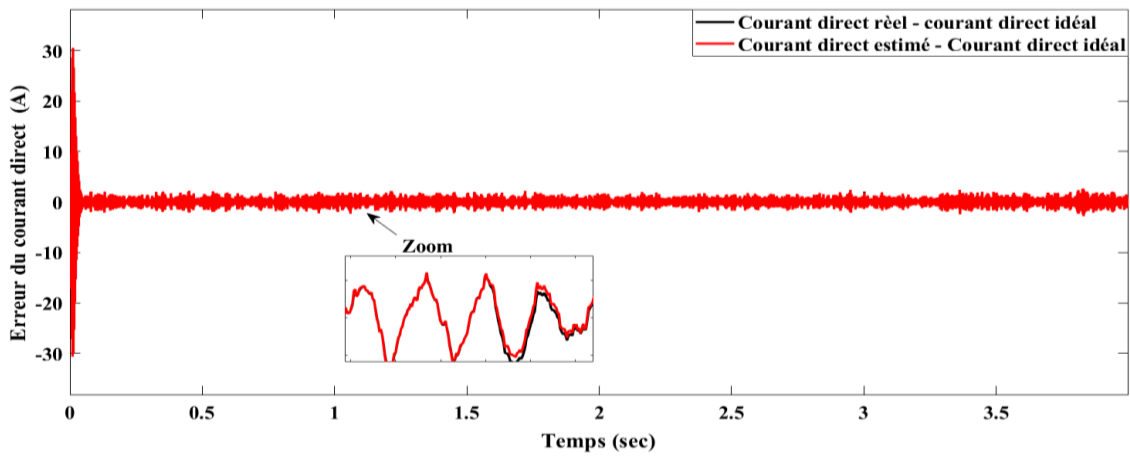
(g)



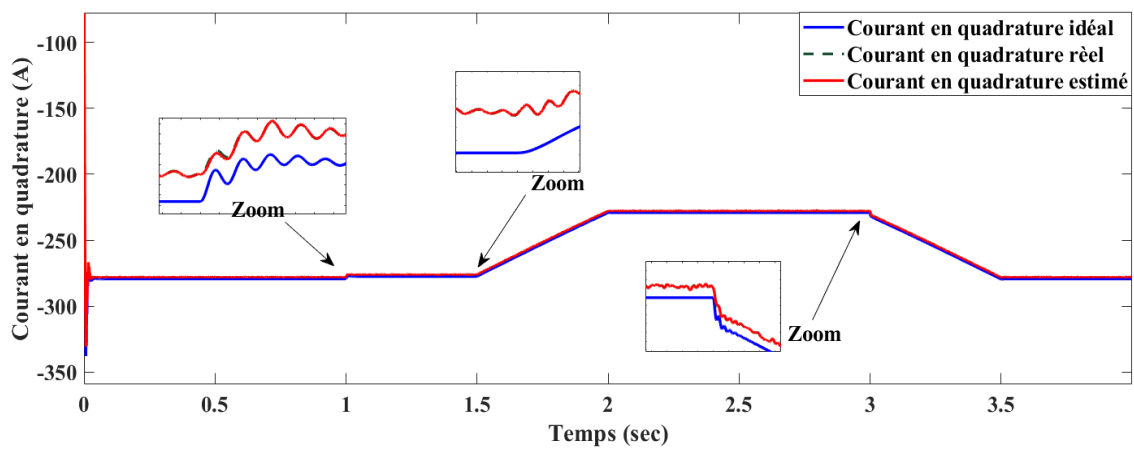
(h)



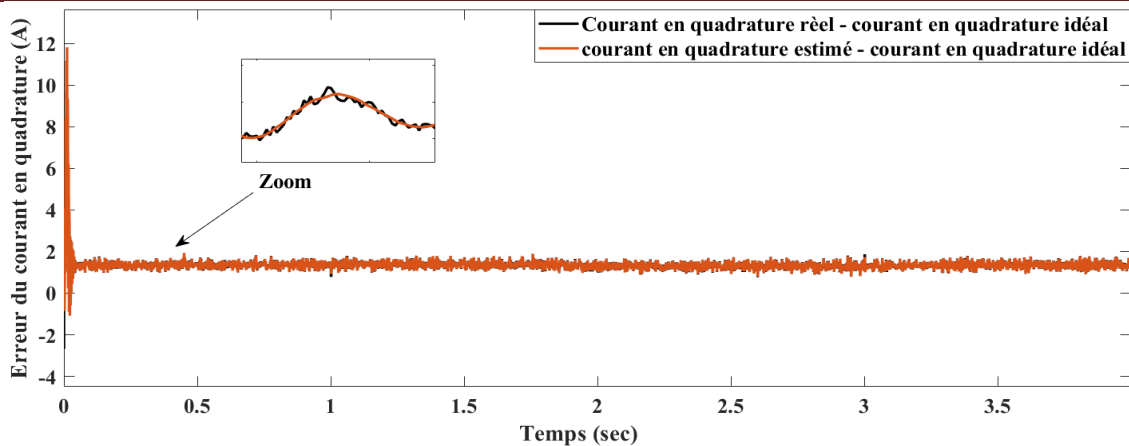
(i)



(j)



(k)



(l)

Fig. IV.8. Résultats de simulation obtenus par BBO-EKF (Arrangement 3)

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, une approche combinant l'algorithme du FKE avec l'algorithme BBO pour obtenir une estimation de haute performance et précise d'un vecteur d'état pour l'entraînement du moteur MSAP a été présentée. La technique BBO a été utilisée pour l'optimisation des matrices de covariance du filtre de Kalman étendu utilisé. Le vecteur d'état considéré a de diverses composantes variables telles que la vitesse du rotor, la position, le couple de charge et les courants statoriques ; et une composante paramétrique qui la résistance statorique. L'optimisation proposée permet aux matrices de covariance Q et R dont dépend de manière critique les performances du FKE, d'être sélectionnées de manière appropriée. L'étude en simulation et les résultats montrent que les estimations obtenues du vecteur d'état par le BBO sont plus précises que leurs équivalents GA et PSO. Pour des tests de robustesse, l'algorithme d'estimation a été également testé sous des variations difficiles de couple de charge et de résistance statorique, où d'excellentes performances ont été obtenues, ce qui motive l'utilisation de la méthode proposée pour le contrôle sans capteur des entraînements MSAPs, qui sera l'objet du chapitre suivant.

Référence

- [01] H. Lakehal, M. Ghanai & K. Chafaa N. V. (2021). " BBO-Based State Optimization for PMSM Machines". <https://doi.org/10.1142/S2196888822500026>

Chapitre V

COMMANDE AVEC OBSERVATEUR OPTIMISÉS DE LA MSAP

Sommaire

V.1 Introduction.....	114
V.2 Structure optimisée Estimation-Commande.....	114
V.3 Résultats et simulation.....	116
V.3.1 Méthode essais-erreur.....	116
V.3.2 Optimisation par l’algorithme génétique des paramètres PI-FKE.....	121
V.3.3 Optimisation par essaim de particule des paramètres PI-FKE.....	123
V.3.4 Optimisation basé sur la biogéographie des paramètres PI-FKE.....	124
V.4 Comparaison des résultats.....	131
V.5 Conclusion.....	132
Conclusion générale et perspective.....	134

V.1 Introduction

Les paramètres des régulateurs classiques se déterminent généralement en fonction des paramètres du système à commander. Mais pratiquement ces paramètres peuvent subir des variations d'où leurs incertitude. Dans de telle situation on a recours généralement à la commande adaptative (ajustable) des systèmes pour la mise à jour de ces paramètres.

Dans ce chapitre, nous allons appliquer la méthode proposée dans le chapitre 4 pour élaborer un contrôleur de vitesse PI auto ajustable (optimisé) avec observateur de Kalman aussi auto ajustable pour la machine synchrone.

L'optimisation des paramètres de commande K_p et K_i du PI ainsi que les paramètres d'estimation du FKE Q et R va être faite par les algorithmes AG, PSO et BBO dans le but de trouver leurs valeurs optimales.

V.2 Structure optimisée Estimation-Commande

L'algorithme d'optimisation proposé dans le chapitre précédant va être utilisé pour l'estimation et la commande de la MSAP simultanément. L'application de cet algorithme portera sur l'optimisation des paramètres K_p et K_i du régulateur PI de vitesse et les paramètres de covariances du Filtre de Kalman Etendu Q et R en utilisant les algorithmes AG, PSO et BBO comme le montre la figure (V.1).

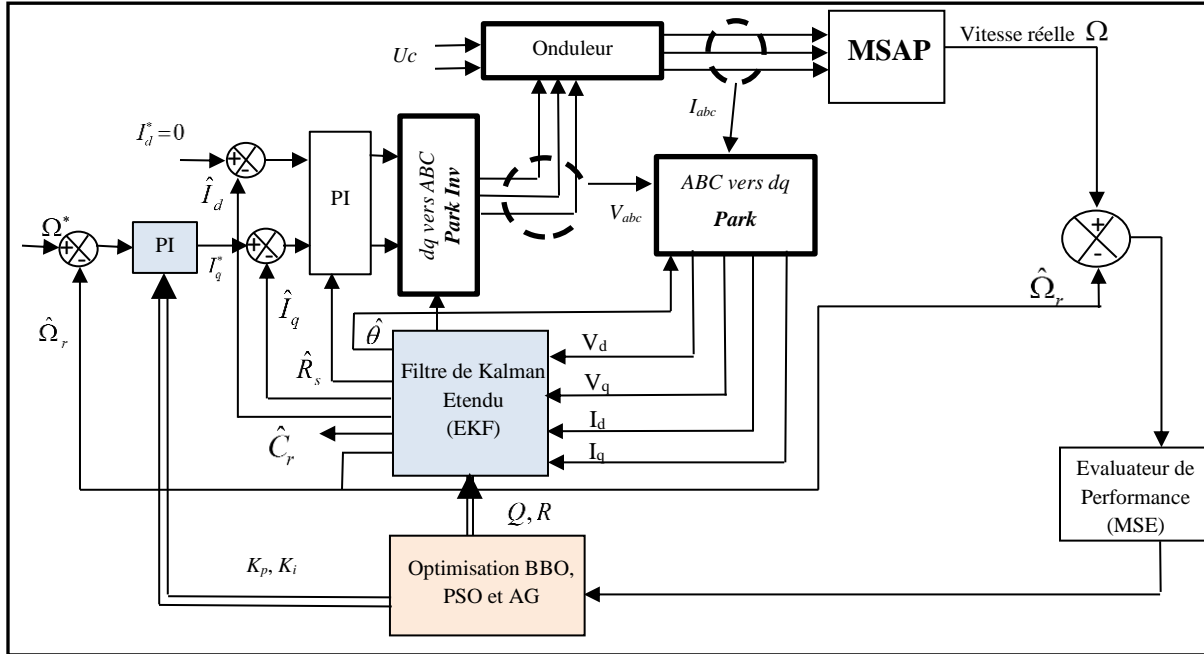


Fig. V.1. Structure d'optimisation estimation-commande

L'optimisation de la structure estimation-commande de la MSAP est illustrée dans la figure (V.1). La référence du courant direct I_d^* est fixée à zéro, tandis que la sortie du régulateur de vitesse (couple C_{em}^*) nous fournit la consigne de courant I_q^* . Les références des courants I_d^* et I_q^* sont comparées séparément avec les courants estimés \hat{I}_d et \hat{I}_q . Les erreurs sont appliquées à l'entrée des régulateurs classiques de type *PI*. Un bloc de découplage génère les tensions de références V_d^* et V_q^* .

Nous considérons comme entrée du système le vecteur $u(t) = [v_d, v_q]^T$ et sa mesure $y = [I_d, I_q]^T$ obtenue par un capteur de courant. Notons que cette dernière sera imposée comme entrée pour le FKE et que l'entrée u est appliquée à la fois à la MSAP et au FKE. La vitesse réelle mesurée du rotor ω_r de la MSAP et la vitesse estimée du rotor $\hat{\omega}_r$ du FKE sont utilisées par l'évaluateur de performance. L'évaluateur de performance calcule la fonction objectif MSE déjà vu dans le chapitre IV.

V.3. Résultats et simulation

Dans ce qui suit, la MSAP avec l'approche d'estimation BBO-EKF-FOC proposée est simulé sur un processeur PC Intel ® Core (TM) i5-7300U CPU @ 2.60GHz 2.70GHz avec mémoire RAM installée 8,00 Go à l'aide du logiciel Matlab R2018a. La période d'échantillonnage est choisie pour être $60e-6$ sec.

Dans la simulation, l'MSAP est alimenté via un onduleur avec la commande vectorielle en (boucle fermée) pour réaliser des tests plus réalistes, les covariances d'état et de mesure sont corrompues par la moyenne zéro, bruits gaussien avec les variances pris des valeurs 10^{-3} et 10^{-1} , respectivement.

V.3.1. Méthode essais-erreur

Pour justifier la nécessité de la méthode proposée, commençons par la méthode essais-erreur pour adapter les matrices Q , R et les paramètres du régulateur (K_p , K_i). Pour obtenir les comportements transitoires et permanents souhaités des estimations de la vitesse, position, couple de charge, courants statoriques et la résistance statorique.

L'efficacité du filtre de Kalman étendu et la commande vectorielle sont fortement affectées par les matrices de bruit Q , R et les paramètres de régulateur de vitesse PI . Leur choix inadapté entraînera de grandes erreurs d'estimation ou même une divergence. Dans nos expérimentations, la matrice de covariance d'erreur $P=0$, et les matrices Q et R sont définies sur les dimensions (6×6) et (2×2), respectivement, comme suit :

$$Q = \text{diag} \left(\left[q_{id}, q_{iq}, q_{\Omega}, q_{\theta}, q_{C_r}, q_{R_s} \right] \right) = \begin{bmatrix} q_{id} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{iq} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{\Omega} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{\theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_{C_r} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{R_s} \end{bmatrix} \quad (\text{V.1})$$

$$R = \text{diag} \left(\left[r_{id}, r_{iq} \right] \right) = \begin{bmatrix} r_{id} & 0 \\ 0 & r_{iq} \end{bmatrix} \quad (\text{V.2})$$

$$PI(K_{pw}, K_{iw}) \quad (V.3)$$

Les paramètres à régler et à optimiser sont les éléments diagonaux de Q , R du filtre et K_p , K_i pour le régulateur de vitesse de la commande vectorielle.

q_{id} ; q_{iq} ; q_{Ω} ; q_{θ} ; q_{C_r} et q_{R_s} pour la matrice Q et r_{id} et r_{iq} pour la matrice R .

Les entrées de la matrice Q sont divisées en deux groupes : le groupe (1) contenant les paramètres électriques q_{id} ; q_{iq} et q_{R_s} et le groupe (2) contenant les paramètres mécaniques q_{Ω} ; q_{θ} et q_{C_r} . Les entrées de la matrice R ne sont constituées que des paramètres électriques r_{id} et r_{iq} .

Pour la comparaison, les performances du FKE avec divers arrangements de Q et R et les paramètres du régulateur de vitesse PI seront évaluées en utilisant le critère MSE entre la vitesse de rotor estimée et la vitesse du rotor réelle. Trois arrangements sont choisis dans la méthode essais erreur et chaque arrangement à deux étapes :

a. Arrangement 1

➤ Première étape

Dans la première étape, nous définissons toutes les entrées diagonales Q à la même valeur adaptative $q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = q$ ce qui est équivalent à optimiser un seul paramètre pour la matrice, Q ce qui donne :

$$Q = \begin{bmatrix} q & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q \end{bmatrix}$$

Les entrées de la matrice R ont été définies sur une valeur adaptative, $r_{id} = r_{iq} = r$ ce qui est équivalent à optimiser un seul paramètre r pour la matrice R , ce qui donne :

$$R = \begin{bmatrix} r & 0 \\ 0 & r \end{bmatrix}$$

Dans ce cas nous avons deux paramètres à optimiser q et r .

➤ **deuxième étape**

On ajoute les paramètres du régulateur de vitesse K_p et K_i aux paramètres du FKE et refaire le même travail que la première étape.

b. Arrangement 2

➤ **Première étape**

Dans la première étape, nous définissons deux valeurs adaptatives différentes pour les entrées Q , une pour chaque groupe $q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = q_1$ et $q_{\omega_r} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_2$ ce qui est équivalent à optimiser deux paramètres q_1 et q_2 pour la matrice Q , ce qui donne :

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_1 \end{bmatrix}$$

Les entrées de la matrice R ont été fixées à une valeur adaptative $r_{id} = r_{iq} = r$ qui équivaut à optimiser un seul paramètre pour la matrice R , ce qui donne :

$$R = \begin{bmatrix} r & 0 \\ 0 & r \end{bmatrix}$$

Dans ce cas on a trois paramètres qui sont optimisés q_1 , q_2 et r .

➤ **Deuxième étape**

On ajoute les paramètres du régulateur de vitesse K_p et K_i aux paramètres du FKE et refaire le même travail que la première étape.

c. Arrangement 3

➤ **Première étape**

Dans la première étape, nous considérons chaque entrée dans les deux matrices Q et R comme un paramètre indépendant, ce qui signifie que nous définissons 6 valeurs adaptatives différentes pour les entrées Q (q_{id} ; q_{iq} ; q_{Ω} ; q_{θ} ; q_{C_r} et q_{R_s}) et deux valeurs adaptatives différentes pour R entrées r_{id} et r_{iq} . Ce qui équivaut à optimiser huit paramètres au total, ce qui donne :

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_6 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad R = \begin{bmatrix} r_1 & 0 \\ 0 & r_2 \end{bmatrix}$$

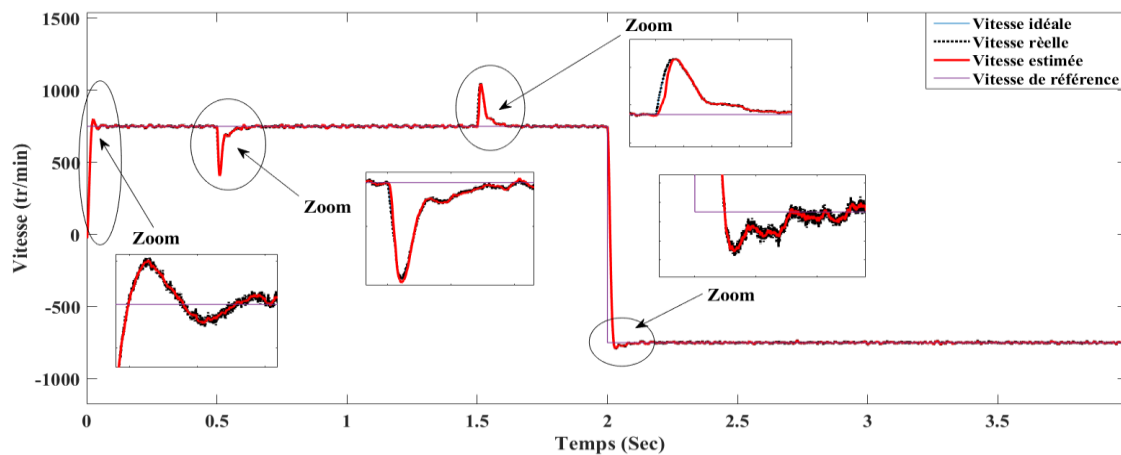
➤ **Deuxième étape**

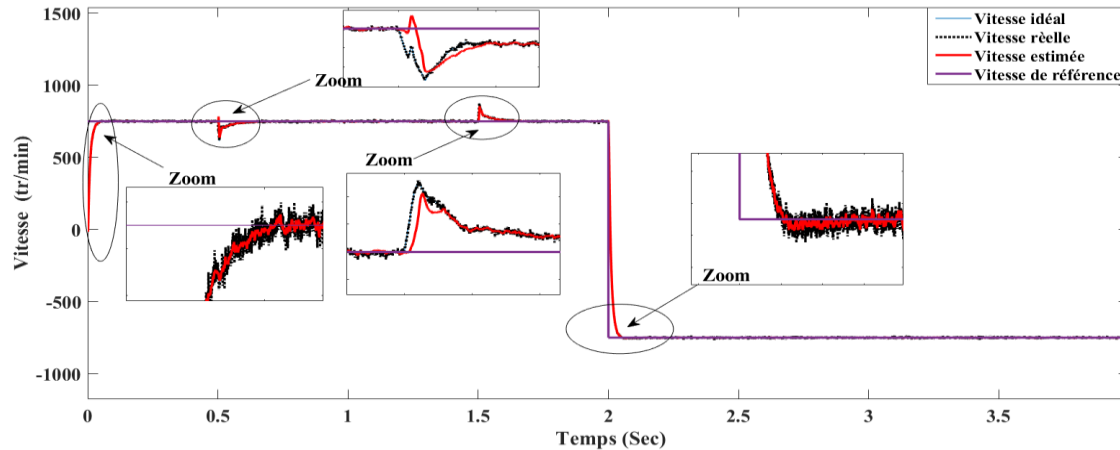
On ajoute les paramètres du régulateur de vitesse PI aux paramètres du FKE et refaire le même travail que la première étape.

Le tableau (V.1) montre les valeurs typiques des paramètres choisis pour les trois arrangements avec leurs moyennes de la somme des erreurs aux carrés (MSE) équation (IV.1) obtenu par une méthode essais-erreur. Nous avons indiqué les meilleures performances MSE qui est équivalent à la plus petite valeur pour certaines entrées de Q et R (arrangement 3, Etape 2 dans le tableau (V.1), voir la figure (V.2.b). Si ces paramètres sont mal choisis, cela peut produire une mauvaise performance d'estimation (arrangement 3, Etape 1 dans le tableau (V.1), voir la figure (V.2.a). On voit bien que le plus petit MSE donne la meilleure estimation de la vitesse du rotor (voir segments zoomés dans la figure (V.2).

Tableau V.1. Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant essais-erreur.

Arrangement	Étape	Éléments Q, R et PI	MSE	qualité d'Estimation
1	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 1e^{-3}$ $r_{id} = r_{iq} = 1e^5$	33.7841	Très mauvaise
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 1e^{-3}$; $r_{id} = r_{iq} = 1e^4$; $K_p = 4$; $K_i = 2$	29.6777	Très mauvaise
2	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 1e^{-3}$; $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 1e^{-1}$ $r_{id} = r_{iq} = 1e^5$	8.9112	Mauvaise
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 1e^{-3}$; $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 1e^{-4}$ $r_{id} = r_{iq} = 1e^{-1}$; $K_p = 5$; $K_i = 2$	7.6365	Mauvaise
3	Étape (1)	$q_{id} = 1e^{-2}$; $q_{iq} = 1e^{-3}$; $q_{\Omega} = 1e^{-4}$ $q_{\theta} = 1e^3$; $q_{C_r} = 1e^2$; $q_{R_s} = 1e^1$; $r_{id} = 1e^5$; $r_{iq} = 1e^4$	0.3673	Bonne
	Étape (2)	$q_{id} = 1e^{-2}$; $q_{iq} = 1e^3$; $q_{\Omega} = 1e^{-3}$ $q_{\theta} = 1e^{-2}$; $q_{C_r} = 1e^3$; $q_{R_s} = 1e^1$; $r_{id} = 1e^4$; $r_{iq} = 1e^3$ $K_p = 0.7$; $K_i = 15$	0.2340	Bonne





(b)

Fig.V.2. Résultat de simulation de la vitesse du rotor
 (a) (arrangement 3 étape 1) ;(b) (arrangement 3 étape 2).

On constate que le réglage manuel du filtre de Kalman étendu est facile à réaliser, mais la méthode prend beaucoup de temps pour trouver de bonnes valeurs. Par conséquent, pour obtenir une estimation raisonnable, un expert doit faire un gros effort car il est difficile d'établir une corrélation entre les valeurs des matrices de covariance, les paramètres du régulateur de vitesse et la meilleure estimation de l'état.

V.3.2 Optimisation par les algorithmes génétiques des paramètres PI-FKE

Nous avons présenté dans cette section l'optimisation du FKE et les paramètres du régulateur *PI* en utilisant les algorithmes génétiques nous allons utiliser l'algorithme avec les paramètres suivants : *Contraintes* : Limites : Inférieur : $[-5 \ -5]$; Supérieur : $[5 \ 5]$; dimension suivant la composition et l'étape de la composition ; taille de la population : spécifiez 10 ; *Reproduction* : fraction de croisement spécifiez 0,4 ; *critères d'arrêt* : la génération spécifie 100.

L'algorithme (1) est présenté dans le chapitre (IV).

Selon le Tableau (V.2), nous notons l'amélioration de l'MSE par rapport à l'essai-erreur, ce qui prouve les bonnes performances d'estimation avec Q et R obtenus par l'AG par rapport à l'essai-erreur. L'évolution de la meilleure fonction objective MSE (tableau (V.2), arrangement 3) est présentée sur la figure (V.3) où on voit clairement la convergence du critère.

Tableau V.2. Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant l'AG.

Arrangement	Étape	Éléments Q, R, Kpw et Kiw	MSE	La qualité d'estimation
1	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 0.841$; $r_{id} = r_{iq} = 2.487$	0.480214	Moyenne
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 0.841$; $r_{id} = r_{iq} = 2.487$; $K_p = 5.846$; $K_i = 1.429$	0.434766	Moyenne
2	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 0.025$; $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 3.459$; $r_{id} = r_{iq} = 9.155$	0.268116	Moyenne
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 0.025$; $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 3.459$; $r_{id} = r_{iq} = 9.155$; $K_p = 0.053$; $K_i = 2.464$	0.244479	Moyenne
3	Étape (1)	$q_{id} = 0.443$; $q_{iq} = 0.101$; $q_{\Omega} = 1.802$; $q_{\theta} = 9.817$; $q_{C_r} = 6.473$; $q_{R_s} = 0.716$; $r_{id} = 3.526$; $r_{iq} = 7.59$	0.198094	Moyenne
	Étape (2)	$q_{id} = 0.0047$; $q_{iq} = 0.0001$; $q_{\Omega} = 0.0364$; $q_{\theta} = 0.0100$; $q_{C_r} = 0.0791$; $q_{R_s} = 0.0008$; $r_{id} = 0.0791$; $r_{iq} = 0.0788$ $K_p = 0.441$; $K_i = 2.438$	0.1603	Bonne

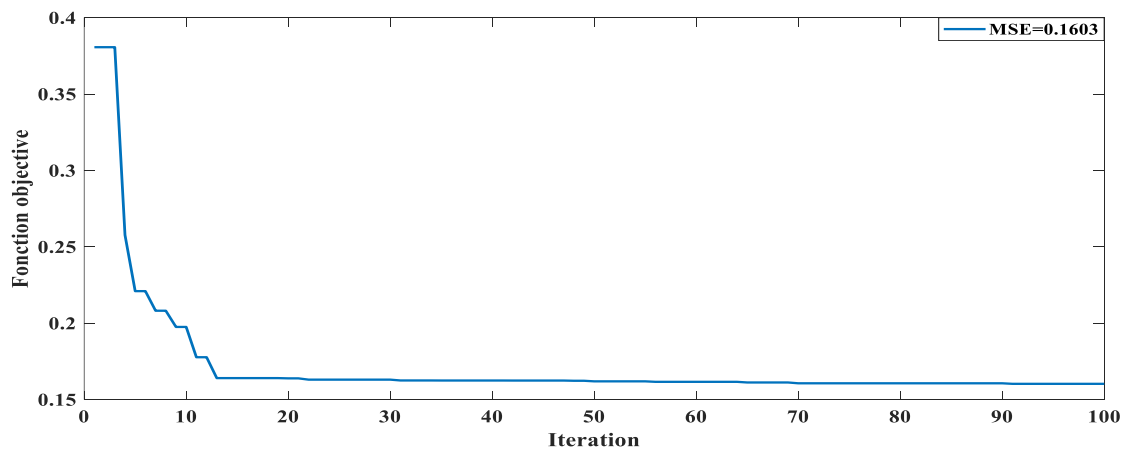


Fig. V.3. Evolution de la meilleure fonction objective d'AG- PI-FKE (arrangement 3, étape 2)

V.3.3 Optimisation par essaim de particule des paramètres PI-FKE

Dans cette partie, nous avons exécuté l’algorithme d’optimisation PSO de manière hors-ligne avec FKE et du régulateur PI de la vitesse afin de trouver les paramètres optimaux des matrices de covariances Q et R et du régulateur $PI (K_p, K_i)$. Le critère a été utilisé comme fonction objectif est la moyenne de la somme des erreurs aux carrés entre la sortie réel et la sortie estimée en fonction d’un certain nombre d’itérations à effectuer pour chaque étape d’estimation.

Les paramètres du filtre de Kalman Etendu a optimisés Q , R et du régulateur PI et leurs performances MSE sont illustré dans le tableau (V.3) La convergence de l’algorithme PSO dépend des facteurs c_1 , c_2 et w . Après de nombreux essais, nous avons constaté que les meilleures valeurs pour eux sont les coefficients d’accélération $c_1 \in [1.5 \ 2]$, $c_2 \in [2 \ 2.5]$ et le facteur d’inertie varier entre $w \in [0.4 \ 1.4]$. La population de l’essaim est choisie de 10 particules et les coefficients w , c_1 et c_2 sont fixés à 0.8, 1 et 1.5, respectivement avec un critère d’arrêt égal à 100.

Tableau V.3. Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant PSO.

Arrangement	Étape	entries Q, R et PI	MSE	La qualité d’estimation
1	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 1.0131 ;$ $r_{id} = r_{iq} = 8.3224$	0.2535	moyenne
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 1 ;$ $r_{id} = r_{iq} = 3.7896 ;$ $K_p = 5.3113 ; K_i = 3.4127$	0.2398	moyenne
2	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 1.0243 ;$ $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 7.7377 ;$ $r_{id} = r_{iq} = 9.7196$	0.2094	moyenne
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 1.1281 ;$ $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 8.3197 ;$ $r_{id} = r_{iq} = 10 ; K_p = 3.8203 ;$ $K_i = 6.9316$	0.1949	moyenne

3	Étape (1)	$q_{id} = 4.8301; q_{iq} = 1.0690; q_{\Omega} = 5.4655$ $q_{\theta} = 3.0532; q_{C_r} = 8.8779; q_{R_s} = 1;$ $r_{id} = 8.4280; r_{iq} = 2.2443$	0.19834	moyenne
	Étape (2)	$q_{id} = 0.0257; q_{iq} = 0.0100;$ $q_{\Omega} = 0.9173; q_{\theta} = 0.6484;$ $q_{C_r} = 0.3645; q_{R_s} = 0.0102;$ $r_{id} = 0.8859; r_{iq} = 0.8268$ $K_p = 5.7308; K_i = 5.8373$	0.1467	bonne

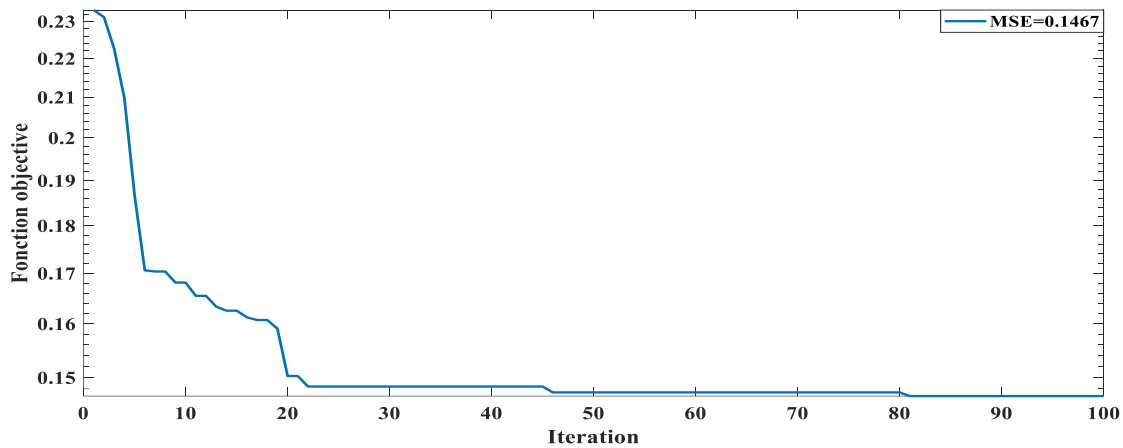


Fig.V.4. Evolution de la meilleure fonction objective du PSO-PI-FKE (arrangement 3, étape 2)

Le tableau (V.3) (arrangement 3 étape 2) illustre la convergence de l’algorithme PSO-PI-FKE, où L’MSE est diminué à une valeur de ($MSE=0.1467$) voir figure (V.4) ce qui est inférieur à la valeur obtenue par la méthode algorithme génétique (arrangement 3 étape 2 ($MSE=0.1603$)) ce qui confirme l’efficacité de cette méthode par rapport à l’algorithme génétique.

V.3.4. Optimisation basé sur la biogéographie des paramètres PI-FKE

Pour la méthode proposée BBO-PI-FKE, nous donnons dans le tableau (V.4) ses paramètres optimisés $q_{id}; q_{iq}; q_{\omega}; q_{\theta}; q_{C_r}; q_{R_s}$ pour la matrice Q , $r_{id}; r_{iq}$ pour la matrice R et K_p, K_i pour le régulateur PI , et son HSI (MSE) résultant pour les trois arrangements. Les paramètres de BBO ont

donnés dans le tableau (IV.5). On note que les meilleurs résultats sont obtenus avec la troisième arrangement pour toutes les méthodes (essais-erreur, AG, PSO et BBO), qui confirment que l'indépendance des paramètres donne des performances plus efficaces. La fonction objective BBO pour l'arrangement 3 est représentée sur la figure (V.5). Il montre clairement la convergence de la fonction objective où l'MSE est diminué à 0.1012 après 100 itérations.

Tableau V.4. Optimisation des paramètres PI-FKE utilisant BBO.

Arrangement	Étape	Eléments Q, R et PI	MSE	La qualité d'estimation
1	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 1.0107$; $r_{id} = r_{iq} = 7.7254$	0.1037	Bonne
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = q_{R_s} = 3.0235$ $r_{id} = r_{iq} = 7.1938$ $K_p = 3.7248$; $K_i = 6.2079$	0.1083	Bonne
2	Étape (1)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 7.0601$; $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 1.9181$; $r_{id} = r_{iq} = 5.7640$	0.1036	Bonne
	Étape (2)	$q_{id} = q_{iq} = q_{R_s} = 8.7895$ $q_{\Omega} = q_{\theta} = q_{C_r} = 1$; $r_{id} = r_{iq} = 4.6860$; $K_p = 6.4841$; $K_i = 5.1946$	0.10349	Bonne
3	Étape (1)	$q_{id} = 1$; $q_{iq} = 4.8298$; $q_{\Omega} = 4.1901$ $q_{\theta} = 8.2190$; $q_{C_r} = 5.5387$; $q_{R_s} = 1$; $r_{id} = 8.3061$; $r_{iq} = 5.1625$	0.10389	Bonne
	Étape (2)	$q_{id} = 0.6415$; $q_{iq} = 0.000844$; $q_{\Omega} = 100.002011$; $q_{\theta} = 0.03504$; $q_{C_r} = 100.5154$; $q_{R_s} = 0.6236$; $r_{id} = 980.0698$; $r_{iq} = 1000.8706$ $K_p = 0.772$; $K_i = 50.11$	0.1012	Très bonne

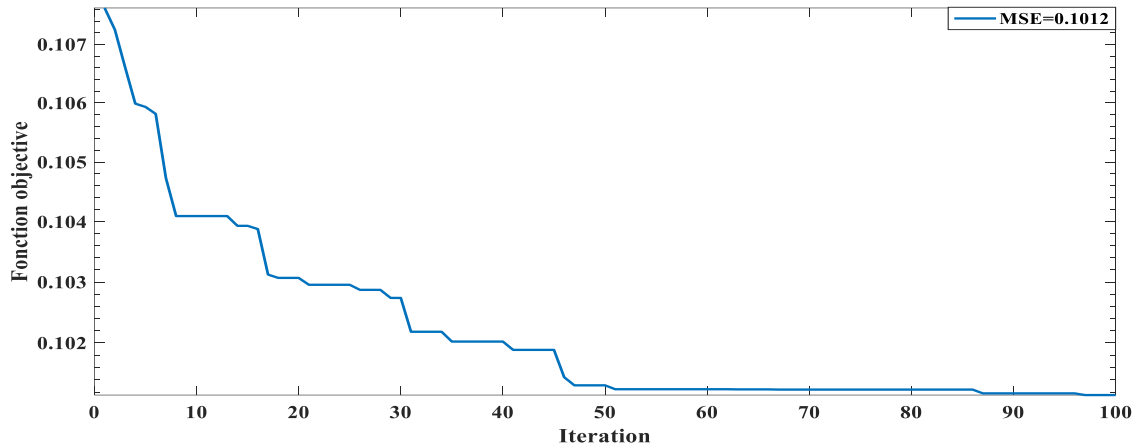
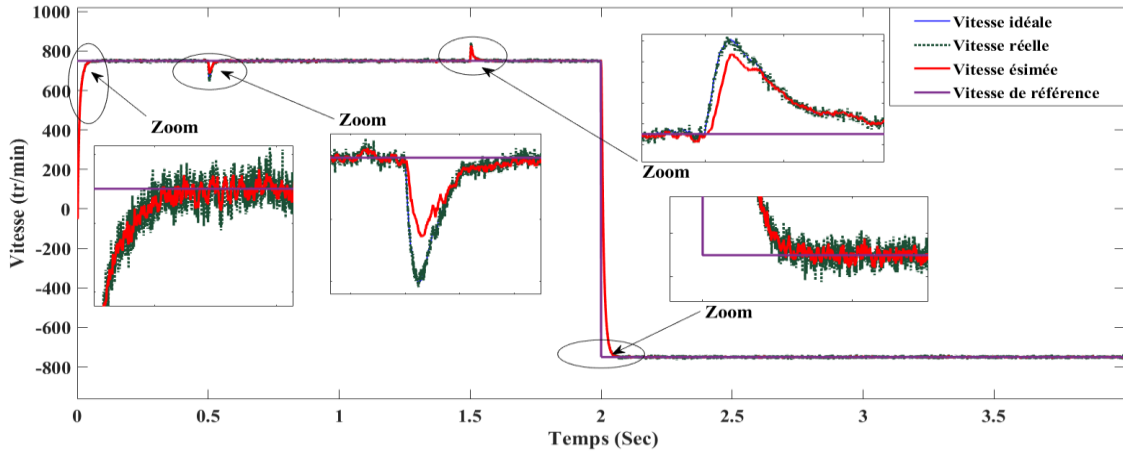


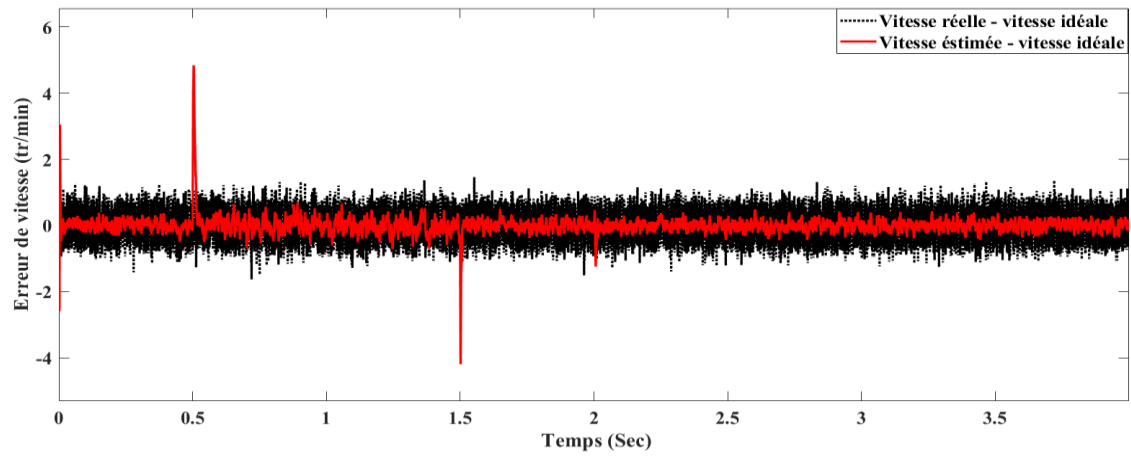
Fig.V.5. Evolution de la meilleure fonction objectif du BBO-PI-FKE (arrangement 3, Etape 2)

Tableau V.5. Comparaison des meilleures performances d'optimisation

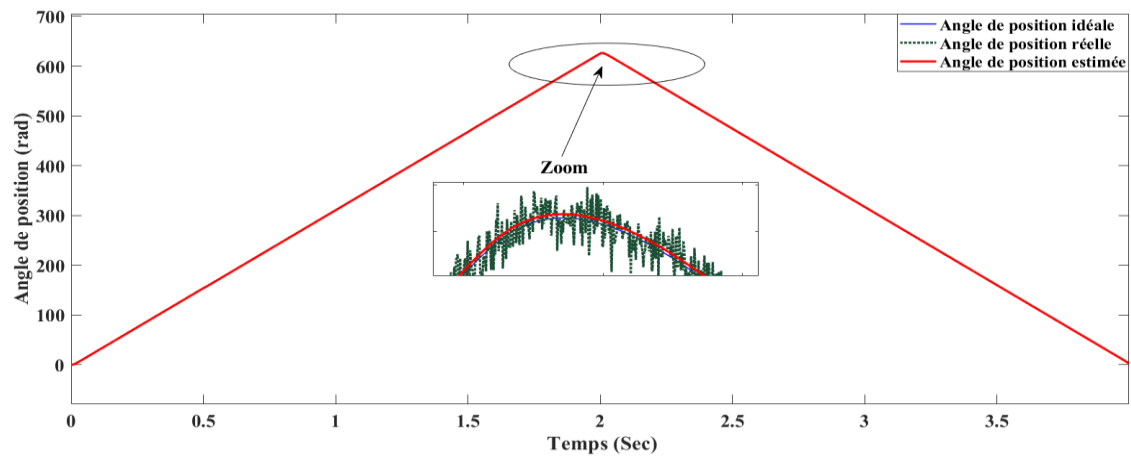
Méthode	Éléments Q et R et PI	MSE	Qualité de l'estimation
<i>Essais-erreur</i>	$q_{id} = 1e^{-2}$; $q_{iq} = 1e^3$; $q_{\Omega} = 1e^{-3}$; $q_{\theta} = 1e^{-2}$; $q_{C_r} = 1e^3$; $q_{R_s} = 1e^1$; $r_{id} = 1e^4$; $r_{iq} = 1e^3$; $K_p = 0.7$; $K_i = 15$	0.2340	Moyenne
<i>AG</i>	$q_{id} = 0.0047$; $q_{iq} = 0.0001$; $q_{\Omega} = 0.0364$; $q_{\theta} = 0.0100$; $q_{C_r} = 0.0791$; $q_{R_s} = 0.0008$; $r_{id} = 0.0791$; $r_{iq} = 0.0788$ $K_p = 0.441$; $K_i = 2.438$	0.1603	Bonne
<i>PSO</i>	$q_{id} = 0.0257$; $q_{iq} = 0.0100$; $q_{\Omega} = 0.9173$ $q_{\theta} = 0.6484$; $q_{C_r} = 0.3645$; $q_{R_s} = 0.0102$; $r_{id} = 0.8859$; $r_{iq} = 0.8268$ $K_p = 5.7308$; $K_i = 5.8373$	0.1467	Bonne
<i>BBO</i>	$q_{id} = 0.6415$; $q_{iq} = 0.000844$; $q_{\Omega} = 100.002011$; $q_{\theta} = 0.03504$; $q_{C_r} = 100.5154$; $q_{R_s} = 0.6236$; $r_{id} = 980.0698$; $r_{iq} = 1000.8706$ $K_p = 0.772$; $K_i = 50.11$	0.1012	Très bonne



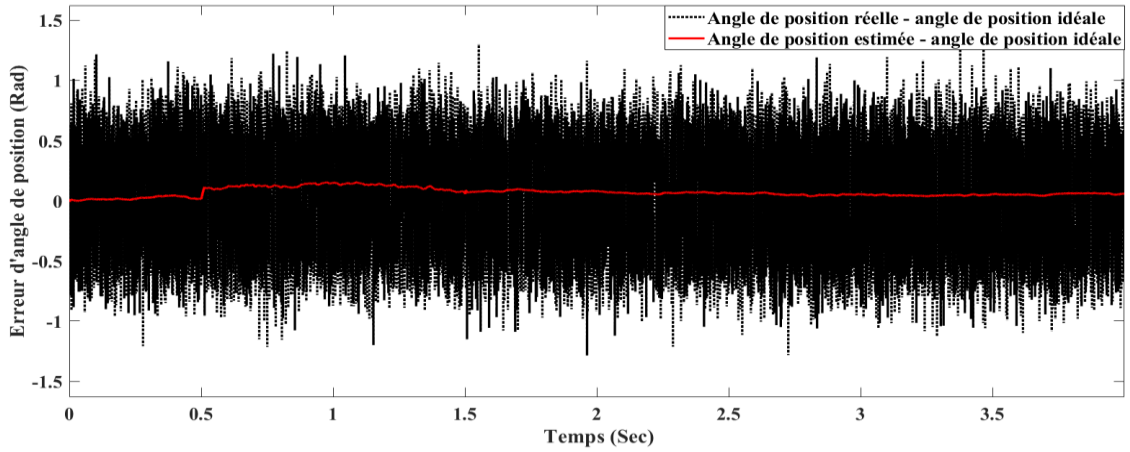
(a)



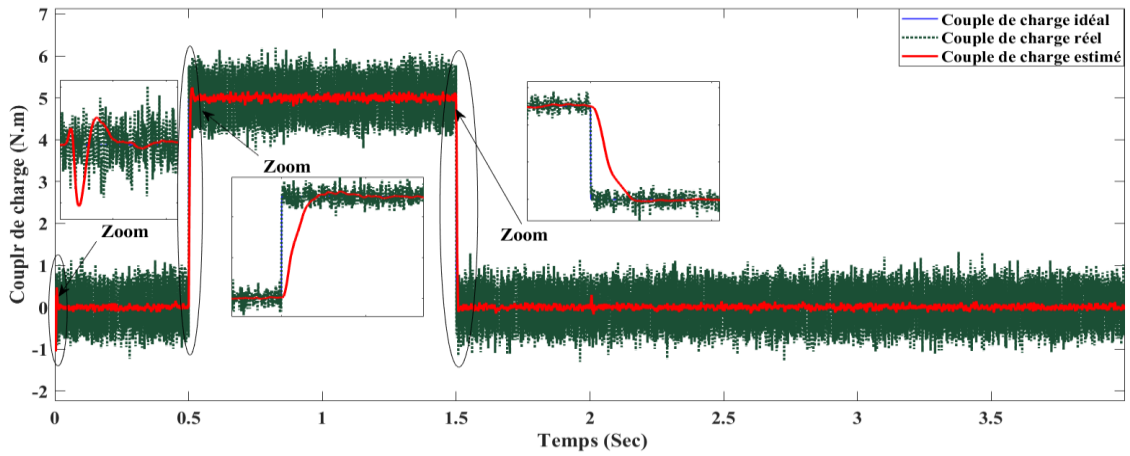
(b)



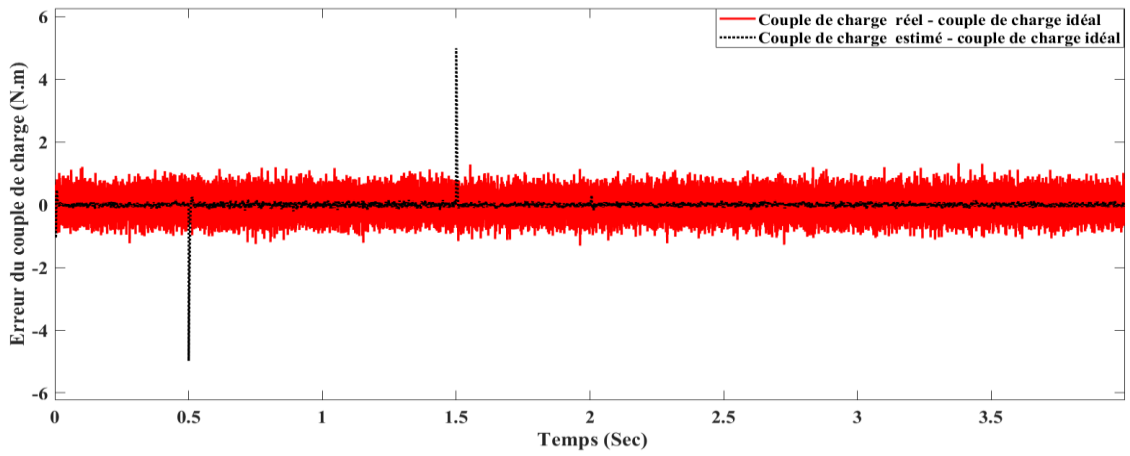
(c)



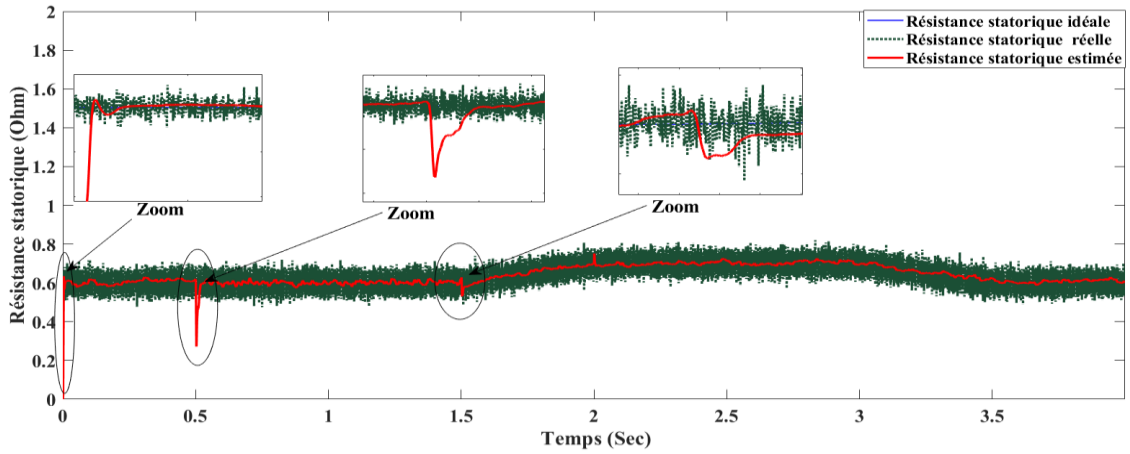
(d)



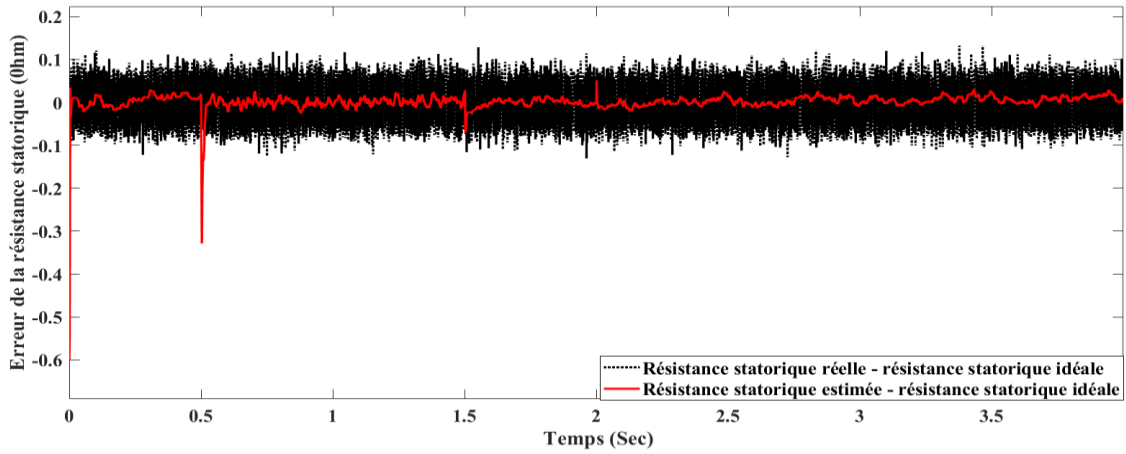
(e)



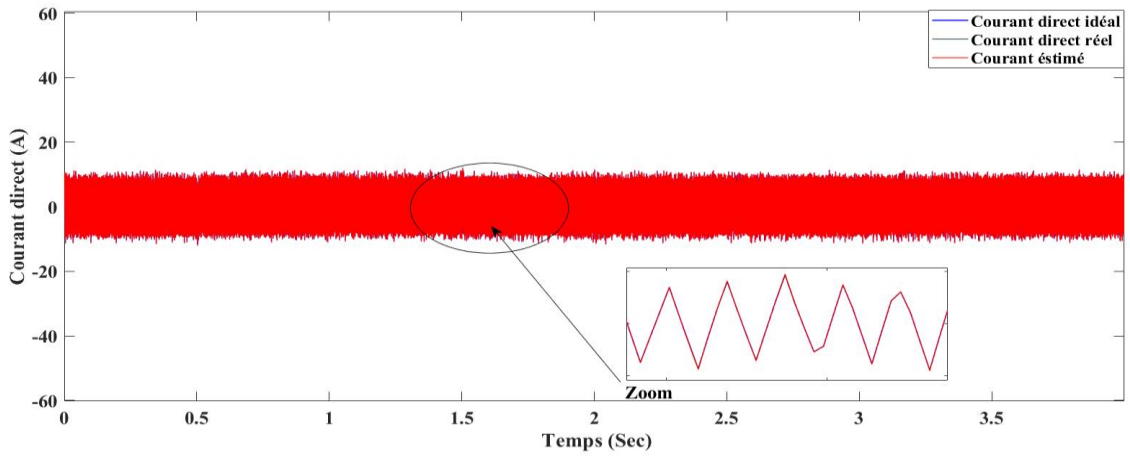
(f)



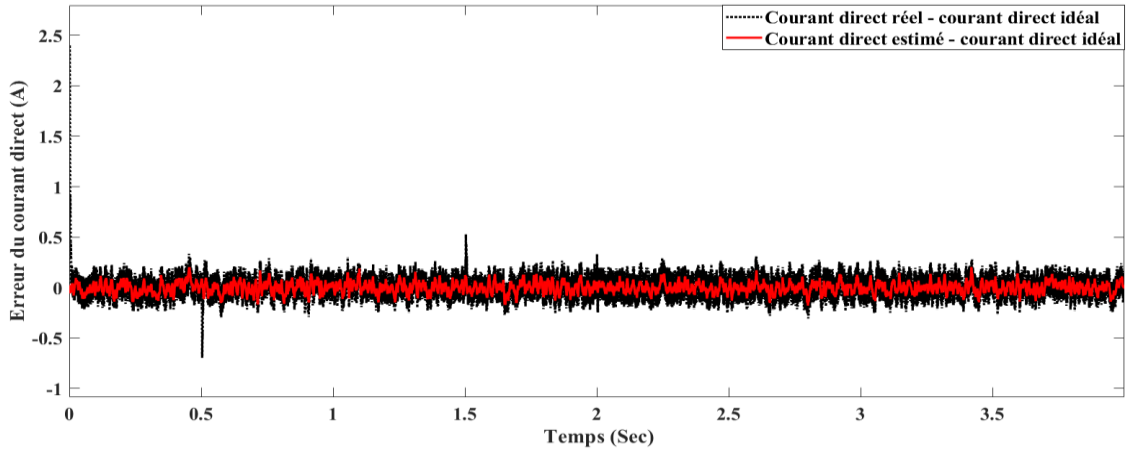
(g)



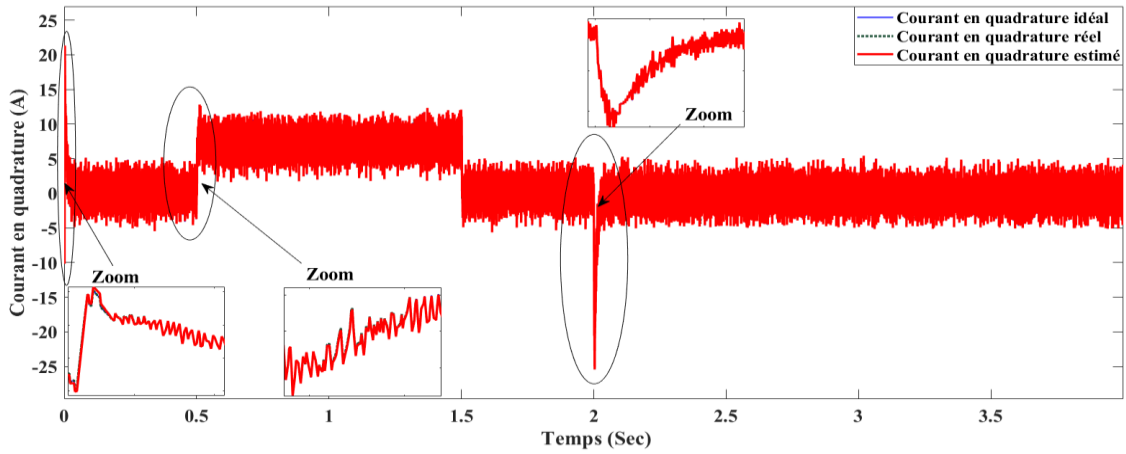
(h)



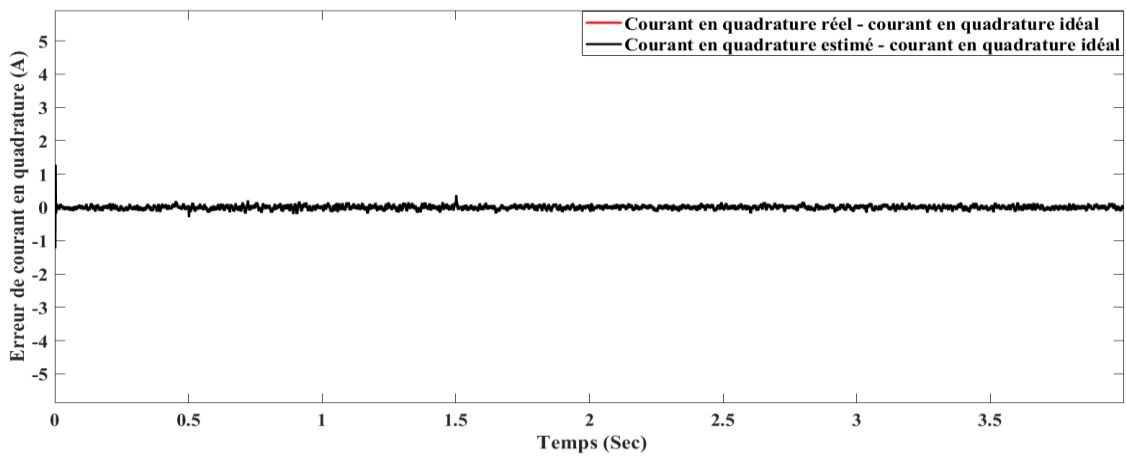
(i)



(j)



(k)



(l)

Fig. V.6. Résultats de simulation obtenus par BBO-PI -FKE (arrangement 3, étape 2)

V.4. Comparaison des résultats

Dans le but d'évaluer les différentes approches de commande vues dans ce chapitre et afin d'apprécier la supériorité des algorithmes BBO, une brève étude comparative sera présentée dans ce qui suit.

Dans notre étude nous avons choisie de minimiser l'erreur e entre la vitesse réelle et la vitesse estimée de la machine selon le critère suivant (MSE) :

En comparant les tableaux (V.1), ((V.2), (V.3) et (V.4), nous en déduisons que l'optimisation BBO donne des résultats d'estimation supérieurs par rapport aux autres méthodes essais-erreur, AG et PSO, ce qui confirme la grande efficacité de l'optimisation biogéographique. Cette comparaison est clairement visible dans le tableau (V.5) où nous collectons toutes les meilleures MSE de toutes les méthodes utilisées (arrangement 3, étape 2), Nous présentons dans ce tableau l'MSE relatif de la vitesse de rotation pour les quatre méthodes tel que (Q , R et PI essais-erreur) ; (Q , R et PI auto-ajustable avec AG) ; (Q , R et PI auto-ajustable avec PSO) ; (Q , R et PI auto-ajustable avec BBO).

Pour évaluer la robustesse et la qualité d'estimation de la méthode, nous réalisons trois scénarios : **(1)** variation de la vitesse de rotation du 750 tr/min à -750 tr/min à $t=2 \text{ sec}$. **(2)** Modification du couple résistant, nous appliquons un couple résistant de 5 N.m au temps $t=0.5 \text{ sec}$ puis le retirons au temps $t=1.5 \text{ sec}$. **(3)** A l'instant $t=1.5 \text{ sec}$, on augmente progressivement la résistance statorique de sa valeur nominale $R_s=0,6 \text{ Ohm}$ à $R_s=0,7 \text{ Ohm}$, puis à l'instant $t=3 \text{ sec}$ on la diminue progressivement jusqu'à sa valeur nominale à $t=3,5 \text{ sec}$.

Dans ces trois scénarios, on note que

Les figures (V.6.a) à (V.6.l), expose les résultats de simulation issus de cette application.

La figure (V.6.a), présente la vitesse de rotation idéale, réelle et estimé de la MSAP, et comme nous voyons la performance du système sous la présence des variations paramétriques et les perturbations externes est satisfaisante (voir les segments zoomés) dans les deux régimes transitoire et permanent.

La figure (V.6.c) concernant l'angle de position suit bien Ça valeur réelle.

La figure (V.6.e) du couple résistant et la figure (V.6.g) de la résistance statorique suivent très bien leurs valeurs réelles.

La figure (V.6.i) du courant direct et la figure (V.6.k) du courant en quadrature suivent très bien leurs valeurs réelles,

Les figures (V.6.b), (V.6.d), (V.6.f), (V.6.h), (V.6.j) et (V.6.l) des erreurs des estimations de toutes les grandeurs tels que la vitesse du rotor, la position angulaire, le couple de charge, la résistance statorique et les courants statoriques restent dans des plages acceptables.

V.5. Conclusion

Dans ce chapitre, quatre techniques d'optimisation ont été utilisé tel que la méthode essais-erreur, l'algorithme génétique, optimisation par essaim de particule et l'optimisation basé sur la biogéographie ont été utilisées et exploité pour l'optimisation des paramètres PI-FKE. Pour les trois types d'algorithmes d'optimisation utilisés, les résultats de simulation ont montré que les performances de la MSAP par la technique PI-FKE-BBO est plus efficace par rapport à la technique (PI-FKE) essais erreur, (AG-PI-FKE) et (PSO-PI-FKE) en termes de rapidité, de suivi de la vitesse de référence, de rejet des perturbations et la variation de la résistance statorique. Les résultats des simulations montrent une amélioration de la réduction des erreurs en régime transitoire et permanent et une performance satisfaisante. De plus, l'efficacité des algorithmes proposés est évaluée et justifiée à partir l'indices de performance MSE. Cet algorithme (BBO) convient donc aux applications nécessitant une grande précision de suivi lorsque des perturbations externes se produisent.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans cette thèse nous avons considéré le problème de l'optimisation méta heuristique des paramètres du filtre de Kalman étendu ainsi que l'optimisation des régulateurs PI pour les systèmes non linéaires et spécifiquement la machine synchrone à aimant permanent MSAP.

Le manuscrit a été constitué de deux axes de recherche essentiels :

Le premier axe concerne une approche combinant le filtre de Kalman étendu avec l'algorithme BBO pour accomplir une estimation précise de haute performance du vecteur d'état.

Le deuxième axe concerne la combinaison du filtre de Kalman étendu, l'algorithme BBO et la commande vectorielle de la vitesse avec un PI pour estimer et commander la MSAP.

La technique BBO a été utilisée pour l'optimisation des paramètres Q et R du filtre de Kalman étendu ainsi que les paramètres du régulateur de vitesse PI.

Le vecteur d'état considéré est constitué de quelques composantes variables telles que la vitesse du rotor, la position, le couple de charge et les courants statoriques et d'une composante paramétrique qui est la résistance statorique. L'optimisation proposée a permis aux matrices de covariance Q et R (dont dépend de manière critique les performances du FKE) et aux paramètres du régulateur PI de la commande de vitesse, d'être sélectionnées de manière appropriée. L'étude en simulation et les résultats ont montré que les estimations obtenues du vecteur d'état sont plus précises que celles obtenues par leurs homologues GA et PSO (d'excellentes performances ont été obtenues avec le BBO). Les résultats de simulation ont aussi confirmé que les performances de l'approche d'optimisation BBO avec la commande vectorielle et avec l'estimateur de Kalman étaient toujours meilleures que celles utilisant les AG et les PSO.

Comme perspectives de ce travail nous proposons la considération d'autres alternatives ou variantes du filtre de Kalman étendu à titre d'exemple le filtre de Kalman (unscented Kalman filter), Filtre de Kalman d'ensemble EnKF, et filtre particulière. Nous proposons aussi l'utilisation des techniques du machine learning pour l'apprentissage approfondi de ces filtres (deep learning).