

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE : TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT : GENIE ELECTRIQUE

N° : CSE-254



DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIES

FILIERE : Electrotechnique

OPTION : COMMANDE DES
SYSTEMES ELECTRIQUES

MEMOIRE DE FIN D'ETUDE EN VUE DE L'OBTENTION DU
DIPLOME DE MASTER

Présenté par :

HAMANI Samir

BAKOUR Abd elbasset

THEME

**Ajustement Optimal des paramètres du filtre de
Kalman étendu en vue d'estimation d'état d'une
machine synchrone à aimants permanents**

Soutenu le 20 /05 / 2017. Devant le jury composé de :

OUBABAS Hocine	UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA	Président
LAAMARI Yahia	UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA	Encadreur
BARKAT Saïd	UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA	Examineur

ANNEE UNIVERSITAIRE : 2016 / 2017

Remerciements

Nous remercions avant tous ALLAH pour son aide, ses innombrables dons, ALLAH qui nous a donné la force, la volonté et le moral pour accomplir nos études en Master Génie-Electrique.

Nous remercions notre encadreur Mr. LAAMARI Yahia, pour ses remarques et conseils qui nous ont beaucoup aidés.

Nous remercions aussi tous les membres du jury qui nous ont fait l'honneur de participer à l'évaluation de ce travail.

Et enfin, nos remerciements vont également à tous les enseignants de notre département et aux étudiants de notre promotion (2017), qui nous ont aidés de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A ma chère mère et mon cher père,

A mes chers frères et sœur,

A toute ma famille,

A tous mes amis, surtout : Mouloud, Ammar, Lakhdar,

Ilyas et Abd-elwahhab

A tous les enseignants de département de Génie-Electrique

en particulier :

Mrs: BARKAT Said, Djalal- Eddine KHODJA &

LAAMARI Yahia.

HAMANI Samir

Dédicaces

Je Dédie ce Travail à :

Ma Mère,

Mes Frères, Surtout Moustapha

Tous mes amis sans exception.

A tout ma famille Bakour sans exception.

A tous mes amis particulièrement : Achraf, B, hicham,

ch, Menad, M, Nabil, B, Moustapha, L, Brahim, Z,

Et Tous Les Etudiants De La Promotion 2017

À toute Personne Qui m'a aidé de Prés ou De Loin à

Rendre Agréable Mon Séjour à Msila

Bakour, Abdelbasset

Sommaire

Sommaire	I
Liste des figures	III
Table de nomenclature	V
Annexe	VII
Introduction générale	1

Chapitre I: MODELISATION DE LA MSAP

I.1. Introduction	3
I.2. Principe de Fonctionnement de la MSAP	4
I.3. Avantages et inconvénients des MSAP	4
I.3.1. Avantages	4
I.3.2. Inconvénients	5
I.4. Domaines d'applications des MSAP	5
I.5. Modélisation de la machine synchrone à aimants permanents	6
I.5.1.1. Hypothèses simplificatrices	6
I.5.1.2. Structure générale d'une MSAP	6
I.5.2. Mise en équation de la machine	7
I.5.3. Transformation de PARK	8
I.5.4. Equations électriques dans le référentiel de PARK :	9
I.5.6. Equation mécanique	10
I.11.5. Equations d'état de la MSAP	10
I.6. Résultat de simulation	11
I.7. Conclusion	13

Chapitre II : LE FILTRE DE KALMAN ETENDU

II.1. Introduction	14
II.1.1. L'estimateur	14
II.1.2. Les observateurs	15
II.1.2.1. Les observateurs déterministes	15
II.1.2.2. Les observateurs stochastiques	15
II.1.3. Principe de fonctionnement de l'observateur	15
II.2. Classification des observateurs	16
II.2.1. Observateurs pour les systèmes linéaires	16
II.2.2. Observateur de Luenberger	16
II.2.3. Le filtre de KALMAN	17
II.2.4. Mise en équations du filtre de Kalman	18
II.2.4.1. Le bruit d'état	19
II.2.4.1. Bruit de mesure	19
II.2.5. filtre de Kalman étendu	24
II.3. Résultats de simulation	26
II.4. Conclusion	27

Chapitre III : LES METHODES D'OPTIMISATION

III.1. Introduction	28
III.2. Principe de l'optimisation	28
III.3. Classification des méthodes d'optimisations	29
III.3.1. Méthodes d'optimisations déterministes	29
III.3.2. Méthodes d'optimisations stochastiques	30

III.4. La méthode d'optimisation PSO -----	30
III.4.1. Introduction -----	30
III.4.2. Présentation de la méthode -----	32
III.4.2.1. Formalisation mathématique -----	34
III.4.2.2. Configuration de la méthode -----	34
III.5. Algorithmes génétiques AG-----	38
III.5.1. Introduction -----	38
III.5.2. Principe de fonctionnement-----	39
III.5.2.1. Caractéristiques principales -----	40
III.5.3. Domaines d'applications -----	40
III.6. Conclusion-----	43

Chapitre IV : APPLICATION DU FKE OPTIMISE A L'ESTIMATION DES ETATS DE LA MSAP

IV.1. Introduction -----	44
IV.2. Estimation des états de la machine -----	44
IV.2.1. Le modèle d'état étendu de la MSAP -----	44
IV.2.2. Discrétisation du modèle étendu de la MSAP -----	45
IV.2.3 Simulation du modèle discret de la MSAP avec FKE -----	46
IV.2.3. Réglage des matrices de covariance Q et R -----	46
IV.2.4. Détermination de la matrice F et H-----	47
IV.2.5. Implantation de l'algorithme du FKE discret -----	47
IV.3. Résultats de simulation -----	48
IV.4. Conclusion -----	52
Conclusion générale -----	53
Bibliographie -----	54

Liste des figures

	Page
Figure I.1 Composants essentiels d'un moteur MSAP	3
Figure I.2 Principe de Fonctionnement de La MSAP.....	4
Figure I.3 Schéma de la MSAP	6
Figure I.4 Les caractéristiques dynamiques de la MSAP à vide	11
Figure I.5 Les Caractéristiques dynamiques de la MSAP en charge ($C_r = 0.05 \text{N.m}$)	12
Figure II.1 la structure générale de l'estimateur	14
Figure II.2 Schéma fonctionnel d'un observateur d'état.....	15
Figure II.3 Structure de l'observateur de Luenberger	17
Figure II.4 Schéma bloc d'un filtre de Kalman discret	18
Figure II.5 Principe d'un filtre de Kalman étendu	24
Figure II.6 Evolution des grandeurs de la MSAP réelles et estimées pour un fonctionnement à vide puis en charge ($C_r = 0.05 \text{N.m}$)) avec ($r = 1e-1$ et $q = 1e-3$) $Q = q * \text{eye}(3)$ et $R = r * \text{eye}(2)$	26
Figure III.1 Principe d'optimisation	28
Figure III.2 Classification des méthodes d'optimisation	29
Figure III.3 Principe de la méthode PSO	31
Figure III.4 Principe de l'algorithme PSO	33
Figure III.5 Trois topologies du voisinage: (a) anneau (avec $n=2$), (b) rayon, (c) étoile... 35	
Figure III.6 Schéma vectoriel de déplacement d'une particule	38
Figure III.7 Fonction de Rastrigin :	39
Figure III.8 Convergence de la fonction objectif vers l'optimum global (AG).....	39
Figure III.9 Convergence de la fonction objective vers l'optimum global (PSO).....	40
Figure III.10 Organigramme des Algorithmes génétiques	43
Figure IV.1 Schéma bloc d'optimisation des paramètres offline du FKE par PSO.....	47
Figure IV.2 La Structure globale du FKE	48
Figure IV.3 Convergence de la fonction objectif (MSE) pour le cas de 10 itérations (Méthode PSO-EKF avec $C_1=2$, $C_2=2$ et $w=0.8$).....	49
Figure IV.4 Evolution des grandeurs de la MSAP réelles et estimées pour un fonctionnement à vide ($C_r = 0$)) cas de 5 itérations avec ($r = 1e-1$ et $q = 1e-3$).....	49
Figure IV.5 Evolution des grandeurs de la MSAP réelles et estimées pour un fonctionnement à vide puis en charge ($C_r = 0.05 \text{N.m}$ appliqué entre $t=1$ et 1.6s) cas de 5 itérations avec $r = 1e-$ 1 ; $q = 1e-3$).....	50

Liste des figures

Figure IV.6 Evolution des grandeurs électromécaniques réels et estimés de la MSAP obtenus par FKE optimisé par la méthode PSO (cas de 10 itérations avec $C1=2$, $C2=2$ et $w=0.8$).....	50
Figure IV.7 Evolution des grandeurs électromécaniques réels et estimés de la MSAP obtenus par FKE optimisé par la méthode PSO (cas de 20 itérations avec $C1=2$, $C2=2$ et $w=0.8$).....	51
Figure IV.8 Evolution de grandeurs électromécaniques réelles et estimés de la MSAP obtenus par FKE optimisé par la technique des AGs (cas de 20 itérations).....	52

Table de nomenclature

Symboles

U, V: Tension [V]

I, i: Courant [A]

φ : Flux [Wb]

C_r : Couple résistant (charge) [N.m]

C_d : Couple de démarrage [N.m]

C_n : Couple nominal [N.m]

C_{em} : Couple électromagnétique délivré par le moteur, [N.m]

$P(\theta)$, $P^{-1}(\theta)$: Matrices de passage direct et inverse

θ : Angle entre le stator et le rotor. [rad]

R_s , R_r : Matrices diagonales des résistances statoriques et rotoriques [Ω]

L_s : l'inductance propre d'une phase statorique. [H]

L_r : l'inductance propre d'une phase rotorique. [H]

M_s : l'inductance mutuelle entre deux phases statoriques. [H]

M_r : l'inductance mutuelle entre deux phases rotoriques. [H]

M_{sr} : l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique [H]

J: Moment d'inertie du rotor, [hg ;m²]

Ω : Vitesse angulaire mécanique du rotor, [rad/s]

f_r : Coefficient de frottement visqueux, [Nm.s.rad⁻¹]

f: fréquence [Hz]

Indices

s, r Indices stator et rotor, respectivement

a, b, c Axes liés aux enroulements triphasés.

d, q Axes de référentiel de Park.

p Nombre de pair de pôles

ω_r Vitesse angulaire électrique du rotor.

X Vecteur d'état

Y Vecteur de sortie

A Matrice d'évolution d'état du système

Table de nomenclature

B	Matrice de commande (d'entrée)
U	Vecteur de commande
C	Matrice d'observation
V_s	Valeur efficace de tension.
\hat{x}, \hat{y}	Vecteur d'état estimé
y_m	Vecteur des états mesurés
ε	L'erreur d'observation
w, v	Bruits d'état et de mesure
Q, R	Matrices de covariance des bruits d'état et de mesure
K	Le gain du FKE
h	Période d'échantillonnage
X_0	Vecteur d'état initial du système
P	Matrice de covariance d'état

Abréviations

FKE: filtre de Kalman étendu.

PSO : Optimisation d'essaim de particules

AG: Algorithmes génétiques.

MSAP : Machine synchrone à aimants permanents

Introduction Générale



Introduction Générale

L'énergie devrait être considérée comme toute autre matière première précieuse nécessaire à la bonne marche d'une entreprise et non pas comme une dépense générale et de maintenance de l'entreprise. Pendant plusieurs années, l'industrie a utilisé le moteur à courant continu (MCC) offrant le principal avantage, d'être facile à commander grâce au découplage naturel du flux et du couple. Cependant, le moteur synchrone à aimants permanents occupe de nos jours, une place importante dans l'industrie. En effet, il présente par rapport au MCC, l'avantage d'avoir de meilleures performances (en termes de couple massique, par exemple) et de ne pas avoir de collecteur mécanique (ce collecteur pose des problèmes d'entretien et de comportement dans les environnements difficiles) et en outre, un prix d'achat relativement intéressant, etc. [1].

Alors, ces dernières années, les machines synchrones à aimants permanents sont devenues les nouveaux actionneurs de l'industrie [2]. Le terme 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, ainsi pour obtenir un tel fonctionnement, le champ magnétique rotorique est généré soit par des aimants, soit par un circuit d'excitation. La position du champ magnétique rotorique est alors fixe par rapport au rotor, ce qui impose en fonctionnement normal une vitesse de rotation identique entre le rotor et le champ tournant statorique [6]. Cette famille de machine regroupe en fait plusieurs sous familles, qui vont de l'alternateur de plusieurs centaines de mégawatts au moteur de quelques watts, en passant par les moteurs pas à pas. Il existe trois grandes familles de rotor, ayant pour rôle de générer le champ d'induction rotorique. Les rotors bobinés à pôles lisses, les rotors bobinés à pôles saillants ainsi que les rotors à aimants [1].

Les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) sont des machines à courant alternatif autopilotées, la caractéristique essentielle de ces machines est que leurs vitesses de rotation sont l'image exacte de la fréquence d'alimentation. Les MSAP sont souvent utilisées dans de nombreuses applications haute performance car ils offrent une grande souplesse de contrôle [1], et connue par sa robustesse qui permet de créer des commandes de vitesse et de couple avec précision et des performances dynamiques très intéressantes (actionneurs de robotiques, servomoteurs, entraînement à vitesse variable...etc.).

Les performances de ces commandes dépendent de la précision de l'information de la position du rotor. Celle-ci est obtenue dans la plupart des cas, à partir de la connaissance de la vitesse de rotation par l'intermédiaire d'un capteur. Or ces capteurs, nécessitent une place pour leur installation et ils ont des difficultés liées à leur montage. En plus, ils sont sensibles également aux vibrations de l'arbre et leurs signaux sont soumis aux perturbations électromagnétiques. En effet, pour les applications de forte puissance, ce n'est pas leur coût qui pose des problèmes, mais plutôt leurs limitations mécaniques. Pour

toutes ces raisons et avec le progrès des calculateurs numériques, il y a tendance actuellement de remplacer ces capteurs par des estimateurs qui transforment les signaux de courants et de tensions en information concernant d'autres variables du moteur telles que le flux et la vitesse.

Parmi ces techniques d'estimation on cite particulièrement le filtre de Kalman étendu (FKE) qui représente une méthode très puissante utilisée dans divers domaines d'automatique et de traitement du signal. En effet, la supériorité FKE réside dans le fait qu'il traite les systèmes stochastiques non linéaires tel est le cas du MSAP.

L'objectif principal de notre présent travail porte d'une part sur l'application du filtre de Kalman étendu (EKF) pour l'estimation du vecteur d'état de la MSAP. D'autre part, nous envisageons également à optimiser le réglage des matrices de covariance du FKE par quelques méthodes d'optimisation récentes à savoir l'optimisation par essaim de particules (PSO) et la technique des algorithmes génétiques (AGs).

Pour la réalisation de ce travail nous avons adopté le plan suivant :

- Dans le premier chapitre, on commence d'abord par la modélisation de la MSAP. Celle-ci, donne de manière très explicite le modèle mathématique (équations électriques et mécaniques), dans son référentiel triphasé, puis nous réduisons l'ordre du système par une transformation dite de Park, dans un nouveau référentiel biphasé imaginaire.

- Dans le deuxième chapitre, sera présenté les observateurs déterministes et stochastiques, avec une attention particulière donnée aux filtres de Kalman (standard et étendu).

- Les différentes techniques d'optimisation utilisées pour le paramétrage des matrices de covariances des bruits du filtre de Kalman à savoir la technique PSO (Particle Swarm Optimization) et les algorithmes génétiques font l'objet du chapitre III.

- Le dernier chapitre sera consacré à l'application de ces différentes techniques d'optimisation des paramètres du FKE associé à la MSAP en vue de réaliser une estimation d'état robuste et fiable.

En fin, nous terminerons notre mémoire par une conclusion générale, dont nous rappelons les résultats auxquels nous avons abouti suivi de commentaires et quelques perspectives qui pourront faire suite à notre travail.

Chapitre I

*MODELISATION DE LA
MACHINE SYNCHRONNE A
AIMANTS PERMANENTS*

MODELISATION DE LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS PERMANENTS

I.1. Introduction

On dit qu'on peut modéliser un processus physique, si on est capable de prédire quel est son comportement (sortie) lorsqu'on le soumet à une sollicitation (entrée) connue.

Le problème de modélisation se pose lorsque l'ingénieur doit prendre une décision au sujet d'un phénomène dont il ne connaît le comportement qu'à partir des données expérimentales.

Dans certains cas, la connaissance fondamentale des phénomènes en question nous permet de proposer un modèle mathématique bien précis, déterministe que l'on nomme modèle de connaissance.

Pour des raisons de commodité pratique, le modèle sera mathématique afin d'être simulé sur ordinateur numérique. On cherche donc une relation mathématique qui lie les variables d'entrée et celles de sortie. Cette relation mathématique prend une certaine forme qui définit la structure du modèle. Elle fait intervenir des paramètres dont, en général, on ignore à priori les valeurs numériques.

La modélisation d'une machine électrique est une phase primordiale dans son étude. Les progrès de l'informatique et du génie des logiciels permettent de réaliser des modélisations performantes et d'envisager l'optimisation des machines électriques. Ainsi la modélisation permet de guider les développements par une quantification des phénomènes. En outre, elle est d'un appoint précieux en permettant d'une part, de restituer une image de ce que l'on peut observer expérimentalement, et d'autre part de prévoir des comportements de la machine plus variés que ceux de l'observation expérimentale.

Pour obtenir le modèle d'un système trois tâches doivent être accomplies : choisir le modèle, déterminer ses paramètres et en fin vérifier sa validité.

Dans ce chapitre, nous étudions la modélisation de la machine synchrone à aimants permanents, en utilisant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices, afin d'obtenir un modèle simple pour la simulation numérique.

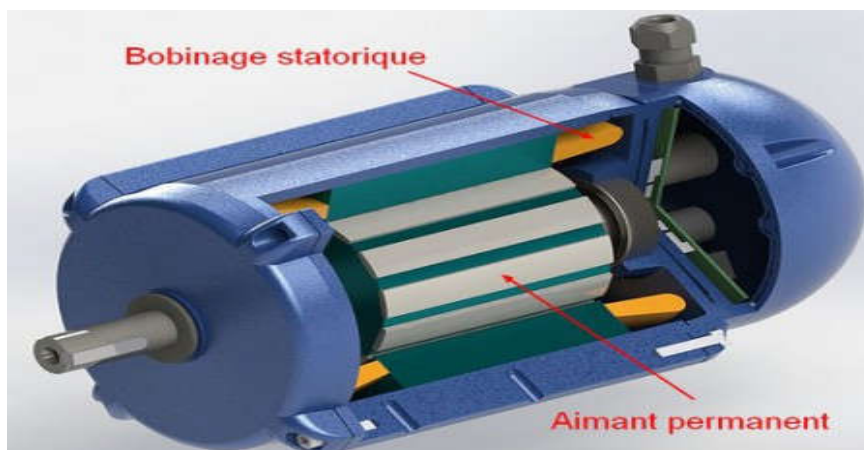


Figure I.1 : Composants essentiels d'un moteur MSAP [8].

I.2. Principe de Fonctionnement de la MSAP

La machine synchrone à aimants permanents (MSAP) considérée dans notre étude comporte un stator et un rotor de constitution symétrique avec p paires de pôles. Les enroulements statoriques sont connectés en étoile à neutre isolé. L'excitation rotorique est créée par des aimants permanents au rotor. Ces aimants sont supposés rigides et de perméabilité voisine de celle de l'air.

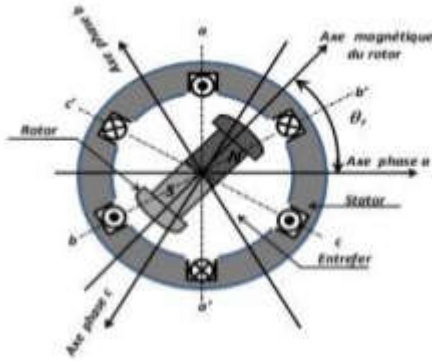


Figure I.2: Principe de fonctionnement de La MSAP [8].

Le fonctionnement de la machine synchrone à aimants permanents est beaucoup plus simple que celui du moteur à courant continu : Les bobines (phases) du stator sont reliées à une source triphasée de tensions sinusoïdales. La superposition des trois flux magnétiques par les trois bobines du stator produit un flux magnétique sinusoïdal tournant à la fréquence de la source de tension. Ce flux magnétique tournant interagit avec le flux de rotor dans l'entrefer qui sépare le stator du rotor et crée ainsi une force électromagnétique. Cette force se traduit par la rotation du rotor. La vitesse de rotation du rotor est proportionnelle à la fréquence de la source de tension.

I.3. Les avantages et les inconvénients des MSAP

I.3.1. Avantages

- Puissances massives importantes et élevées,
- Absence de contacts glissants,
- Pas des pertes résistives au rotor ; ce qui facilite l'évaluation de la chaleur due aux pertes dans la machine. Ainsi, il y a suppression d'équipement de refroidissement au rotor.
- Suppression des bagues et des ballait, ce qui réduit les problèmes de maintenance.
- Possibilité de supporter des surcharges transitoires importantes et un bon comportement dynamique en accélération et en freinage.
- Grande fiabilité.
- Fonctionnement en survitesse.
-

I.3.2. Inconvénients

- Dans le moteur synchrone à aimants permanents le commutateur mécanique du moteur à courant continu est remplacé par un commutateur électronique, ce qui a pour effet de rendre le contrôle de ce moteur plus complexe et coûteux que celui d'un moteur à courant continu.

- Un désavantage du moteur synchrone est la présence de pulsations de couple. Selon la méthode de commutation utilisée, le moteur synchrone est plus ou moins sujet à ce phénomène. La commutation sinusoïdale d'un contrôleur complexe et de capteur de courant sophistiqué (coûteux), la commutation trapézoïdale, permet d'utiliser un contrôleur et des capteurs de courant plus simples et moins coûteux (exemple : capteur à effet hall), mais implique la présence de fortes pulsations de couple,

- La présence d'aimants permanents majore le prix des moteurs synchrones, notamment dans le cas de l'utilisation d'aimants de type terre rare, ces aimants présentent de très grandes qualités (champs coercitif, tenue en chaleur, etc.) Par rapport aux aimants « ferrites » mais ont un prix aussi beaucoup plus élevé,

- Risque de dés aimantation (irréversible) : limite de température maximale, courant maximum de fluxage impossible dans les machines à courant continu, possible dans les machines synchrones par contrôle de l'angle d'autopilotage

- Pertes par courants de Foucault dans les aimants.

- Le contrôle basé sur une commutation électronique augmente la complexité et donc le prix du contrôleur et du variateur. Cela s'ajoute le coût des capteurs supplémentaires nécessaires à la boucle du courant [2].

I.4. Domaines d'applications des MSAP

C'est ainsi que le moteur synchrone peut être très utile dans de nombreuses applications, comme :

- Les équipements domestiques (machine à laver le linge).
- Les automobiles.
- Les équipements de soins médicaux et de santé (fraise de dentiste).
- Les équipements de technologie de l'information (DVD drives).
- Les outils électriques, jouets, système de vision et ses équipements.
- Les applications robotiques.
- La production d'électricité.
- La propulsion des véhicules électriques et la propulsion des sous-marins.
- Les machines-outils, les servomoteurs.
- Les applications de l'énergie de l'éolienne.

I.5. Modélisation de la machine synchrone à aimants permanents

La machine utilisée pour notre étude est un moteur à distribution sinusoïdale qui se distingue par :

- L'absence des amortisseurs, donc seuls les enroulements d'induit sont parcourus par des courants.
- En raison de l'absence des pièces polaires, cette machine a une structure à pôles lisses, dont les aimants sont de type terre rares (SmCo, NdFeBr).
- L'absence de tout dispositif auxiliaire au niveau de l'inducteur constitué par l'aimant Permanent (flux d'excitation constant).

Hypothèses simplificatrices

Dans cette modélisation, nous prenons en considération les hypothèses suivantes :

- L'absence de saturation dans le circuit magnétique.
- La distribution sinusoïdale de le F.M.M créée par les enroulements du stator.
- L'hystérésis est négligée avec les courants de Foucault et l'effet de peau.
- L'effet d'encoche est négligeable.
- La résistance des enroulements ne varie pas avec la température [11].

Structure générale d'une MSAP

La structure générale d'une machine synchrone bipolaire à aimants permanents est présentée par la figure suivante [2] :

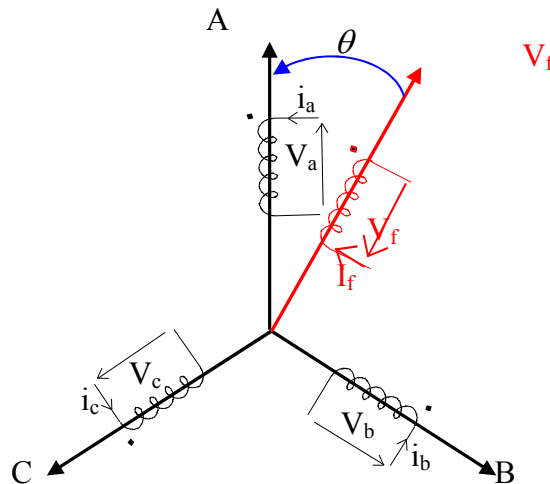


Figure I.3: Schéma de la MSAP [9].

Le stator comporte trois phases a, b et c identiques et décalées l'une par rapport à l'autre par un angle électrique de $\left(\frac{2\pi}{3}\right)$, par contre le rotor comprend deux axes caractérisés par :

- Un axe d'aimantation rotorique longitudinale (d)
- Un axe en quadrature (q), déphase de $\left(\frac{\pi}{2}\right)$ par rapport à l'axe (d)
- La position du rotor est repérée par l'angle électrique

$$\theta = \theta_0 + \omega t \tag{I.1}$$

θ_0 : L'angle électrique initial ω : La pulsation des grandeurs électriques.

I.5.1. Mise en équations de la machine

La Figure (I.3) représente schématiquement la MSAP considérée. Avec les hypothèses précédentes, les équations relatives au stator et au rotor dans le cas d'une MSAP s'écrivent :

$$\begin{cases} [V] = [R_s][i] + \frac{d[\varphi]}{dt} \\ [\varphi] = [L_s][i] + \varphi_r \end{cases} \quad (I.2)$$

Tel que :

$[V] = [V_a, V_b, V_c]^T$: vecteur tension statorique.

$[i] = [i_a, i_b, i_c]^T$: vecteur courant statorique.

$[\varphi] = [\varphi_a, \varphi_b, \varphi_c]^T$: Vecteur de flux

R_s : Résistance d'une phase statorique;

$[R_s] = R_s [I]$ où $[I]$: est une matrice identité ;

R_s : Résistance de phase statorique. Donc le système (I.2) précédent peut être écrit:

$$\begin{cases} V_a = R_s i_a + \frac{d[\varphi_a]}{dt} \\ V_b = R_s i_b + \frac{d[\varphi_b]}{dt} \\ V_c = R_s i_c + \frac{d[\varphi_c]}{dt} \end{cases} \quad (I.3)$$

On ajoute l'équation mécanique qui s'écrit :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = (C_{em} - C_f - C_r) \quad (I.4)$$

$$C_f = f_c \Omega \quad (I.5)$$

Avec : $\Omega = \frac{\omega_r}{p}$: vitesse de rotation de la machine.

C_r : Couple résistant

C_{em} : Couple électromagnétique.

C_f : Couple de frottement.

J : moment d'inertie des parties tournantes de la machine.

p : nombre de paires de pôles.

ω_r : Vitesse électrique du rotor.

f_c : Coefficient des frottements visqueux.

I.5.2. Transformation de PARK

On fait des changements de variables qui réduisent la complexité de ce système. Dans les machines électriques triphasées, ce changement de variable consiste à transformer les trois enroulements relatifs aux trois phases à des enroulements orthogonaux (d, q), tournant à une vitesse ω_r .

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

$$[F_{dq0}] = [A][F_{abc}] \quad (I.6)$$

Avec :

$$A = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta - \frac{4\pi}{3} \right) \\ \sin \theta & \sin \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\theta - \frac{4\pi}{3} \right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (I.7)$$

Le facteur (2/3) est choisi de façon à ce que la matrice A soit orthogonale ce qui facilite le calcul de la matrice inverse.

Alors A^{-1} devient comme suit :

$$A^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 1 \\ \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & 1 \\ \cos \left(\theta - \frac{4\pi}{3} \right) & \sin \left(\theta - \frac{4\pi}{3} \right) & 1 \end{bmatrix} \quad (I.8)$$

L'angle θ est défini comme suit : $\theta(t) = \int_a^t \omega(t) dt$

Tel que :

θ : Angle entre l'axe magnétique (a) et l'axe longitudinal (d) .

ω : Vitesse de rotation du référentiel choisi.

Selon le choix de ω , on distingue Les différents cas de position de repère :

- **Référentiel lié au stator**

Tant que le stator est fixe, la vitesse du repère de PARK est :

$$\omega_{\theta} = \omega_s = 0 \quad (I.9)$$

- **Référentiel lié au rotor**

Dans ce cas la vitesse du repère (d, q) est celle du rotor c'est à dire ω_r :

$$\omega_{\theta} = \omega_r \quad (I.10)$$

- **Référentiel lié au champ tournant**

La vitesse du repère de PARK est celle du champ tournant :

$$\omega_{\theta} = \omega \quad (I.11)$$

ω : Pulsation de l'alimentation

I.5.3. Equations électriques dans le référentiel de PARK :

En faisant l'hypothèse que toutes les grandeurs homopolaires sont nulles, le passage du système triphasé au système (d, q) lié au rotor se fait en utilisant la transformation de Park.

$$[V_{dqo}] = [A][V_{abc}] \quad (I.12)$$

$$\begin{bmatrix} V_d \\ V_q \\ V_o \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta - \frac{4\pi}{3} \right) \\ \sin \theta & \sin \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\theta - \frac{4\pi}{3} \right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} \quad (I.13)$$

Après un long calcul, on trouve :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_S i_{ds} + \frac{d\varphi_d}{dt} - \omega_r \varphi_q \\ V_{qs} = R_S i_{qs} + \frac{d\varphi_q}{dt} + \omega_r \varphi_d \end{cases} \quad (I.14)$$

I.5.4. Equations électromagnétiques :

Le flux total qui traverse chaque bobine du stator peut être décomposé en flux propre de la même bobine et des flux mutuels provenant des autres bobines. Les flux sont donnés dans le système (a, b, c) par :

$$\begin{bmatrix} \varphi_a \\ \varphi_b \\ \varphi_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sc} & 0 \\ 0 & 0 & L_{sc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \varphi_f \begin{bmatrix} \sin \theta \\ \sin \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) \\ \sin \left(\theta - \frac{4\pi}{3} \right) \end{bmatrix} \quad (I.15)$$

L_{sc} : Inductance cyclique principale

Ou passons au système (d, q) :

$$[\varphi_{dqo}] = [A][\varphi_{abc}] \quad (I.16)$$

Après calculs, nous obtenons :

$$\begin{cases} \varphi_d = L_d i_{ds} + \varphi_f \\ \varphi_q = L_q i_{qs} \end{cases} \quad (I.17)$$

En remplaçant les expressions des flux φ_d et φ_q dans le système (I.7) nous obtenons :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_S i_{ds} - L_q \omega_r i_{qs} + L_d \frac{di_{ds}}{dt} \\ V_{qs} = R_S i_{qs} + L_d \omega_r i_{ds} + L_q \frac{di_{qs}}{dt} - \omega_r \varphi_f \end{cases} \quad (I.18)$$

Avec :

φ_f : Flux dû aux aimants.

R_S : Résistance d'une phase statorique.

L_d : Inductance suivant l'axe d.

L_q : Inductance suivant l'axe q.

ω_r : Pulsation des tensions et des courants triphasés.

I.5.5. Equation mécanique

L'équation mécanique de la machine peut être écrite comme suit :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - C_f \quad (I.19)$$

$$\text{Où : } C_{em} = \frac{3}{2} P (\varphi_d i_{qs} - \varphi_q i_{ds}) \quad (I.20)$$

$$C_{em} = \frac{3}{2} P (\varphi_d i_{qs} + (L_d - L_q) i_{ds} i_{qs}) \quad (I.21)$$

Avec : $\frac{3}{2}P\varphi_f i_{qs}$: Couple que l'on obtiendrait avec une machine à pôles lisses.

La puissance totale du moteur dans le système (d, q) :

$$W = \frac{3}{2}(V_{ds}i_{ds} + V_{qs}i_{qs}) \quad (\text{I.23})$$

I.11.5. Equations d'état de la MSAP

Afin de trouver une résolution analytique et numérique pour le système d'équations du modèle, on peut écrire les équations électriques et l'équation mécanique sous formes d'état, en rassemblant les équations des courants et de la vitesse, on obtient le système d'état suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - f_c \Omega \\ \frac{di_{ds}}{dt} = \frac{V_{ds}}{L_d} - \frac{R_S i_{ds}}{L_d} + \omega_r L_q \frac{i_{qs}}{L_d} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = \frac{V_{qs}}{L_d} - \frac{R_S i_{qs}}{L_d} + \omega_r L_d \frac{i_{ds}}{L_q} + \frac{\omega_r}{L_q} \varphi_f \\ C_{em} = \frac{3}{2}p[(L_d - L_q)i_{ds}i_{qs} + \varphi_f i_{qs}] \end{array} \right. \quad (\text{I.24})$$

I.6. Résultats de simulation

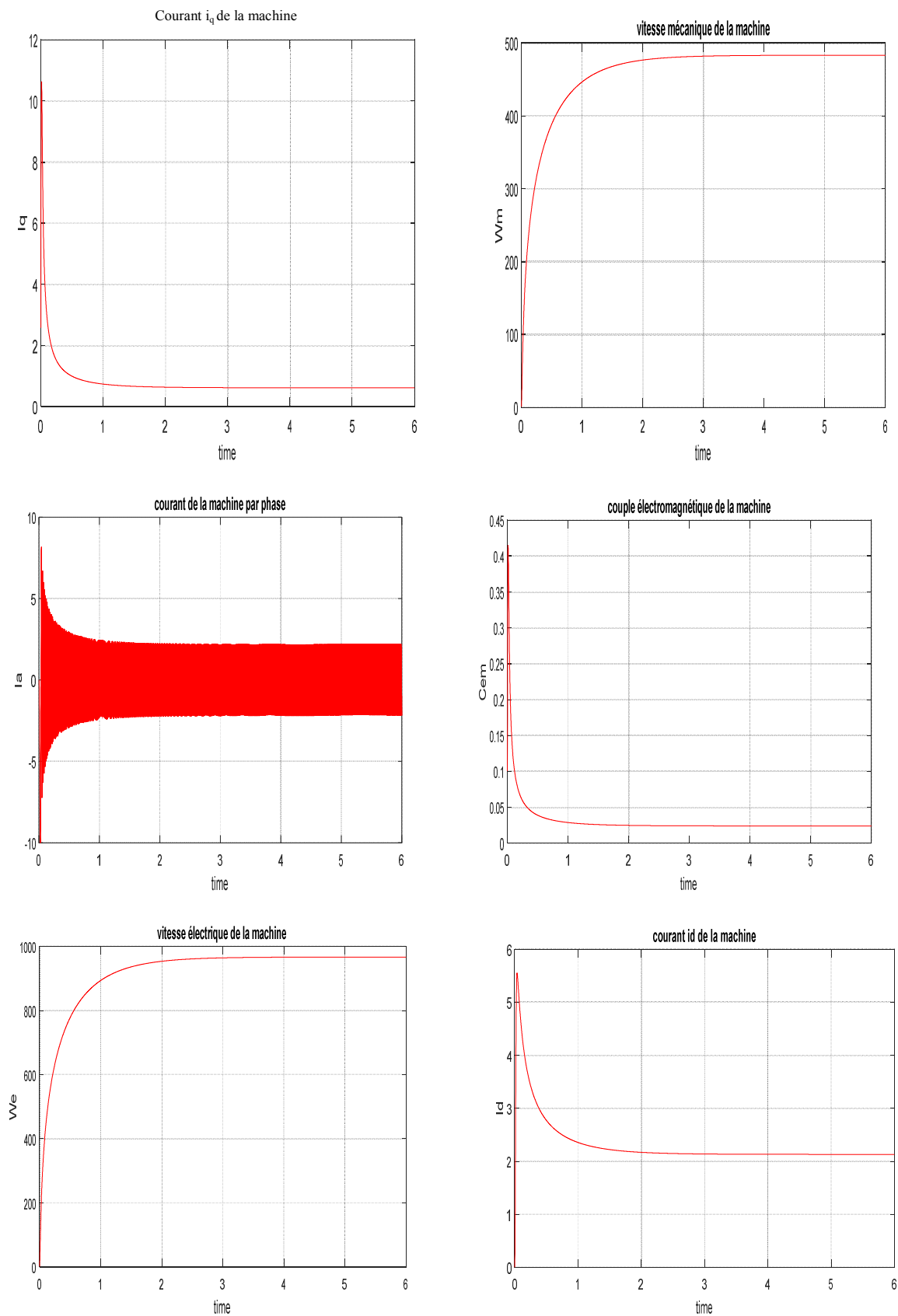


Figure I.4: Les caractéristiques dynamiques de la machine synchrone à aimants permanents à vide

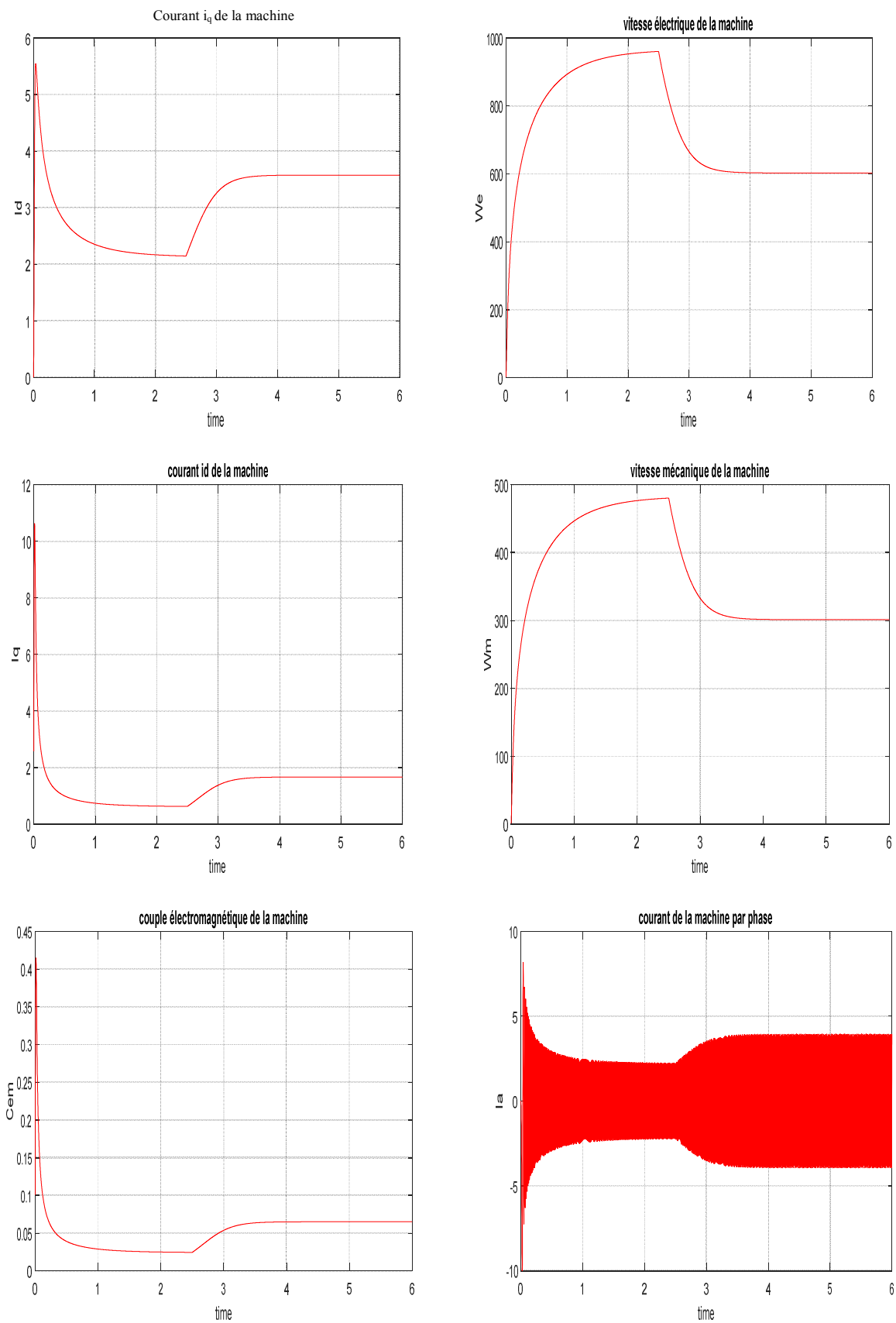


Figure I.5 : Les caractéristiques dynamiques de la machine synchrone à aimants permanents à vide puis en charge ($C_r = 0.05 \text{ N.m}$ appliqué à $t = 2.5 \text{ s}$)

Interprétation :

La simulation numérique du fonctionnement de la machine synchrone à aimants permanents a été réalisée par le logiciel Matlab. Les résultats de simulation représentés sur la figure (I.4), donnent les courbes d'évolution des différentes grandeurs électromécaniques à savoir : les courants, la vitesse et le couple électromécanique. Pour le fonctionnement à vide on constate que, le couple électromagnétique étant proportionnel au courant I_{qs} , il se stabilise à une valeur égale à (0.025 N.m), qui compense les pertes par frottements et ventilation. Durant le démarrage on remarque que le couple atteint sa valeur de crête égale à (0.4 N. m) ce qui entraîne un fort appel du courant au démarrage.

La figure (I.5) donne la réponse de la machine à l'introduction d'une perturbation (couple résistant égale à 0.05N.m appliqué à $t=2.5s$) qui provoque la diminution de la vitesse, le couple électromagnétique répond instantanément à la perturbation compensant ainsi la charge sollicitée.

I.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons pu établir un modèle mathématique de la machine synchrone à aimants permanent triphasée sous forme de représentation d'état dans le repère de Park dont la complexité a été réduite en utilisant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices.

On a établi le modèle de la machine synchrone en passant du système réel triphasé au système diphasé linéaire dans le cadre de la transformation de Park. Ce dernier a été simulé à vide puis en charge.

Chapitre II

LE FILTRE DE KALMAN

ÉTENDU

LE FILTRE DE KALMAN ETENDU

II.1. Introduction

Un observateur ou capteur logiciel est un système dynamique basé sur la connaissance du modèle mathématique décrivant le comportement d'un système et utilisant les entrées et les mesures acquises sur celui-ci afin de reconstruire les variables d'état [20].

La disponibilité de toutes les variables d'états pour la mesure directe est rarement vérifiée dans la pratique. Il existe dans la plupart des cas un vrai besoin d'une estimation fiable des variables non mesurées, particulièrement quand elles sont employées pour la synthèse de lois de commande ou pour la surveillance des processus. En effet, l'état d'un système peut correspondre à une grandeur physique que l'on ne peut pas toujours mesurer directement, l'élaboration d'une loi de la détermination d'une défaillance d'un composant d'un système passent souvent par l'accès à la valeur d'un ou plusieurs de ses états. Pour cela, il s'avère nécessaire de concevoir un système auxiliaire appelé, observateur, qui se charge de reconstruire les états non mesurables en exploitant les informations disponibles, à savoir le modèle dynamique du système, ses sorties mesurées et éventuellement ses entrées [19].

Dans ce chapitre nous allons présenter quelques méthodes de synthèse d'observateurs de systèmes linéaires et non linéaires, mais un intérêt particulier sera consacré aux observateurs par filtre de Kalman étendu.

II.1.1. L'estimateur

Les estimateurs, utilisés en boucle ouverte, reposent sur l'utilisation d'une copie du modèle d'une représentation de la machine en régime permanent (estimateur statique) qu'en transitoire (estimateur dynamique). La dynamique d'un estimateur dépend des modes propres de la machine. Une telle approche conduit à la mise en œuvre d'algorithmes simples et rapides, mais sensibles aux erreurs de modélisation et aux variations paramétriques au cours de fonctionnement. En effet, il n'y a aucun bouclage avec des grandeurs réelles permettant de prendre en compte ces erreurs ou perturbations. Un tel estimateur est représenté sur la figure (II.1) [14].

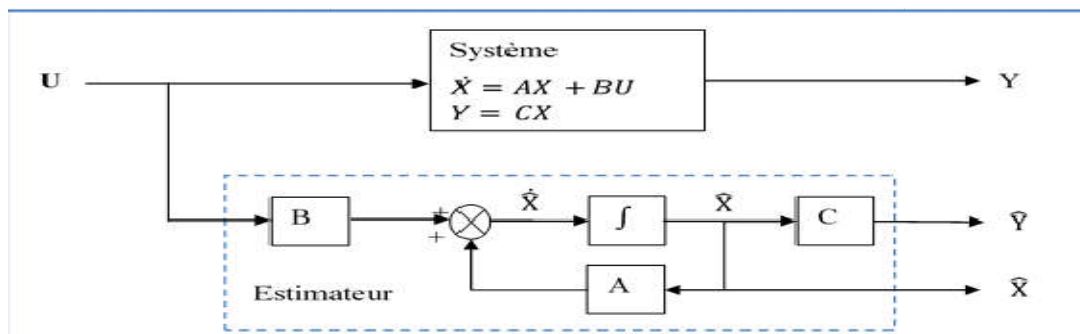


Figure II.1 : La structure générale d'un estimateur [3].

II.1.2. Les observateurs

Un observateur est un système auxiliaire qui permet d’estimer de façon dynamique l’état du système à partir des entrées et des sorties mesurées. Les entrées d’un observateur sont donc les entrées et les sorties du système originel et la sortie d’un observateur est l’état estimé. Dans la majorité des cas un observateur est utilisé dans un but de commande. Il peut aussi être utilisé dans le domaine de la détection et de l’isolation de défauts, ou encore pour filtrer des mesures bruitées [13].

Les observateurs déterministes

Ce sont les observateurs qui ne prennent pas en compte les bruits de mesures et les fluctuations aléatoires des variables d’état : l’environnement est déterministe. Parmi ces observateurs nous pouvons citer l’observateur Luenberger dans le cas de modèles linéaires ou l’observateur à modes glissants.

Les observateurs stochastiques

Ces observateurs donnent une estimation optimale des états en se basant sur des critères stochastiques. Leurs observations se basent sur la présence de bruit dans le système ce qui est souvent le cas [6] L’algorithme du filtre Kalman illustre bien cette application

II.1.3. Principe de fonctionnement de l’observateur

Le principe de l’approche à base d’observateurs en boucle fermée (aussi appelée estimateur d’état) est de reconstruire tout ou une partie du vecteur d’état du système étudié à partir d’un modèle analytique sain du système et des grandeurs mesurables. La Figure (II.2) illustre le principe d’un observateur en boucle fermée, où la matrice H représente la contre réaction qui permet de minimiser l’effet des perturbations et des erreurs du modèle.

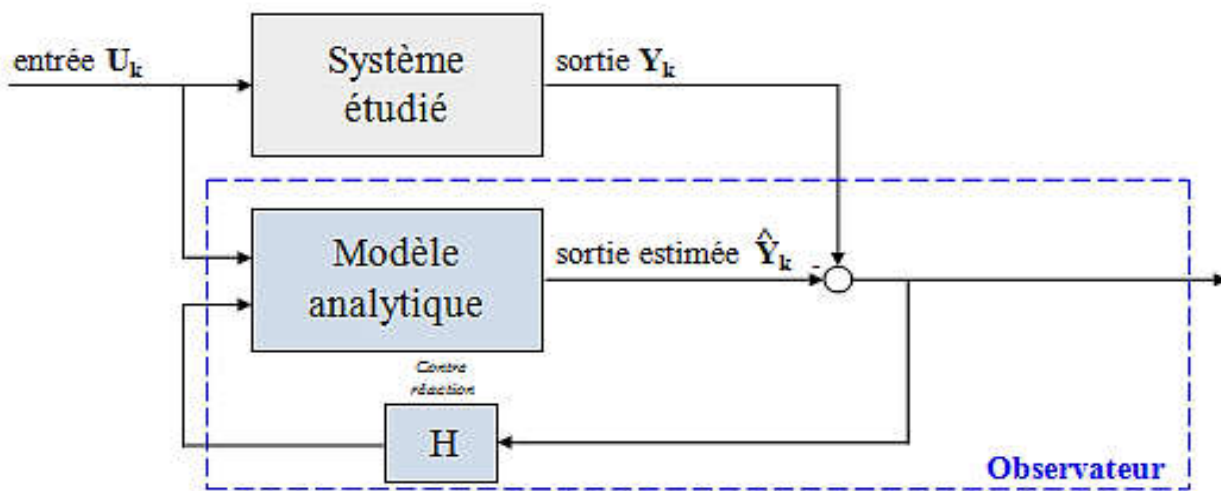


Figure II.2 : Schéma fonctionnel d’un observateur d’état [4].

II.2. Classification des observateurs

Il existe de nombreuses techniques d'observation. Elles diffèrent en fonction de la nature du système considéré (linéaire ou non linéaire), de l'environnement considéré (déterministe ou stochastique) et en fin, de la dimension du vecteur d'état à estimer (complet ou réduit).

En fonction de la nature du système considéré, ces observateurs peuvent être classés en deux grandes catégories [14] :

- Observateurs pour des systèmes linéaires,
- Observateurs pour des systèmes non linéaires.

II.2.1. Observateurs pour les systèmes linéaires

C'est les observateurs dont la construction du gain est basée sur une matrice "A " du système qui est linéaire et invariant dans le temps. L'observateur de Luenberger et le filtre de Kalman se basent sur cette approche.

II.2.2. Observateur de Luenberger

Les observateurs de type Luenberger s'appliquent aux systèmes dont les dynamiques des variables d'état sont linéaires, nous supposons que le système.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Avec :

A et B sont des matrices à valeurs réelles constantes. Nous pouvons lui associer l'observateur suivant, dit de Luenberger :

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + K(y - C\hat{x}) \quad (\text{II.2})$$

Où la matrice K est choisie telle que les valeurs propres de (A – KC) sont à parties réelles négatives, est un observateur exponentiel pour le système (I.20), communément appelé par le nom de son auteur i.e. observateur de Luenberger.

En posant 'e' l'erreur entre l'état réel et l'état estimé, tel que $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$, nous obtenons l'équation de la dynamique de l'erreur d'observation :

$$\dot{e}(t) = \dot{x}(t) - \dot{\hat{x}}(t) = (A - KC) e \quad (\text{II.3})$$

La stabilité d'un tel observateur est obtenue en choisissant les valeurs propres (A – KC) dans la partie gauche du plan complexe. La convergence de l'erreur d'estimation de l'observateur est alors exponentielle et sa vitesse dépend du choix du gain K.

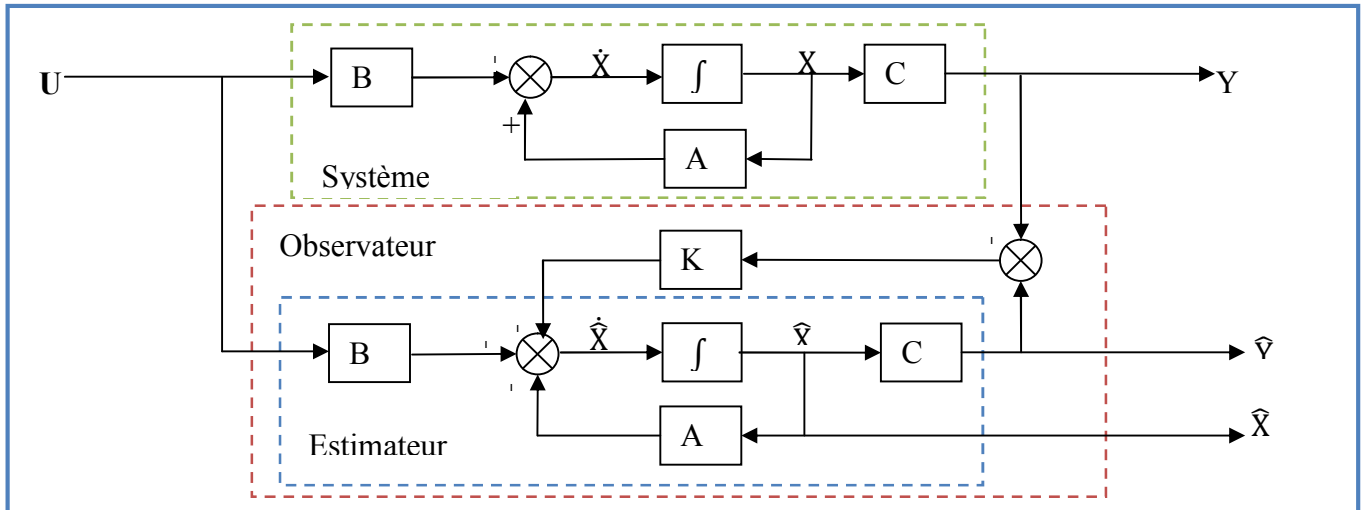


Figure II.3 : Structure de l’observateur de Luenberger [3] [19].

II.2.3. Le filtre de KALMAN

Le filtre de Kalman quant à lui prend en compte les bruits de mesure et d’état par des algorithmes stochastiques. Cet algorithme tend à minimiser la variance de l’erreur d’estimation. Pour les observateurs de Luenberger, il faut tendre l’erreur d’estimation vers zéro. Les performances satisfaisantes du filtre de Kalman, associées à des algorithmes complexes, demandent en contrepartie des processeurs de calcul puissants comme les DSP (Digital Signal Processor pour processeur du traitement numérique du signal).

L’approche temporelle du filtre de Kalman permet d’étudier directement les processus non stationnaires multi variables contrairement au filtre de Wiener [15].

Un observateur stochastique, linéaire ou non linéaire, travaille généralement en deux temps :

- **Etape de prédiction** : à partir d’un modèle d’état, il effectue une prédiction $X [k|k-1]$ de l’état du processus.
- **Etape de correction** : à partir des mesures effectuées sur le processus réel à l’instant k , il corrige la valeur des variables d’état issues de la prédiction pour obtenir $X [k|k]$.

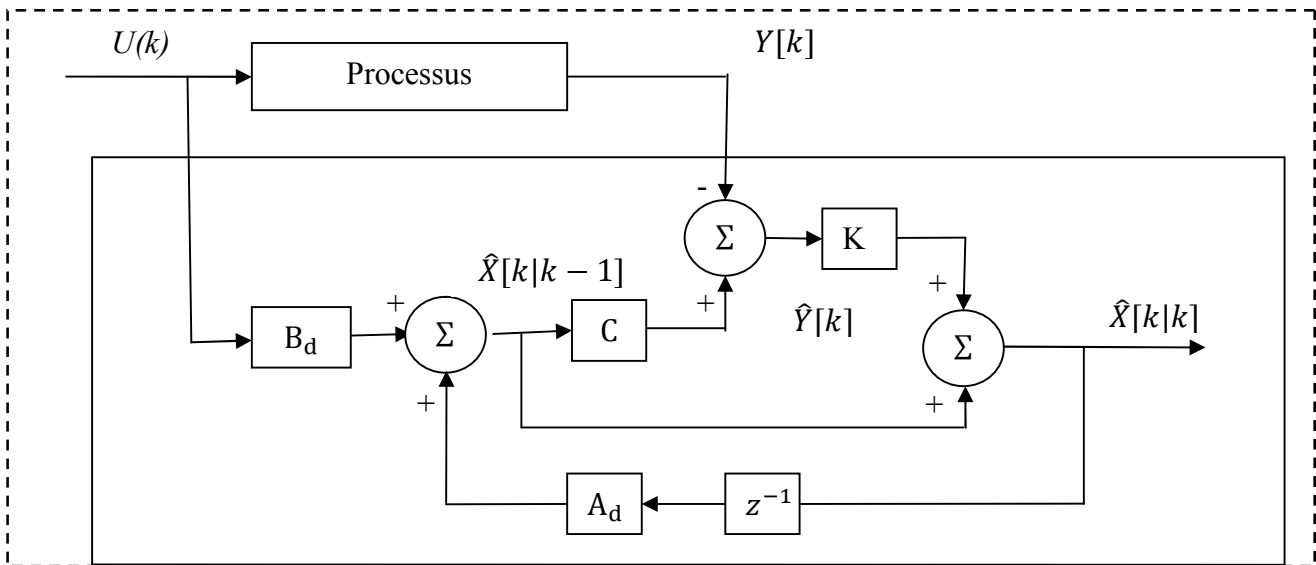


Figure II.4: Schéma bloc d'un filtre de Kalman discret [13].

II.2.4. Mise en équations du filtre de Kalman standard

Le filtre de Kalman est un observateur d'état optimal pour un contexte stochastique défini. Il permet la reconstruction de l'état d'un système à partir des signaux d'entrée et de mesures, ainsi que de son modèle dynamique échantillonné. Le vecteur d'état du processus est l'information que l'on cherche à extraire du bruit additionnel. Le filtre de Kalman est un observateur donnant la prédiction du vecteur d'état. Dans un environnement stochastique, lorsque les variances des bruits sont connues, c'est un observateur performant. De plus, si les bruits peuvent être considérés comme blancs et Gaussiens, il est optimal, c'est-à-dire que de tous les observateurs, c'est celui dont la variance de l'erreur d'observation sera la plus faible. Premièrement, on suppose les équations réelles du modèle à observer sont [7-9] :

$$X_{K+1} = A_{K-1}X_{K-1} + B_{K-1}U_{K-1} + w_{K-1} \tag{II.4}$$

$$Y_k = CX_k + v_k \tag{II.5}$$

Et les matrices de covariance des bruits :

$$Q = cov(w) = E\{ww^T\} \tag{II.6}$$

$$R = cov(v) = E\{vv^T\} \tag{II.7}$$

Avec : X est le vecteur d'état que l'on cherche à estimer, A la matrice de transition, le vecteur de commande U est entachée d'un bruit d'état w de moyenne nulle et de covariance connue. C la matrice de mesure et v un bruit de mesure de moyenne nulle et de covariance connue. Dans les équations du filtre de Kalman, on suppose que les perturbations vectorielles w et v sont des bruits blancs Gaussiens non corrélés, caractérisés par une moyenne nulle et des matrices de covariance Q et R. La détermination des matrices Q et R s'avère très délicate puisque les caractéristiques stochastiques des bruits ne sont généralement pas connues.

Les paragraphes suivants donnent donc les principaux bruits de mesure et d'état qui peuvent affecter le système et mentionnent les différentes hypothèses concernées.

Le bruit d'état

Le bruit d'état rend compte des imperfections du modèle par rapport à la machine réelle. Les principales approximations effectuées correspondent aux hypothèses qui ont permis d'élaborer le modèle dynamique de la machine. En général, une machine n'est pas rigoureusement symétrique et la répartition du flux dans l'entrefer n'est pas rigoureusement sinusoïdale (hypothèses simplificatrices). La machine présente en général, des pertes fer qui sont difficiles à identifier et compliquent l'expression mathématique du modèle d'état si on veut les prendre en compte dans la modélisation.

Dans le cas d'une estimation d'état sans extension aux paramètres de la machine, les termes prépondérants de bruit d'état sont dus aux variations des paramètres de la machine. En effet, la résistivité d'un conducteur augmente avec la température.

Bruit de mesure

Les bruits de mesure concernent la chaîne de mesure des courants de ligne, c'est-à-dire les capteurs et les convertisseurs analogiques-numériques (CAN). Il y a donc principalement deux sources de bruits : un bruit analogique, dû au capteur, et un bruit de quantification dû au CAN. Le bruit résultant dépend de l'amplitude de chacun de ces bruits. Cependant, il faut noter que la majorité de ces bruits (état et mesure) sont prépondérants dans les cas des bancs expérimentaux et pas dans des essais de simulation dans un ordinateur numérique.

Le système étudié est supposé décrit par un modèle d'état linéaire et discret donné par l'équation (II.8). Cependant, ce modèle est idéal et ne peut véritablement rendre compte de tous les phénomènes qui régissent le système réel. Afin de modéliser cet écart entre le système réel et le modèle élaboré, on introduit dans l'équation d'état du modèle (II.8) un vecteur de perturbation W_k , encore appelé bruit d'état. Les mesures sont toujours entachées d'erreurs. On introduit donc dans l'équation de mesure un vecteur de bruit de mesure V_k .

Le modèle d'état discret tenant en compte les erreurs considérées s'écrit :

$$\begin{cases} X_{k+1} = A_K X_k + B_K U_k + W_k \\ Y_k = C X_k + V_k \end{cases} \tag{II.8}$$

➤ La prédiction de l'état $\hat{X}_{k+1/k}$ et de la matrice de covariance $\hat{P}_{k+1/k}$

s'écrit:
$$\begin{cases} \hat{X}_{k+1/k} = A_k \hat{X}_{k/k} + B_k U_k \\ \hat{P}_{k+1/k} = A_k \hat{P}_{k/k} A_k^t + Q \end{cases} \tag{II.9}$$

- L'étape de correction réajuste la prédiction à partir des mesures Y_{k+1} pondérées par le gain de Kalman K_{k+1} :

$$\hat{X}_{k+1/k+1} = \hat{X}_{k+1/k} + K_{k+1} \cdot (Y_{k+1} - C \cdot \hat{X}_{k+1/k}) \tag{II.10}$$

- Le gain de Kalman K_{k+1} est déterminé à partir de la matrice de covariance $\hat{P}_{k+1/k}$ et de la matrice de covariance des bruits de mesure R :

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} \cdot C^t (C \cdot P_{k+1/k} \cdot C^t + R)^{-1} \text{ Et } \hat{P}_{k+1/k+1} = (I - K_{k+1} \cdot C) \cdot \hat{P}_{k+1/k} \tag{II.11}$$

- La mise à jour de la covariance de l'erreur d'estimation est donnée par :

$$P_{k+1/k+1} = P_{k+1/k} - K_{k+1} C P_{k+1/k} \tag{II.12}$$

Finalement, les cinq équations précédentes (II.8),(II.9),(II.10) , (II.11) et (II.12), représentent les équations du fameux filtre de Kalman standard discret.

Dans le cas, où le modèle du système à étudier est non linéaire, tel est le cas du modèle de la MSAP, le filtre de Kalman étendu sera alors nécessaire.

II.2.5. Filtre de Kalman étendu (FKE)

Les équations du filtre de Kalman étendu sont similaires aux équations du filtre de Kalman standard à l'exception de l'équation de prédiction d'état qui est remplacée par une équation non linéaire [7]. La seule différence entre les deux groupes d'équations est la linéarisation des fonctions non linéaires par le développement de Taylor du premier ordre, c'est à dire les dérivés partielles premières des fonctions non linéaires par rapport à l'état et les paramètres du système. Les prédictions de l'état et de la covariance d'état sont données par les équations suivantes :

a) Phase de prédiction

- Prédiction du vecteur d'état étendu

$$\hat{X}_{k+1/k} = f (X_{k/k}, U_k) \tag{II.13}$$

- Prédiction de la matrice de covariance

$$\hat{P}_{k+1/k} = F_k \hat{P}_{k/k} F_k^t + Q \tag{II.14}$$

Avec:
$$F_{k+1} = \left. \frac{\partial f (X_k^e, U_k)}{\partial X_k^e} \right|_{X_k^e = \hat{X}_{k/k}^e} \tag{II.15}$$

b) Phase de correction

- Calcul du gain de Kalman

$$K_{k+1} = \hat{P}_{k+1/k} \cdot H_k^t (H_k \hat{P}_{k+1/k} H_k^t + R)^{-1} \tag{II.16}$$

Avec : $H_k = \left. \frac{\partial h(X_k^e)}{\partial X_k^e} \right|_{X_k^e = \hat{X}_{k+1/k}^e}$ (II.17)

- Estimation du vecteur d'état étendu

$$\hat{X}_{k+1/k+1}^e = \hat{X}_{k+1/k}^e + K_{k+1} (Y_{k+1} - H_k \cdot \hat{X}_{k+1/k}^e) \tag{II.18}$$

- Estimation de la matrice de covariance

$$\hat{P}_{k+1/k+1} = \hat{P}_{k+1/k} - K_{k+1} H_k \cdot \hat{P}_{k+1/k} \tag{II.19}$$

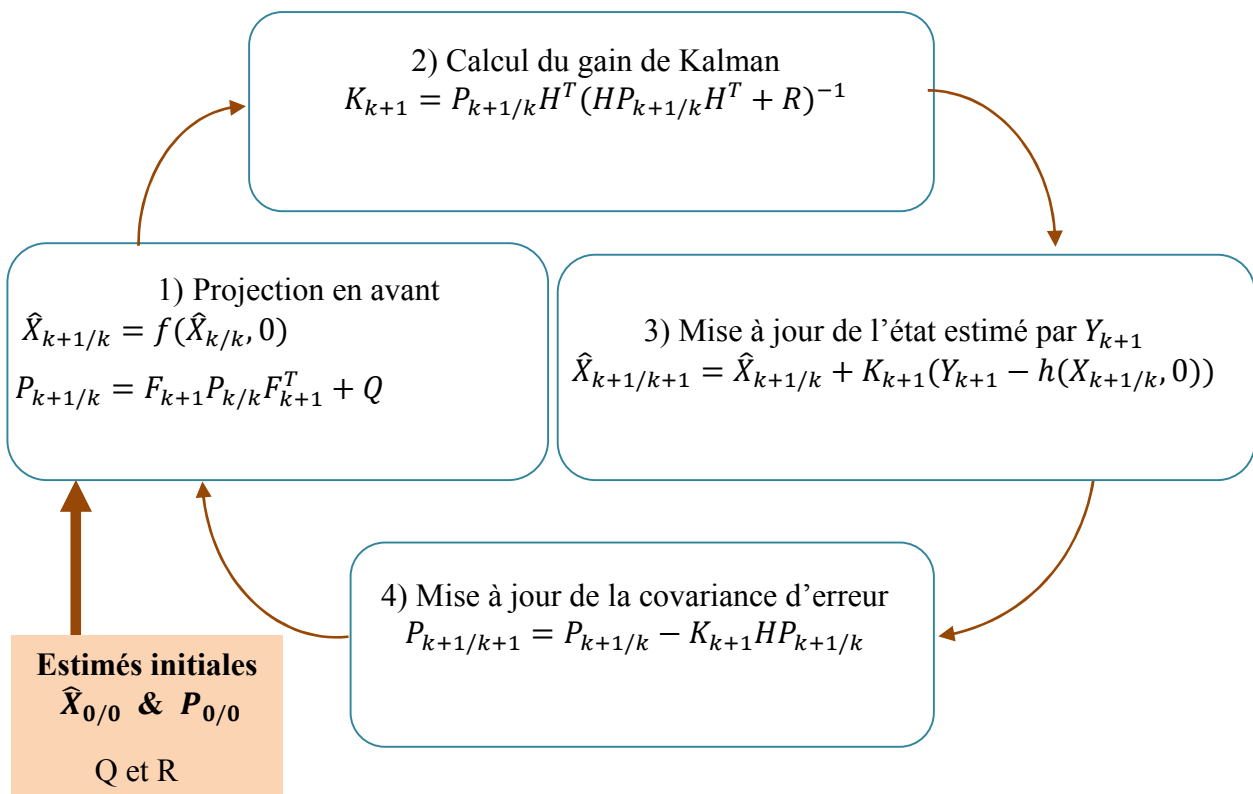


Figure II.5 : Boucle du filtre de Kalman étendu

II.2.6 Matrices de covariance Q et R

Ce sont via ces matrices que passeront les différents états mesurés, prédits et estimés. Leur but est de minimiser les erreurs liées à une modélisation approchée et à la présence de bruits sur les mesures. La détermination des matrices Q et R est très délicate puisque les caractéristiques stochastiques des bruits ne sont généralement pas connues.

La matrice Q est liée aux bruits entachant l'état, elle influence la qualité estimée de la modélisation et de sa discrétisation. La matrice R est liée aux bruits de mesure. Une forte valeur indique une grande incertitude de la mesure. Par contre une faible valeur permet de donner un poids important à la mesure. Cependant il faut faire attention au risque d'instabilité aux faibles valeurs de R.

II.2.7 Application du FKE non adaptatif à l'estimation d'état de la MSAP

L'estimation des variables d'état a besoin d'un modèle adéquat de la machine asynchrone. Le modèle biphasé dans le repère (d, q) de la MSAP est obtenu en utilisant la transformation de PARK. Le filtre de Kalman nécessite un modèle discret de la machine qui se déduit du modèle continu. La représentation de la dynamique de la MSAP pour un vecteur choisi $[I_d \quad I_q \quad \Omega]^T$ est donnée par les équations suivantes:

$$f(X, u, t) = \begin{cases} \frac{di_d}{dt} = \frac{V_d}{L_d} - \frac{R_s i_d}{L_d} + \omega_r L_q \frac{i_q}{L_d} \\ \frac{di_q}{dt} = \frac{V_q}{L_q} - \frac{R_s i_q}{L_q} - \omega_r L_d \frac{i_d}{L_q} + \frac{\omega_r}{L_q} \phi_f \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{3}{2J} p^2 [(L_d - L_q) i_d i_q + \phi_f i_q] - \frac{C_r p}{J} - \frac{f_c p \omega_r}{J} \end{cases} \quad (II.20)$$

Afin d'appliquer l'algorithme du FKE au modèle de la MSAP, ce dernier doit être discrétisé. La méthode de discrétisation choisie est l'approximation au premier ordre suivant Euler. Ainsi, le modèle discret en présence des bruits d'état et de mesure de la MSAP peut être mis sous la forme concise suivante :

$$f(X(k), u(k)) = [I_d \quad I_q \quad \Omega]^T = \begin{bmatrix} \left(1 - T_s \frac{R_s}{L_d}\right) I_d + P\Omega T_s \frac{L_q}{L_d} I_q + T_s \frac{1}{L_d} V_d + w1 \\ -P\Omega T_s \frac{L_d}{L_q} I_d + \left(1 - T_s \frac{R_s}{L_q}\right) I_q - \frac{T_s \phi_f}{L_q} P\Omega + T_s \frac{1}{L_d} V_q + w2 \\ PT_s \frac{L_d - L_q}{J} I_q I_d + PT_s \frac{\phi_f}{J} I_q + \left(1 - T_s \frac{f}{J}\right) \Omega - T_s \frac{1}{J} Cr + w3 \end{bmatrix} \quad (II.21)$$

$$h(X(k)) = [I_d + v1 \quad I_q + v2]^T \quad (II.22)$$

L'algorithme de FKE nécessite à chaque instant le calcul des matrices de linéarisation F et H. Elles sont données comme suit:

$$F = \begin{bmatrix} 1 - T_s \frac{R_s}{L_d} & P\Omega T_s \frac{L_q}{L_d} & T_s P \frac{L_q}{L_d} I_q \\ -P\Omega T_s \frac{L_d}{L_q} & 1 - T_s \frac{R_s}{L_q} & -\frac{T_s}{L_q} P(L_d I_d + \varphi_f) \\ P T_s \frac{L_d - L_q}{J} I_q & P T_s \left(\frac{L_d - L_q}{J} + \frac{\varphi_f}{J} \right) & 1 - T_s \frac{f}{J} \end{bmatrix} \quad (II.23)$$

et

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (II.24)$$

Les paramètres de la machine choisie sont donnés dans l'annexe A. les résultats de simulation obtenus, pour un bruit d'état de variance $q = 10^{-3}$ et un bruit de mesure de variance $r = \sigma_i^2 = 10^{-1}$. Dans ce cas les paramètres du filtre sont ceux des bruits eux-mêmes, par conséquent :

$$Q = \text{cov}(ww^T) = E[W(k) W^T(k)] = \begin{bmatrix} q & 0 & 0 \\ 0 & q & 0 \\ 0 & 0 & q \end{bmatrix} \quad (IV.25)$$

$$R = E[V(k)V^T(k)] = \begin{bmatrix} r & 0 \\ 0 & r \end{bmatrix} \quad (IV.26)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (IV.27)$$

II.2.8 Résultats de simulation

Dans ce qui suit sont présentés les résultats de simulation d'estimation des états de la MSAP par utilisation du filtre de Kalman étendu non adaptatif (sans ajustement des éléments des matrices Q et R), c'est-à-dire ils sont calculés à partir des bruits d'état et de mesure dont les variances sont données.

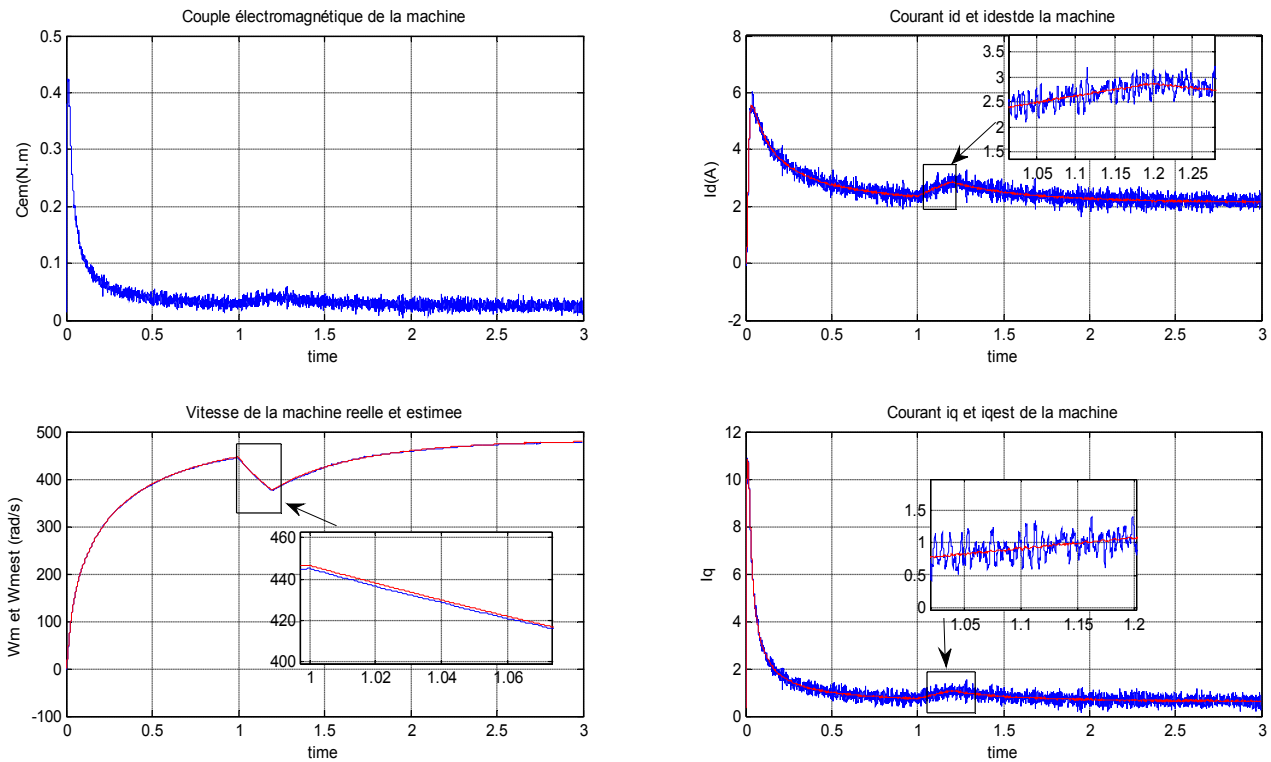


Figure II.6: Evolution des grandeurs de la MSAP réelles et estimées pour un fonctionnement à vide puis en charge ($C_r=0.05N.m$) avec ($r=1e-1$ et $q=1e-3$) $Q=q*eye(3)$ et $R=r*eye(2)$.

D’après ces résultats, on remarque que les erreurs d’estimation entre les valeurs réelles et estimées sont faibles même en présence d’une perturbation externe (couple de charge). Cependant, ces tests de simulation montrent clairement que la robustesse de l’algorithme du filtre de Kalman étendu dépend étroitement du choix des matrices Q et R qui n’est pas toujours évident.

II.3. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié brièvement quelques observateurs. On a constaté que la structure de base d’un observateur stochastique est semblable à celle d’un observateur déterministe. L’observateur de Kalman étendu représente un outil mathématique capable de déterminer des grandeurs d’états non mesurables évolutives ou des paramètres du système à partir des grandeurs physiques mesurables.

Le filtre de Kalman se caractérise principalement par deux matrices Q et R qui contiennent la valeur de la covariance des bruits d’état et de mesure respectivement. Le choix de ces paramètres est donc délicat à mettre en œuvre. Cependant, l’introduction d’une méthode de calcul automatique (méthode d’optimisation) basée sur la minimisation d’une fonction objective (erreur d’estimation) constituera l’objet principal du dernier chapitre.

Chapitre III

Méthodes d'optimisation

LES METHODES D'OPTIMISATION

II.1. Introduction

Les problèmes d'optimisation présentent généralement un grand nombre de solutions non optimales. En pratique, l'objectif n'est pas d'obtenir à un optimum absolu, mais seulement à une bonne solution, et la garantie de l'inexistence d'une solution sensiblement meilleure. Pour atteindre cet objectif au bout d'un temps de calcul raisonnable, il est nécessaire d'avoir recours à des méthodes appelées "métaheuristiques", [22].

II.2. Principe de l'optimisation

L'optimisation est le fait d'obtenir le meilleur résultat dans des circonstances données. Dans tout domaine d'ingénierie, les ingénieurs doivent prendre beaucoup de décisions technologiques et de gestion. Le but ultime de toutes ces décisions est soit minimiser l'effort requis ou maximiser le bénéfice souhaité. Cependant, l'effort et le bénéfice dans toute situation. Concrète peut se modéliser en une fonction cout de certaines variables de décision. L'optimisation peut être définie comme le processus de trouver les variables qui donnent le maximum ou minimum de cette fonction, sans ou avec contraintes [18].

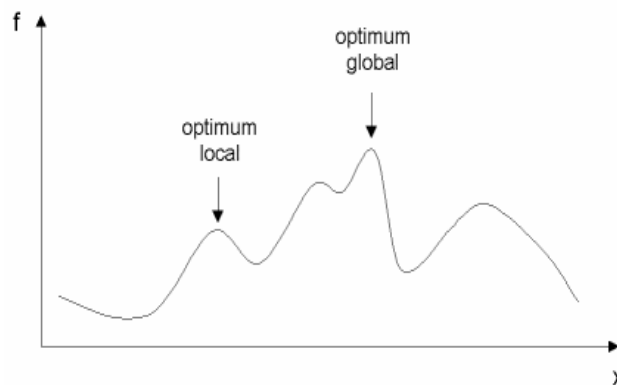


Figure III.1: Principe d'optimisation.

II.3. Classification des méthodes d'optimisations :

Dans cette partie, nous présentons les trois grandes catégories des outils d'optimisation, à savoir les approches déterministes, stochastiques et hybrides. Pour chacune de ces classes, nous allons mentionner les principes, les points forts, les points faibles ainsi que les différentes méthodes de résolution.

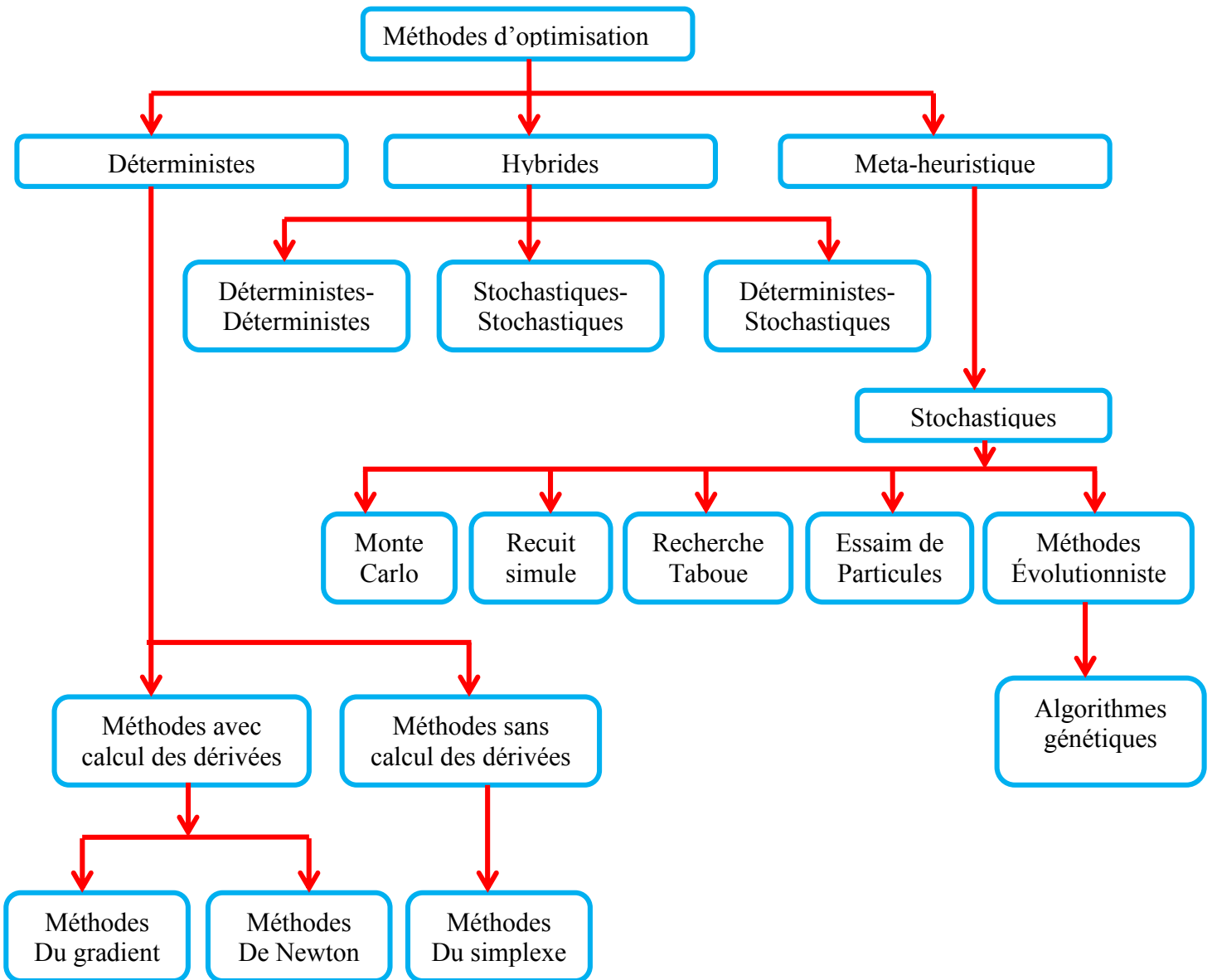


Figure III.2 : Classification des méthodes d'optimisation [11].

II.3.1. Méthodes d'optimisation déterministes

Les méthodes déterministes se divisent en deux classes principales : les méthodes d'exploration directe et les méthodes d'exploration indirecte.

Les méthodes indirectes cherchent à atteindre les extrema locaux en résolvant les systèmes d'équations, souvent non linéaires, obtenus en annulant le vecteur gradient de la fonction étudiée. La recherche d'un extremum hypothétique commence par la restriction de l'espace de recherche aux points de pente nulle dans toutes les directions.

Les méthodes d'exploration directes recherchent les optima locaux en se déplaçant dans une direction qui dépend du gradient de la fonction. Pour trouver un minimum local, on peut emprunter la direction de la plus forte pente.

Les méthodes déterministes sont généralement efficaces quand l'évaluation de la fonction est très rapide, ou quand la forme de la fonction est connue à priori.

II.3.2. Méthodes d'optimisation stochastiques

Ces méthodes sont basées sur une approche en partie ou entièrement guidée par un processus stochastique (aléatoire). Contrairement aux méthodes déterministes, leur convergence n'est pas garantie, ou, dans le meilleur des cas, elle est garantie de manière asymptotique (c'est-à-dire pour un nombre infini d'itérations). La méthode stochastique la plus simple est l'échantillonnage aléatoire (ou méthode de Monte-Carlo) qui consiste à évaluer des points engendrés de façon aléatoire et à conserver le meilleur. Son avantage est d'être simple et très facile à implémenter, mais elle présente un sérieux inconvénient : elle n'est pas efficace, et exige souvent un nombre élevé d'itérations pour donner une solution acceptable [22].

Parmi les différentes méthodes stochastiques d'optimisation globale, nous allons nous intéresser aux méthodes heuristiques (ou méthodes approchées). Contrairement aux méthodes dites exactes, ces heuristiques ne procurent pas forcément une solution optimale, mais seulement une bonne solution en fonction du temps disponible. Une méthode heuristique peut être conçue pour résoudre un type de problème donné, ou bien comme une méthode générale applicable à divers problèmes d'optimisation (méta heuristique). Parmi ces dernières on peut distinguer : méthode de colonie de fourmis, algorithmes génétiques et optimisation par essaim de particules

II.4. La méthode d'optimisation PSO

II.4.1. Introduction

L'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm Optimization (PSO)) est une méthode d'optimisation stochastique, pour les fonctions non-linéaires, basée sur la reproduction d'un comportement social et développée.

L'origine de cette méthode vient des observations faites lors des simulations informatiques de vols groupés d'oiseaux et de bancs de poissons de [12]. Ces simulations ont mis en valeur la capacité des individus d'un groupe en mouvement à conserver une distance optimale entre eux et à suivre un mouvement global par rapport aux mouvements locaux de leur voisinage.

D'autre part, ces simulations ont également révélé l'importance du mimétisme dans la compétition qui oppose les individus à la recherche de la nourriture. En effet, les individus sont à la recherche de sources de nourriture qui sont dispersés de façon aléatoire dans un espace de recherche, et dès lors qu'un individu localise une source de nourriture, autres individus vont chercher à reproduire.



(a) Colonie de fourmis



(b) Groupe de poissons migrateurs



(c) Groupe d'abeilles



(d) Volée d'oiseaux en formation de V

Figure III.3: Principe de la méthode PSO [11]

Ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des individus voisins. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus [16].

II.4.2. Présentation de la méthode

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoire et homogène, que nous appellerons dès lors des particules, qui se déplacent dans l'hyper-espace de recherche et constituent, chacune, une solution potentielle. Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage. À partir de ces informations, la particule va suivre une

tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage.

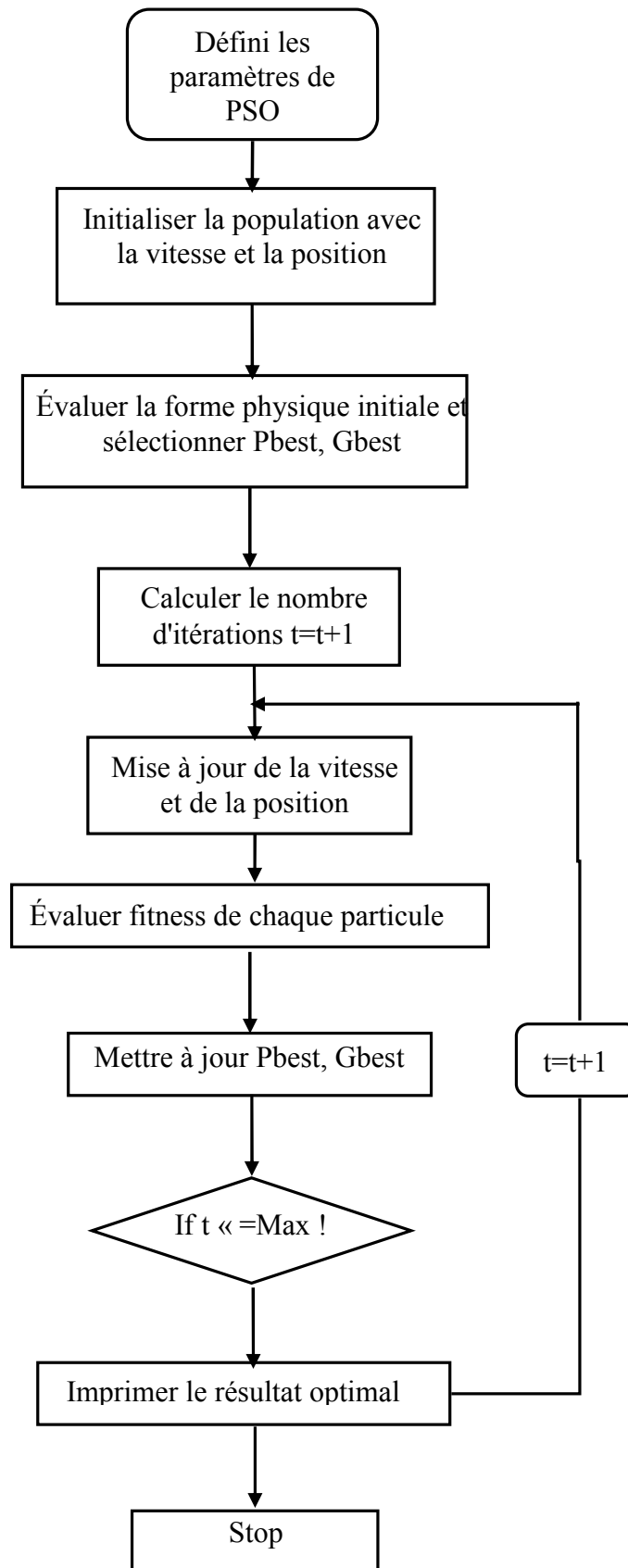


Figure III.4: Principe de l'algorithme PSO [12].

II.4.2.1. Formalisation mathématique

Un essaim de particule est caractérisé par :

- a) le nombre de particules de l'essaim, noté nb .
- b) la vitesse maximale d'une particule, notée \vec{v}_{max}
- c) la topologie et la taille du voisinage d'une particule qui définissent son réseau social.
- d) l'inertie d'une particule, notée Ψ .
- e) les coefficients de confiance, notés ρ_1 et ρ_2 , qui pondèrent le comportement conservateur (ie. La tendance à retourner vers la meilleure solution visitée) et le panurgisme (ie. La tendance à suivre le voisinage). Une particule est caractérisée, à l'instant t , par :

$\vec{x}_i(t)$: sa position dans l'espace de recherche .

$\vec{v}_i(t)$: sa vitesse.

\vec{x}_{pbest_i} : la position de la meilleure solution par laquelle elle est passée.

\vec{x}_{vbest_i} : la position de la meilleure solution connue de son voisinage .

$pbest_i$: la valeur de fitness de sa meilleure solution .

$vbest_i$: la valeur de fitness de la meilleure solution connu du voisinage.

Algorithme 1 version simpliste (sans voisinage)

ENTRÉES: $0 < \rho < 1$

répéter

pour $i = 1$ **jusqu'à** nb **faire**

si $F(\vec{x}_i) > pbest_i$ **alors**

$pbest_i = F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{pbest_i} = \vec{x}_i$

Fin si

$\vec{v}_i = \vec{v}_i + \rho(\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i)$

$\vec{x}_i = \vec{x}_i + \vec{v}_i$

fin pour

jusqu'à (*un des critères de convergence est atteint*)

II.4.2.2. Configuration de la méthode

- 1) Nombre de particules

La quantité de particules allouées à la résolution du problème dépend essentiellement de deux paramètres : la taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche. Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre.

2) Topologie du voisinage

La topologie du voisinage défini avec qui chacune des particules va pouvoir communiquer. Il existe de nombreuses combinaisons dont les suivantes sont les plus utilisées :

- a) topologie en étoile : chaque particule est reliée à toutes les autres, ie. L'optimum du voisinage est l'optimum global.
- b) topologie en anneau : chaque particule est reliée à n particules (en général, n = 3), c'est la topologie la plus utilisée.
- c) topologie en rayon : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale.

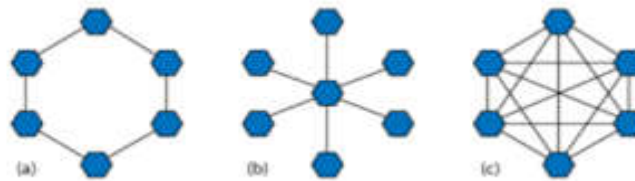


Figure III.5 : Trois topologies du voisinage: (a) anneau (avec n=2), (b) rayon,(c) étoile[16].

Le voisinage géographique auquel nous sommes amenés à penser en premier lieu n'est pas nécessairement pertinent car, d'une part, il s'agirait d'un voisinage trop local, et d'autre part car la sociabilisations des particules tend à rendre tout voisinage social en voisinage géographique. Enfin, c'est un voisinage très lourd en terme de calculs car nécessitant de recalculer le voisinage de chaque particule à chaque itération.

3) Coefficients de confiance

Les variables de confiance pondèrent les tendances de la particule à vouloir suivre son instinct de conservation ou son panurgisme. Les variables aléatoires ρ_1 et ρ_2 peuvent être définis de la façon suivante :

$$\begin{cases} P_1 = r_1 c_1 \\ P_2 = r_2 c_2 \end{cases} \tag{III.1}$$

Où r_1 et r_2 suivent une loi uniforme sur $[0,1]$ et c_1 et c_2 sont des constantes positives déterminées de façon empirique et suivant la relation $c_1 + c_2 \leq 4$.

4) Vitesse maximale et coefficient de constriction

Afin d'éviter que les particules ne se déplacent trop rapidement dans l'espace de recherche, passant éventuellement à côté de l'optimum, il peut être nécessaire de fixer une vitesse maximale (notée \vec{v}_{max}) pour améliorer la convergence de l'algorithme.

Cependant, on peut s'en passer si on utilise un coefficient de constriction k [1] et qui permet de resserrer l'hyper-espace de recherche.

L'équation de la vitesse devient alors :

$$\vec{v}_i(t) = k \cdot (\vec{v}_i(t-1)) + \rho_1 \cdot (\vec{x}_{pbesti} - \vec{x}_i(t)) + \rho_2 \cdot (\vec{x}_{vbesti} - \vec{x}_i(t)) \quad (III.2)$$

$$\text{Avec } k = 1 - \frac{1}{\rho} + \frac{\sqrt{|\rho^2 - 4\rho|}}{2} \quad (III.3)$$

$$\rho = \rho_1 + \rho_2 > 4 \quad (III.4)$$

Les études [11] indiquent que l'utilisation d'un coefficient de constriction donne généralement un meilleur taux de convergence sans avoir à fixer de vitesse maximale. Cependant, dans certains cas, le coefficient de constriction seul ne permet pas la convergence vers la solution optimale pour un nombre d'itérations donné. Pour résoudre ce problème, il peut être intéressant de fixer $\vec{V}_{max} = \vec{X}_{max}$ en plus du coefficient de constriction, ce qui, selon les études de SHI et EBERHART [23], permet d'améliorer les performances globales de l'algorithme.

5) Facteur d'inertie

Le facteur d'inertie Ψ — introduit par SHI et EBERHART — permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode.

Une grande valeur de ($\Psi > 1$) est synonyme d'une grande amplitude de mouvement et donc, in fine, d'exploration globale. A contrario, une faible valeur de ($\Psi < 1$) est synonyme de faible amplitude de mouvement et donc, d'exploration locale. Fixer ce facteur, revient donc à trouver un compromis entre l'exploration locale et l'exploration globale.

Le calcul de la vitesse est alors défini par :

$$\vec{v}_i(t) = \psi \cdot (\vec{v}_i(t-1)) + \rho_1 \cdot (\vec{x}_{pbesti} - \vec{x}_i(t)) + \rho_2 \cdot (\vec{x}_{vbesti} - \vec{x}_i(t)) \quad (III.5)$$

La taille du facteur d'inertie influence directement la taille de l'hyper-espace exploré et aucune valeur de Ψ ne peut garantir la convergence vers la solution optimale.

Les études menées par SHI et EBERHART indiquent une meilleure convergence pour $\Psi \in [0.8, 1.2]$. Au-delà de 1.2, l'algorithme tend à avoir certaines difficultés à converger.

Enfin, il est également possible de faire diminuer le facteur d'inertie au cours du temps, un peu à la manière de la température dans un algorithme de recuit simulé (Simulated Annealing). De bons résultats ont été trouvés pour une valeur décroissant linéairement de 0.9 à 0.4.

6) Initialisation de l'essaim

La position des particules ainsi que leur vitesse initiale doivent être initialisés aléatoirement selon une loi uniforme sur $[0,1]$. Cependant, en ce qui concerne la position des particules, il est préférable d'utiliser un générateur de séquence de SOBOL qui est plus pertinent dans la disposition homogène des particules dans un espace de dimension n .

7) Critères d'arrêt

Comme indiqué précédemment, la convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas de figure même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. De ce fait, il est fortement conseillé de doter l'algorithme d'une porte de sortie en définissant un nombre maximum d'itération (que nous noterons $nbIter_{max}$).

L'algorithme doit alors s'exécuter tant que l'un des critères de convergence suivant n'a pas été atteint :

- $nbIter_{max}$ a été atteint.
- la variation de la vitesse est proche de 0.
- le fitness de la solution est suffisant.

Algorithme de synthèse

Algorithme 2 version simpliste (avec voisinage)

répéter

pour $i = 1$ **jusqu'à** nb **faire**

si $siF(\vec{x}_i) > pbestialors$

$pbesti = F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{pbesti} = \vec{x}_i$

Fin si

si $siF(\vec{x}_i) > vbestialors$

$vbesti = F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{vbesti} = \vec{x}_i$

Fin si

fin pour

pour $i=1$ **to** nb **faire**

$\vec{v}_i(t) = k \cdot (\vec{v}_i + \rho_1 \cdot (\vec{x}_{pbesti} - \vec{x}_i) + \rho_2 \cdot (\vec{x}_{vbesti} - \vec{x}_i))$

$\vec{x}_i = \vec{x}_i + \vec{v}_i$

fin pour

jusqu'à (*un des critères de convergence est atteint*)

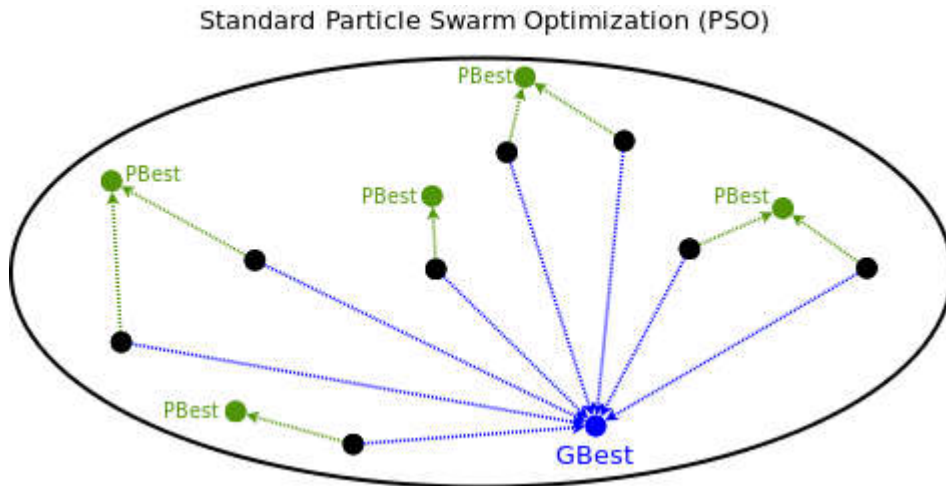


Figure III.6: Schéma vectoriel de déplacement d'une particule [13].

II.5. Algorithmes génétiques

II.5.1. Introduction

Les algorithmes génétiques (Genetic Algorithm GA) sont des algorithmes d'optimisation inspirés de la théorie de l'évolution des espèces de Charles Darwin. Les premiers travaux de John Holland remontent aux années 1960 et ont trouvé un premier aboutissement en 1975 avec la publication de « *Adaptation in Natural and Artificial Systems* ». C'est cependant l'ouvrage de David Goldberg qui a largement contribué à développer les algorithmes génétiques. Un algorithme génétique est basé sur une population d'individus dont chacun est une solution candidate du problème. Chaque solution doit être codée. Cette représentation codée est appelée chromosome, et est composée de gènes. Le degré d'adaptation d'un individu à l'environnement est exprimé par la valeur de la fonction coût (fonction objectif) correspondante.

La taille de la population reste constante tout au long de l'algorithme génétique. La recherche de la solution est réglée par trois opérateurs qui sont appliqués successivement. La phase de coopération est gouvernée par un opérateur de sélection et un opérateur de croisement alors que la phase d'adaptation individuelle fait appel à un opérateur de mutation. La création d'une nouvelle génération est obtenue par itération de l'algorithme génétique qui va créer de nouveaux individus et en détruire d'autres (mécanisme de sélection naturelle) ce qui permet le renouvellement de la population (l'ensemble des solutions courantes). L'exploration de l'espace de recherche est alors réalisée par les opérateurs de mutation et assure la diversification des individus de la population (et donc des solutions). L'exploitation, quant à elle, est assurée par les opérateurs de croisement, qui recombinent les solutions, afin de les améliorer en conservant leurs meilleures caractéristiques.

II.5.2. Principe de fonctionnement

Pour les algorithmes génétiques, nous essayons de simuler le processus d'évolution d'une population. Nous partons d'une population de N solutions du problème, représentées par des individus. Cette population choisie aléatoirement est appelée population parent. Le degré d'adaptation d'un individu à l'environnement est exprimé par la valeur de la fonction coût $f(x)$ où x est la solution que l'individu représente. On dit qu'un individu est d'autant mieux adapté à son environnement, que le coût de la solution qu'il représente est plus faible. Au sein de cette population, interviennent alors plusieurs méthodes de sélection d'un ou de deux parents, qui produisent une nouvelle solution, à travers les opérateurs génétiques, tels que le croisement et la mutation. Ces opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace des autres solutions possibles. L'opérateur de croisement (crossing-over) recompose les gènes d'individus existant dans la population. L'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploitation de l'espace de solutions. Le mécanisme de sélection des individus permettant d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les moins bons. La nouvelle population, obtenue par le choix de N individus parmi les populations parent et enfant, est appelée génération suivante. En itérant ce processus, on produit une population plus riche en individus mieux adaptés. Le principe de fonctionnement de l'algorithme est représenté par le pseudo code suivant :

Définition de la fonction objectif $f(x)$, $x = (x_1, \dots, x_n)$ représentation de la solution sous forme de chromosome
 génération de la population initiale
 évaluation de fitness
 initialiser les probabilités de croisement (p_c) et mutation (p_m)
 $t \leftarrow 1$ tant que ($t < \text{max-génération}$) faire générer de nouvelle solution par mutation et croisement

Si $p_c > \text{rand}$ alors croisement

Fin

Si $p_m > \text{rand}$ alors

Mutation

Fin

Accepter les nouvelles solutions si leur fitness est amélioré

Sélectionner les meilleures solutions actuelles pour la nouvelle génération

$t \leftarrow t+1$

Fin

Décodage et visualisation des résultats

II.5.2.1. Principales caractéristiques :

Les algorithmes génétiques présentent plusieurs avantages tels que :

- La simplicité de l'approche
- La possibilité de paralléliser l'algorithme
- La facilité d'implémentation
- La flexibilité : peut être facilement modifié pour d'autres problèmes
- Il gère les problèmes d'optimisation multi-objectif et multimodale
- Il permet une bonne exploration de l'espace de recherche

D'autre part, il existe des limites pour cet algorithme tels que :

- Le problème de représentation de la solution,
- L'ajustement de différents paramètres : taille de population, taux de mutation, ...
- Son exécution qui est lente par rapport à d'autres méthodes bio-inspirées,
- Sa convergence prématurée,
- Il ne peut pas garantir des temps de réponse constants.

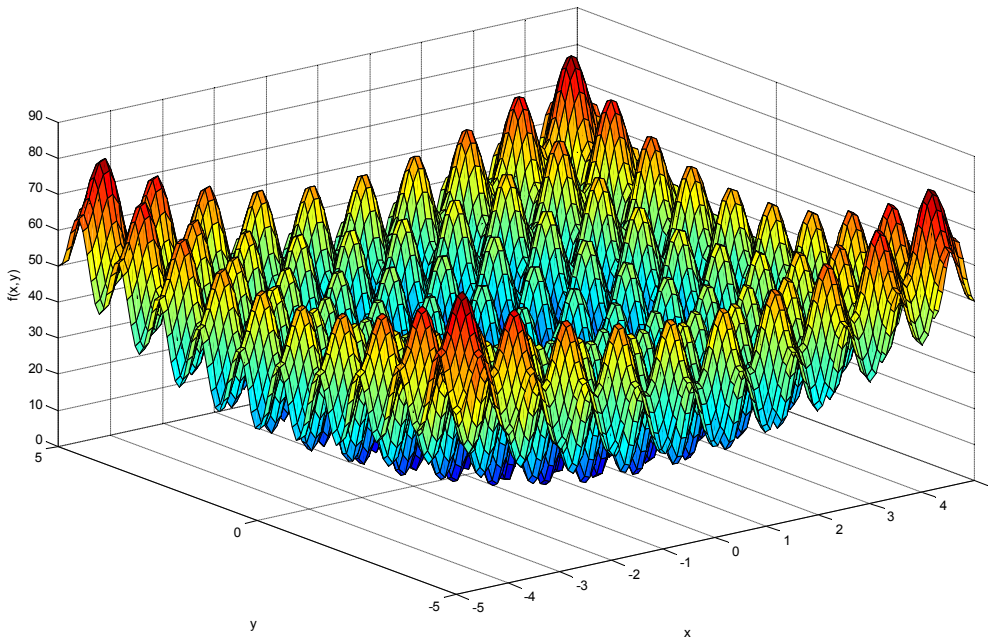
II.5.3. Domaines d'applications :

- Problème de voyageur de commerce.
- Robotique.
- Optimisation des structures mécanique.
- Optimisation de fonction numérique.
- Optimisation de réseaux (Gaz, Fluide, Télécommunication).
- Routage dans les réseaux.
- Construction des cartes génétiques.
- Bioinformatique (alignement des séquences ADN).
- Ordonnement.

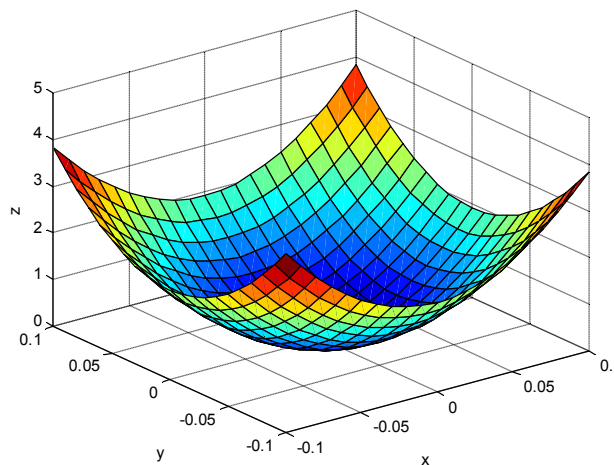
Exemples d'application :

Exemple1 : Afin d'illustrer la capacité et le pouvoir du traitement des problèmes d'optimisation, nous proposons de chercher l'optimum global de la fonction de Rastrigin définie par : $f(x, y) = 20 + x^2 + y^2 - 10 * (\cos(2 * \pi * x) + \cos(2 * \pi * y))$

Où : $-5 < x < 5$ et $-5 < y < 5$



(a)



(b)

Figure III.7 : Fonction de Rastrigin :

(a) avec plusieurs optimums locaux (b) optimum global au point $f(0,0)=0$

Comme le montre la figure (III.7), nous constatons que la fonction précédente présente plusieurs optimums locaux et admet un seul optimum global au point $(0,0)$ tel que $f(0,0)=0$.

A) Application de la technique d'optimisation par essaim de particules

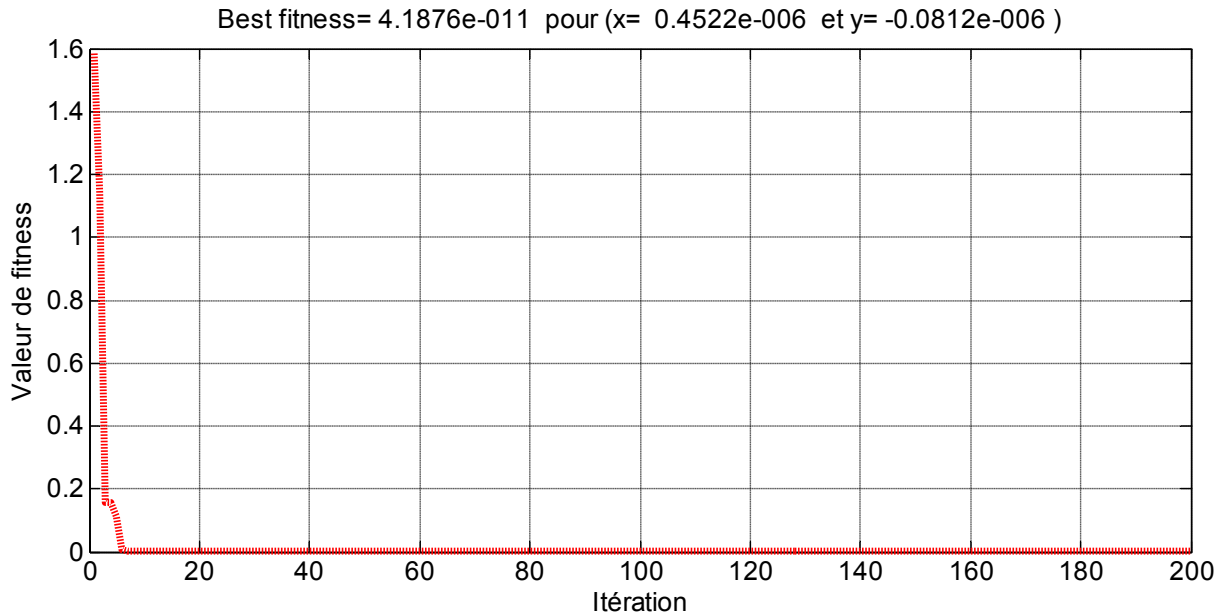


Figure III.8 Convergence de la fonction objective vers l'optimum global (PSO).

B) Application des algorithmes génétiques :

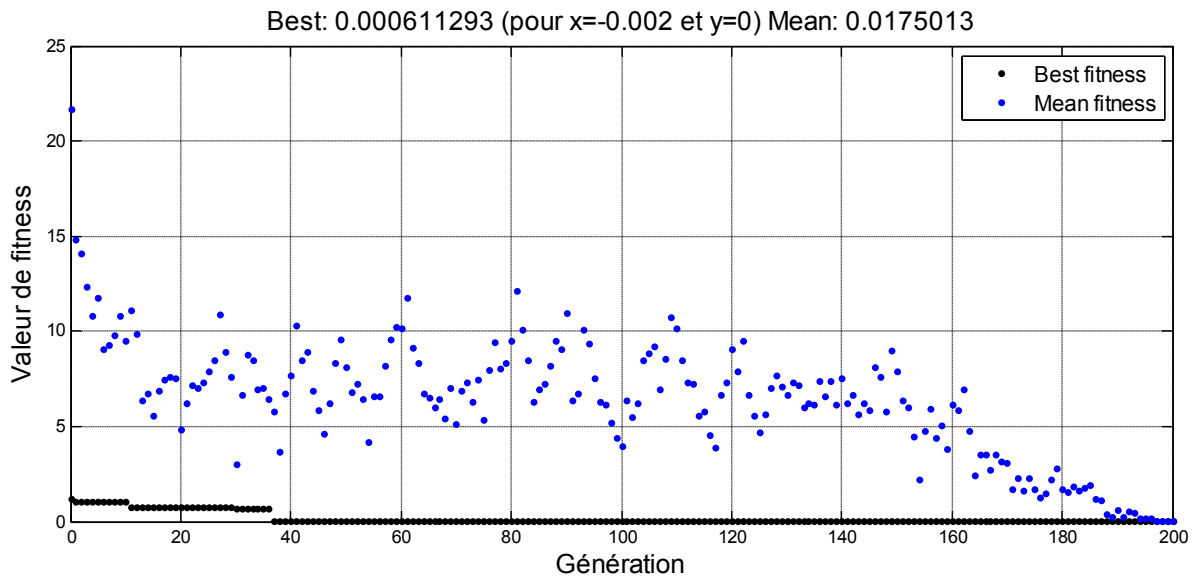


Figure III.9 Convergence de la fonction objective vers l'optimum global (AG).

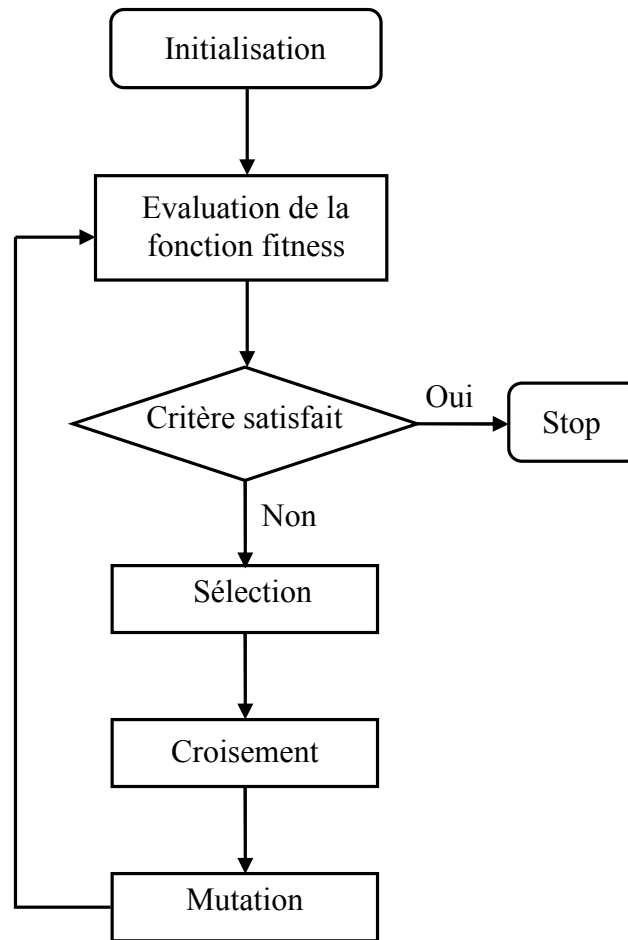


Figure III.10: Organigramme des algorithmes génétiques

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit brièvement les méthodes d'optimisation méta-heuristique. En général, à l'opposée des méthodes déterministes qui convergent vers l'optimum le plus proche qu'il soit local ou global, les méthodes stochastiques (méta-heuristique) convergent, grâce à l'intelligence collective, vers l'optimum *global*. Parmi ces méthodes, les AGS qui ont trouvé une large place d'utilisation à l'engineering et la technique PSO, comme une autre alternative très simple à mettre en œuvre, montrant, récemment, une grande aptitude à résoudre des problèmes d'optimisation dans un grand nombre d'applications.

Chapitre IV

APPLICATION DU FKE

OPTIMISE À L'ESTIMATION

DES ETATS DE LA MSAP



APPLICATION DU FKE A L'ESTIMATION DES ETATS DE LA MSAP

IV.1. Introduction

Que ce soit la commande scalaire, la commande vectorielle ou la commande DTC, pour asservir la vitesse de la charge il faut mesurer celle-ci par l'intermédiaire d'un capteur mécanique. Pour des raisons économiques et techniques, certaines applications imposent d'éliminer ce capteur mécanique. Par exemple dans le domaine des petites puissances, la suppression du capteur mécanique de vitesse peut présenter un intérêt économique et améliorer la sûreté de fonctionnement [18].

Le filtre de Kalman étendu est un observateur stochastique qui peut être utilisé pour l'estimation de l'état et des paramètres du MSAP. Cette estimation est réalisée en prenant les paramètres à estimer comme des états supplémentaires et en formant un vecteur d'état augmenté. Quel que soit le modèle d'état original linéaire ou non linéaire, le modèle d'état augmenté est non linéaire en se basant sur la présence des bruits. Les étapes utilisées pour l'estimation du vecteur d'état sont les suivants :

- Sélection du modèle de la MSAP.
- Discrétisation du modèle du système.
- Détermination des matrices de covariances des bruits Q, R et d'état P.
- Implantation de l'algorithme du FKE.

IV.2. Estimation des états de la machine

L'estimation des variables internes d'un système en se basant sur un modèle approché, comme par exemple l'estimation des couples ou des courants dans la machine synchrone à aimants permanents sur la base du modèle de Park, peuvent donner dans certains cas des informations

IV.2.1. Le modèle continu non linéaire étendu de la MSAP

Le FKE comme n'importe quel observateur est basé sur le modèle du système. Dans cette partie nous présenterons le modèle dynamique de la MSAP étendu qui décrit par des équations différentielles non linéaires, avec 4 variables deux variables électriques (courants I_d et I_q), et deux variable mécanique (vitesse de rotation ,la position du rotor) . Ce modèle est non linéaire puisque le vecteur d'état est étendu à la vitesse mécanique de rotation. Le modèle précédemment développé est donné par :

$$f(X, u, t) = \begin{cases} \frac{di_{ds}}{dt} = \frac{V_{ds}}{L_d} - \frac{R_s i_{ds}}{L_d} + \omega_r L_q \frac{i_{qs}}{L_d} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = \frac{V_{qs}}{L_q} - \frac{R_s i_{qs}}{L_q} - \omega_r L_d \frac{i_{ds}}{L_q} + \frac{\omega_r}{L_q} \phi_f \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{3}{2J} p^2 [(L_d - L_q) i_{ds} i_{qs} + \phi_f i_{qs}] - \frac{C_r p}{J} - \frac{f_c p \omega_r}{J} \\ \theta = \frac{d\omega_r}{dt} \end{cases} \quad (IV.1)$$

IV.2.2. Discrétisation du modèle continu étendu de la MSAP :

En pratique la MSAP ne peut pas être représentée parfaitement par le modèle (IV.1). Pour tenir compte des incertitudes et des perturbations du système, le modèle stochastique suivant est introduit [11], [22]:

$$\begin{cases} X(k+1) = f[X(k), U(k), k] + w(k) \\ Y(k) = CX(k) + v(k) \end{cases} \quad (IV.2)$$

Où $f[X(k), U(k), k]$ est définie dans le paragraphe précédent et ‘w’ et ‘v’ sont respectivement les vecteurs de bruit sur le système (bruit d’état) et (le bruit sur les mesures) dont leurs valeurs moyennes sont nulles.

Nous supposons que temps T_s est très petit comparé à la dynamique de système. Le modèle discret stochastique du MSAP est donné par :

Si le système dynamique non linéaire de moteur est représenté :

$$f(X(K), u(K), w) = [I_d \quad I_q \quad \Omega \quad \theta]^T = [f_1 \quad f_2 \quad f_3 \quad f_4]^T$$

$$\begin{bmatrix} \left(1 - Ts \frac{R_s}{L_d}\right) I_d + P\Omega Ts \frac{L_q}{L_d} I_q + Ts \frac{1}{L_d} V_d + w1 \\ \left(-P\Omega Ts \frac{L_d}{L_q}\right) I_d + \left(1 - Ts \frac{R_s}{L_q}\right) I_q - Ts \frac{\phi_{sf}}{L_q} P\Omega + Ts \frac{1}{L_q} V_q + w2 \\ PT_s \frac{L_d - L_q}{J} I_q I_d + PT_s \frac{\phi_{sf}}{J} I_q + \left(1 - Ts \frac{f}{J}\right) \Omega - Ts \frac{1}{J} C_r + w3 \\ Ts \Omega + \theta + w4 \end{bmatrix} \quad (IV.3)$$

Et :

$$h = \begin{bmatrix} I_d + v1 \\ I_q + v2 \end{bmatrix} \quad (IV.4)$$

IV.2.3. Réglage des matrices de covariance Q et R

Ce sont via ces matrices que passeront les différents états mesurés, prédits et estimés. Leur but est de minimiser les erreurs liées à une modélisation approchée et à la présence de bruits sur les mesures. Ce réglage requiert une attention particulière et seul un réglage en ligne permet de valider le fonctionnement du filtre. Cependant, quelques grandes lignes permettent de comprendre l’influence du réglage de ces valeurs par rapport à la dynamique et la stabilité du filtrage.

La matrice Q liée aux bruits entachant l'état, permet de régler la qualité estimée de notre modélisation et de sa discrétisation. Une forte valeur de Q donne une forte valeur du gain Réduisant l'importance de la modélisation et de la dynamique du filtre. La mesure possède alors un poids relatif plus important. Une trop forte valeur de Q peut cependant créer une instabilité de l'observateur.

La matrice R règle quant à elle le poids des mesures. Une forte valeur indique une grande incertitude de la mesure. Par contre, une faible valeur permet de donner un poids important à la mesure. Cependant, il faut faire attention au risque d'instabilité aux faibles valeurs de R.

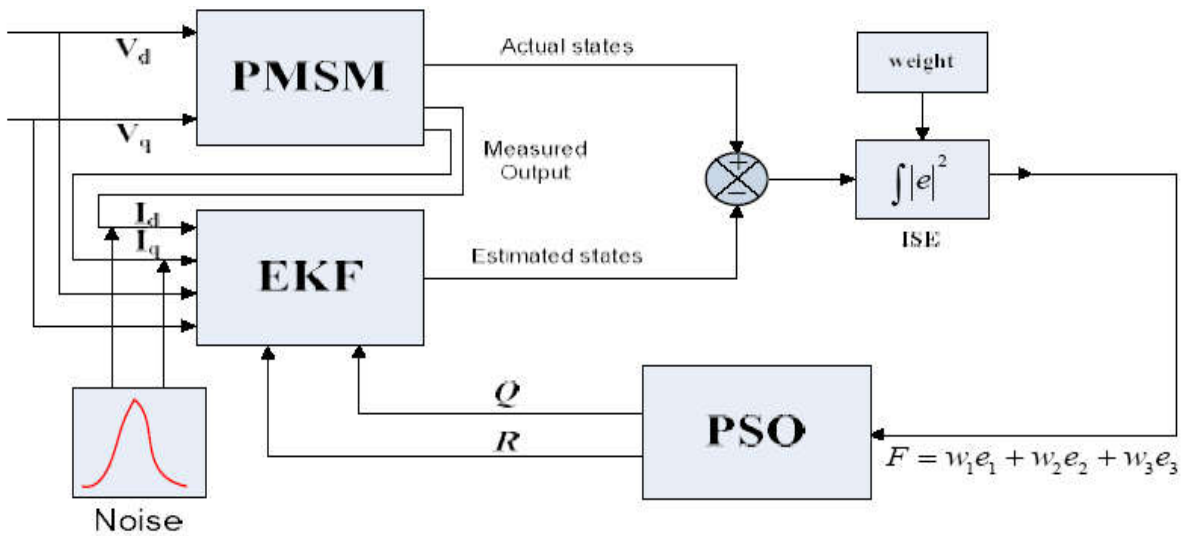


Figure IV.1: Schéma bloc d'optimisation des paramètres offline du FKE par PSO [14]

Comme les courants dans le référentiel (d, q) ont la même dynamique les deux premiers éléments de la diagonale de Q sont égaux ($q_{id} = q_{iq} = q_1$) et pour les autres variables on prend ($q_w=q_2$ et $q_\theta=q_3$). La même chose pour les deux éléments diagonaux dans R sont égaux ($R_{id} = R_{iq} = R_1$).

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_2 \end{bmatrix} \tag{IV.5}$$

$$R = \begin{bmatrix} r_1 & 0 \\ 0 & r_1 \end{bmatrix} \tag{IV.6}$$

Ces deux matrices seront ajustées par l'une des méthodes d'optimisation adoptée à savoir la technique PSO ou celle des AG.

IV.2.4. Détermination des matrices F et H :

Les matrices de linéarisation F et H nous permettent d'alinéatiser le système en chaque instant de fonctionnement. Elles sont données comme suit :

$$F = \frac{\partial f(x,u)}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 - Ts \frac{R_s}{L_d} & P\Omega Ts \frac{L_q}{L_d} & TsP \frac{L_q}{L_d} I_q & 0 \\ -P\Omega Ts \frac{L_d}{L_q} & 1 - Ts \frac{R_s}{L_q} & -\frac{Ts}{L_q} P(L_d I_d + \varphi_f) & 0 \\ PTs \frac{L_d - L_q}{J} I_q & PTs (\frac{L_d - L_q}{J} + \frac{\varphi_f}{J}) & 1 - Ts \frac{f}{J} & 0 \\ 0 & 0 & Ts & 1 \end{bmatrix} \quad (IV.7)$$

$$H = \frac{\partial f(x,u)}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (IV.8)$$

IV.2.5. Implantation de l'algorithme du FKE discret

Maintenant que le modèle du système est considéré en présence des incertitudes d'état et de mesure, l'algorithme de FKE peut être exécuté en utilisant une structure de prédiction -correction illustrée par la Figure (IV.2).

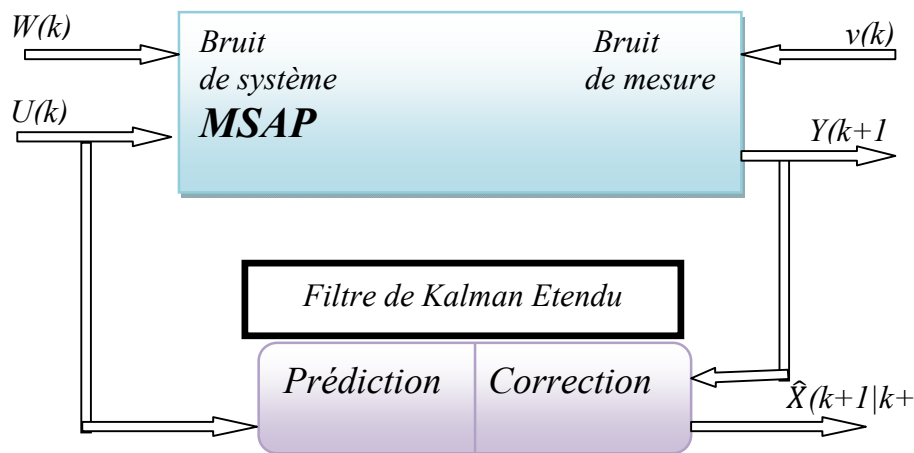


Figure IV.2 : La Structure globale du FKE [14]

IV.3. Résultats de simulation

Après avoir établi un modèle de la machine synchrone a aimant permanent (IV.1), un programme a été développé en utilisant MATLAB 7.1 pour simuler son comportement en boucle ouverte (Les paramètres de cette machine se trouvent dans l'annexe I). Les simulations obtenues à vide et en charge sont représentées sur les figures suivantes :

Tableau(IV.1) Résultats de simulation de l'ensemble MSAP_EKF avec la technique PSO (taille population=20)

Nombre d'itérations	2	5	10	20
Valeurs des éléments des matrices Q et R	q1= 0.4280 q2= 0.8766 q3 = 1.0052 r1 = r2=0.2775	q1= 0.1699 q2= 22.2273 q3 = 0.7362 r1 = r2=0.5961	q1=0.0533 q2=6.9521 q3=3.7716 r1=r2=25.8251	q1=0.4006 q2=0.3088 q3=11.3699 r1=r2=41.1692
MSE	0.0787	0.0529	0.0512	0.0149

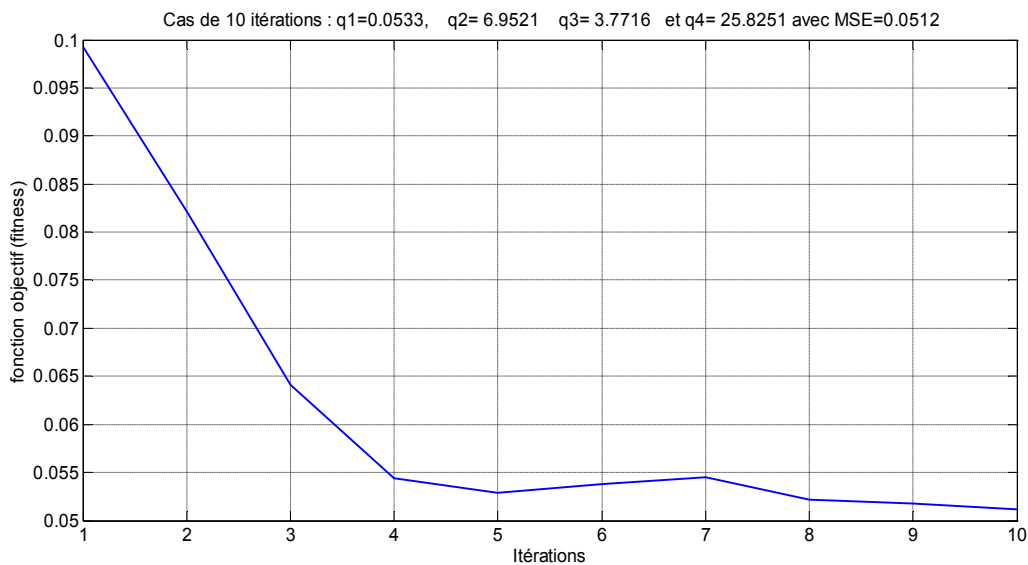


Figure IV.3 : Convergence de la fonction objectif (MSE) pour le cas de 10 itérations (Méthode PSO-EKF avec C1=2, C2=2 et w=0.8)

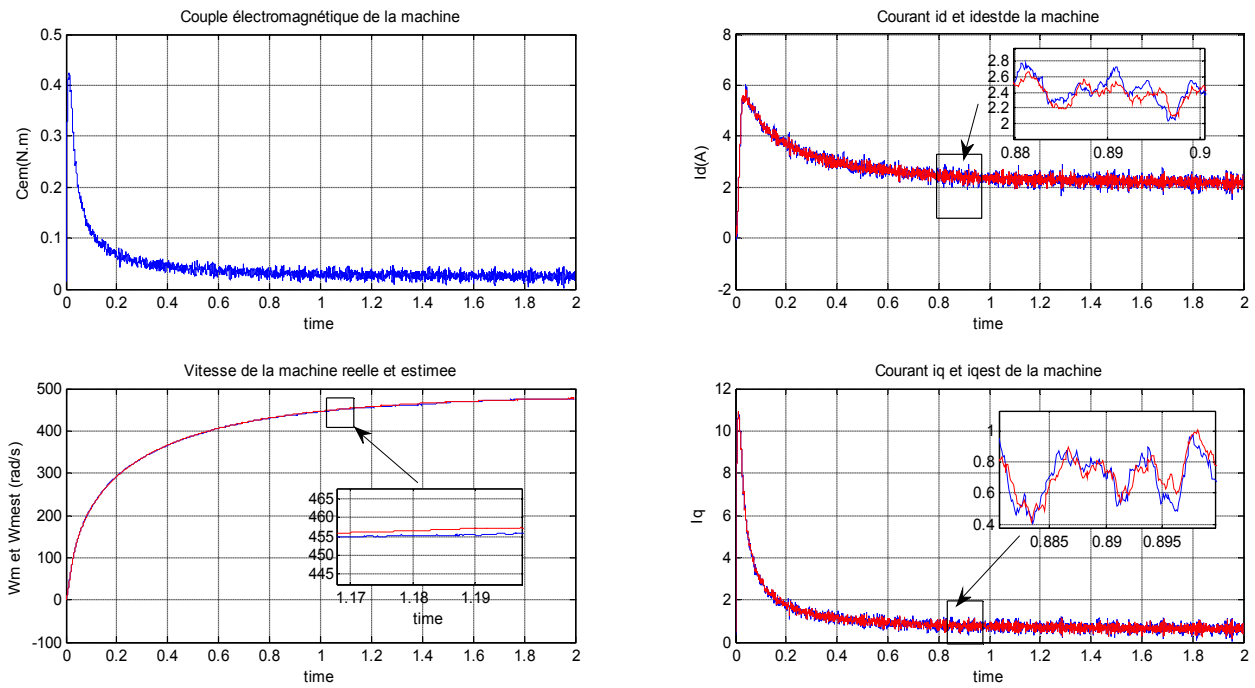


Figure IV.4 : Evolution des grandeurs de la MSAP réelles et estimées pour un fonctionnement à vide ($C_r=0$) cas de 5 itérations avec ($r=1e-1$ et $q=1e-3$)

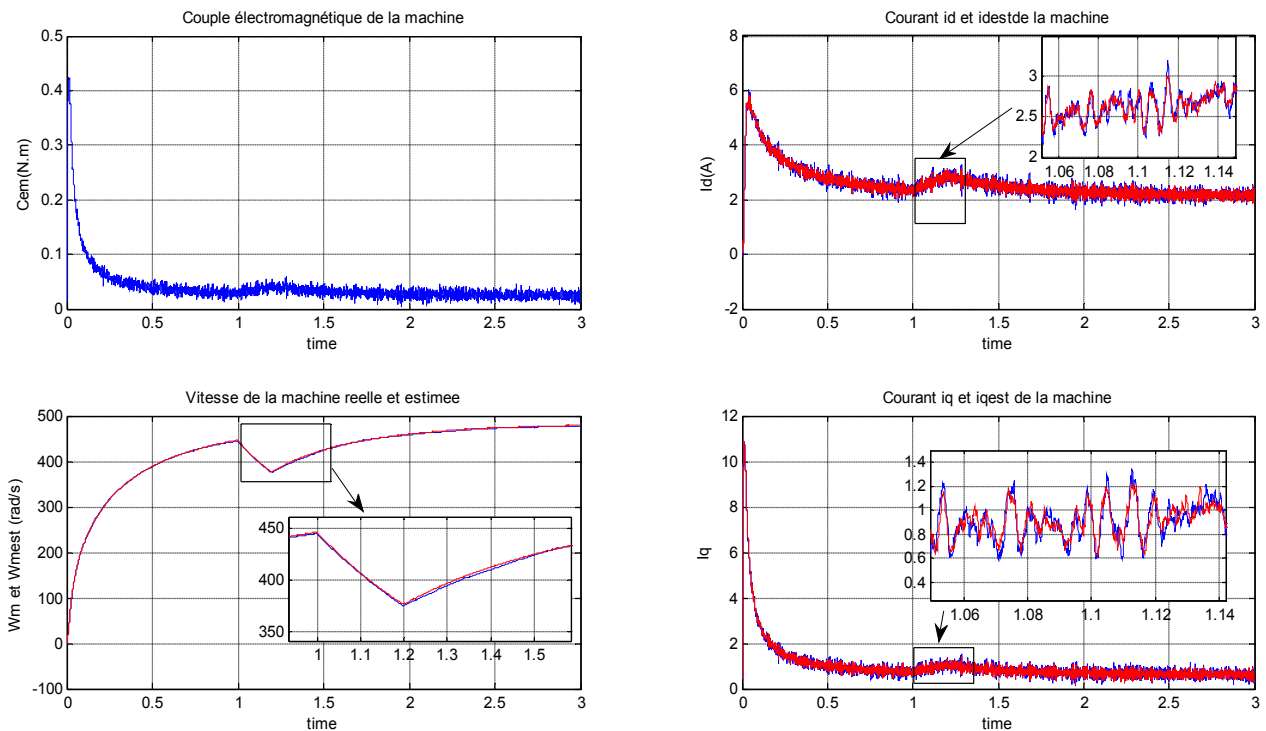


Figure IV.5 : Evolution des grandeurs de la MSAP réelles et estimées pour un fonctionnement à vide puis en charge ($C_r=0.05N.m$ appliqué entre $t=1$ et $1.6s$) cas de 5 itérations avec $r=1e-1; q=1e-3$

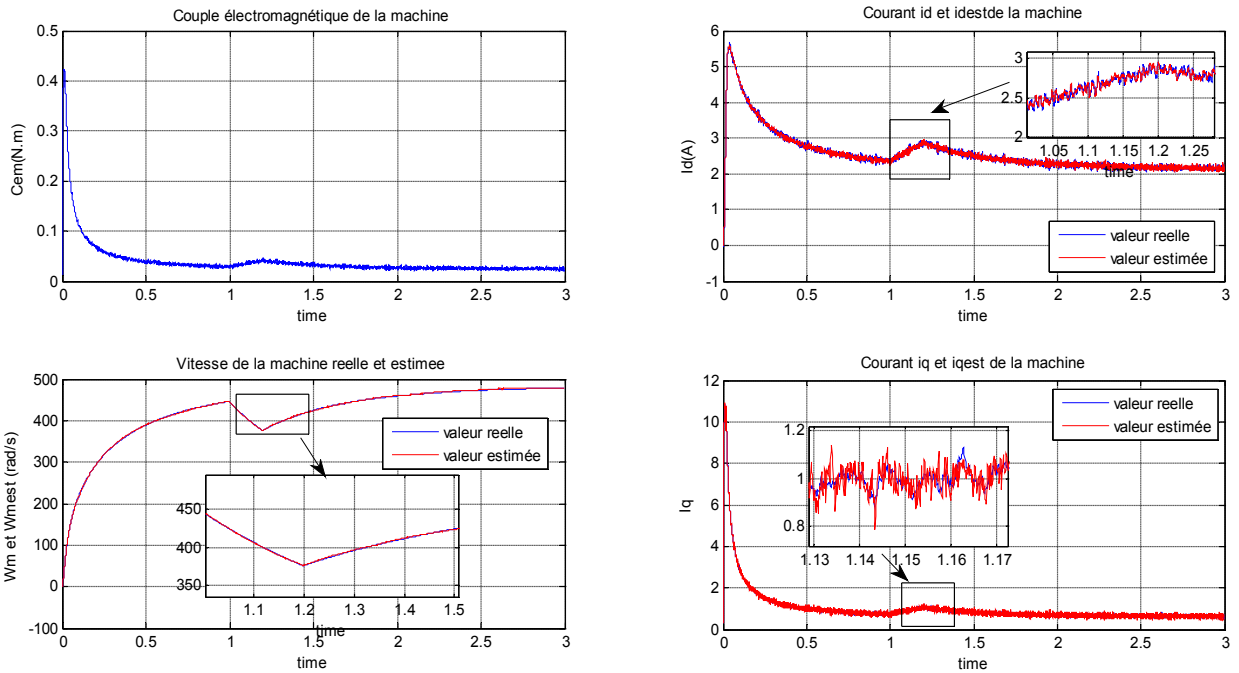


Figure IV.6 : Evolution des grandeurs électromécaniques réels et estimés de la MSAP obtenus par FKE optimisé par la méthode PSO (cas de 10 itérations avec $C1=2$, $C2=2$ et $w=0.8$)

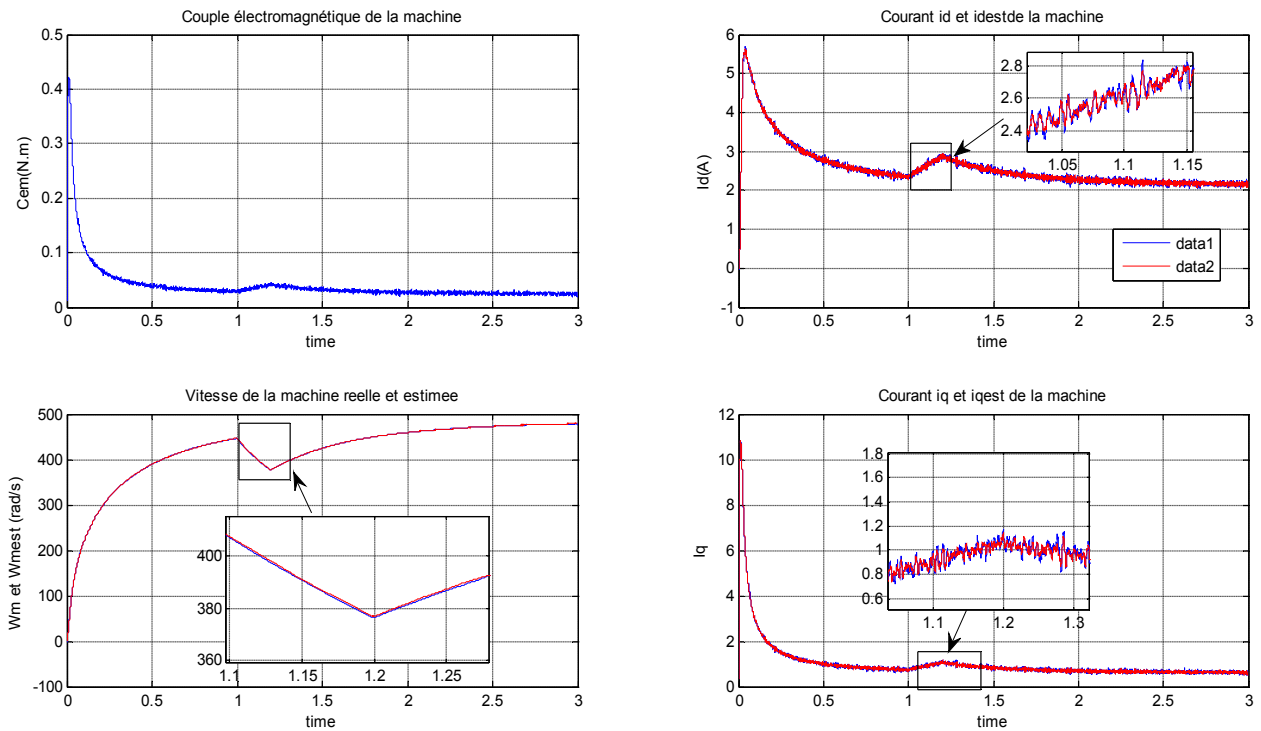


Figure IV.7 : Evolution des grandeurs électromécaniques réels et estimés de la MSAP obtenus par FKE optimisé par la méthode PSO (cas de 20 itérations avec $C1=2$, $C2=2$ et $w=0.8$)

Tableau (IV.2) Paramètres du FKE obtenus par simulation de l'ensemble MSAP_EKF avec la technique AGS pour la même taille de population (20)

Nombre Générations	5	10	20
Valeurs des éléments des matrices Q et R	q1= 0.454 q2= 0.032 q3 = 0.444 r1 = r2=0.811	q1=0.044 q2=0.064 q3=0.671 r1=r2=1.237	q1=0.117 q2=0.036 q3=0.223 r1=r2=2.231
MSE	0.0464	0.0200	0.0119

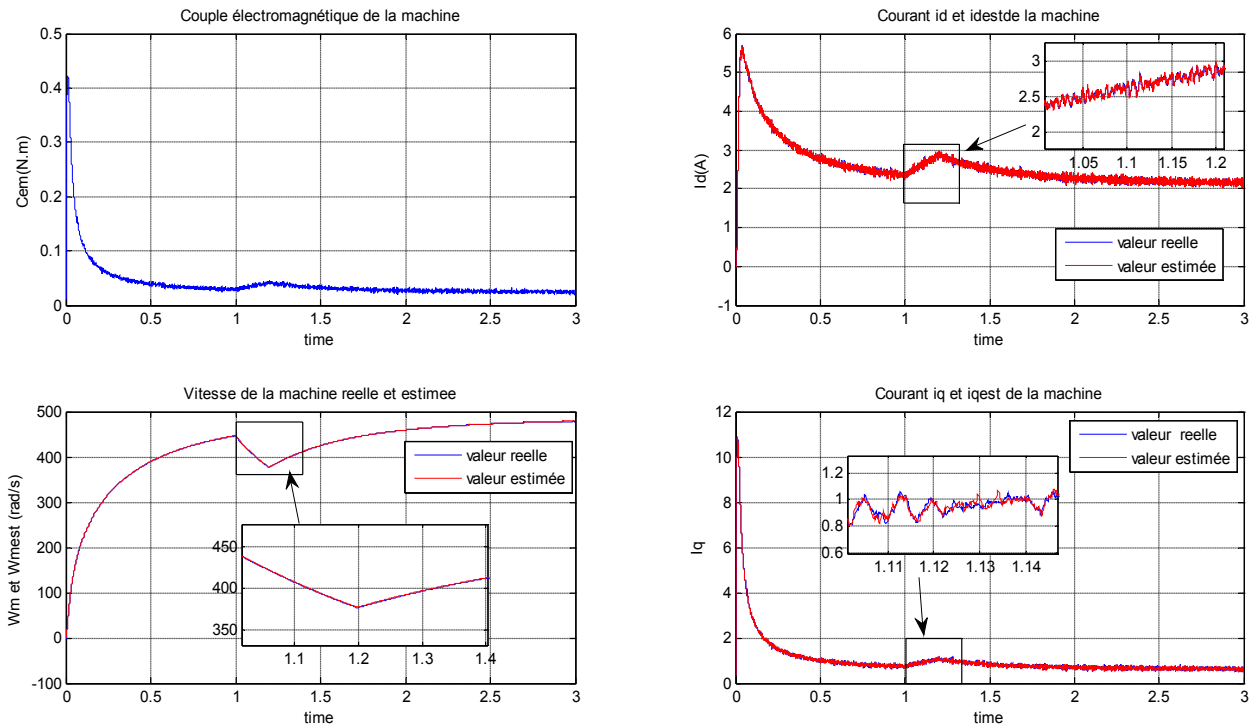


Figure IV.8 : Evolution de grandeurs électromécaniques réelles et estimés de la MSAP obtenus par FKE optimisé par la technique des AGs (cas de 20 itérations)

IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les propriétés statiques et dynamiques de la commande sans capteurs de vitesse de la machine synchrone à aimant permanent (MSAP) en utilisant le filtre de Kalman étendu à l'aide du logiciel MATLAB/Simulink, et les technique intelligente (PSO et GAs) pour améliorer les performances du système entier. Généralement, pour tous les types de méthodes, les résultats de simulation obtenus pour l'estimation du vecteur d'état notamment la vitesse sont très satisfaisants de point de vue erreur d'estimation, dans n'importe quelle condition de fonctionnement (à vide, en charge,...).

Conclusion Générale



Conclusion générale et perspectives

Dans le travail présenté dans ce mémoire, nous avons exposé et traité le problème du réglage des paramètres du filtre Kalman en vue de l'estimation d'état d'une MSAP. Pour cela nous avons opté pour l'utilisation de deux techniques d'optimisation à savoir : La technique d'essaim de particules (PSO) et la technique des algorithmes génétiques (GA).

Nous avons scindé notre travail en quatre parties essentielles : Dans le premier chapitre, nous avons présenté la modélisation de la MSAP par la transformation de PARK dans le repère (d, q).

Dans Le deuxième chapitre nous avons présenté les observateurs déterministes (observateur de Luenberger) et les observateurs stochastiques (observateur de Kalman). Nous avons focalisé notre étude sur le filtre de Kalman étendu. Ainsi, une étude théorique du filtre de Kalman étendu a été menée.

Dans le troisième chapitre, les différentes méthodes d'optimisation existantes ont été recensées afin d'analyser leurs performances respectives. Nous avons exposé brièvement les méthodes d'optimisation déterministes et stochastiques. En général, les méthodes déterministes convergent vers l'optimum le plus proche qu'il soit local ou global. A l'opposée, les méthodes stochastiques convergent, grâce à l'intelligence collective, vers l'optimum global. Parmi ces méthodes stochastiques, les Algorithmes Génétiques (AG) qui ont trouvé une large place d'utilisation à l'engineering, la technique d'essaim de particules (PSO), comme une autre alternative très simple à mettre en œuvre. L'efficacité et la robustesse de ces deux techniques appliquée au filtre de Kalman étendu associé à la MSAP a été approuvée.

Les résultats de simulation présentés dans le chapitre IV montrent que la qualité de l'estimation d'état de la MSAP en utilisant le filtre de Kalman étendu a été améliorée considérablement avec le réglage des matrices de covariance des bruits d'état et de mesure. En effet, l'introduction des techniques d'optimisation à savoir les AGs et la technique PSO nous a permis par minimisation d'une fonction objectif (MSE) de déterminer d'une manière rapide et efficace les valeurs de Q et R les plus appropriées au FKE. Notre présent travail ouvre la voie aux perspectives suivantes :

Implémentation des algorithmes de Kalman sur DSP pour estimation en temps réel des états et paramètres de la MAS et exploitation des résultats obtenus pour la commande sans capteurs...etc.

Références bibliographiques

- [1] **A. TITAOUINE, F. BENCHABANE, K. YAHIA, A. MOUSSI**, « Commande d'une machine Synchrones A Aimants Permanents et Estimation de ces paramètres en utilisant le Filtre de Kalman Etendu ». Courrier du Savoir, article Biskra, Décembre 2006.
- [2] **BOURAS Mohammed**, « Commande non linéaire d'une machine synchrone à aimants permanents avec observation en utilisant le filtre de Kalman étendu PFE, université M'sila, 2013
- [3] **Said Barkat, Abdelhalim Tlemçani, and Hassan Nouri**, « Non interacting Adaptive Control of PMSM Using Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems ». Senior Member, IEEE, October 2011.
- [4] **Ayan Mahmoud M.** « Observation et diagnostic de processus industriels à modèle non linéaire application aux machines électriques » Thèse de Doctorat École centrale de NANTES (FRANCE), juillet 2010.
- [5] « **Modélisation et commande des moteurs triphasés' commande vectorielle des moteurs synchrones – commande numérique par contrôleurs DSP' Edition ellipses, 2000.**
- [6] **ASUAJE. M.**, « Méthodologie et optimisation dans la conception et l'analyse des performances des turbomachines a fluide incompressible ». Thèse de doctorat de l'école nationale supérieure d'arts et métiers, centre de paris, Juillet 2003.
- [7] **Zedong ZHENG**, « Commande à haute performance et sans capteur mécanique du moteur synchrone à aimants permanents ». Thèse de doctorats
- [8] **F. Blaabjerg, J. K. Pedersen, P. Thogersen, et al. A sensorless, stable**, « V/f control method for permanent-magnet synchronous motor drives ». IEEE Transactions on Industry Applications, 2003
- [9] **J. I. Itoh, N. Nomura, H. Ohsawa. A comparison between**, « V/f control and position-sensorless vector control for the permanent magnet synchronous motor ». Proceedings of the Power Conversion Conference, 2002
- [10] **François Poulain**, « Observation d'un moteur synchrone à aimants permanents pour une commande sans capteur ». mémoire juin 2007
- [11] **Merzoug Med Salah**, « Etude comparative des performances d'un DTC et d'un FOC d'une Machine synchrone à aimants permanents (MSAP) ». Mémoire de Magister, Université de Batna.
- [12] **Maheswara Rao Chintala, Ramana Pilla, Ayya Rao SLV Tummala**, « Tuning of Extended Kalman Filter for Speed Estimation of PMSM Drive using Particle Swarm Optimization ». Article (IJAIEEM), 7 Juillet 2016.
- [13] **SAHRAOUI Dahmane**, « Estimation par Filtre de Kalman Etendu des Etats et paramètres De La Machine Asynchrone En Vue De Détection Des Défauts » Mémoire de Master, Université, Msila, 2013.
- [14] **Andry Pinto, Hugo Alves, Inês Domingues, Luis Rocha, Susana Cruz**, «The Particle Swarm Optimization Algorithm ». Decision Support 2010-2011.
- [15] **Ichalal D., et al Jun** « Diagnostic des systèmes non linéaires par approche multi-modèle » Workshop Surveillance, Sûreté et Sécurité des Grands Systèmes, 3SGS'08, Troyes. FRANCE
- [16] **BOUSSAÏD Ilham**, «Perfectionnement de metaheuristiques pour l'optimisation continue ». Université Paris-Est CRETEIL, 2013.

- [17] **BACHIR BOUIADJRA Rouchdi**, « Commande robuste des systèmes non linéaires ». Thèse de doctorat, Université Oran, 2015.
- [18] **Guillaume CALAS**, « Optimisation par essaim particulière ». Spécialisation Sciences Cognitives et Informatique Avancée
- [19] **MEZAACHE F., MENASRI A.** « Implémentation des " RNA "sur "FPGA" pour le diagnostic des défaillances de la machine asynchrone en utilisant la Co-simulation » Mémoire de fin d'études diplôme d'ingénieur Université de M'SILA (ALGERIE) 2009.
- [20] **NAIT Slimane B.** « Synthèse d'observateurs non linéaires : Application au diagnostic de défauts » Mémoire de Magister Université Mouloud Mammeri de TIZI-OUZOU (ALGERIE)
- [21] **PAULY. C**, (THECNIQUE COMPACT), « Pompes et systèmes (seul le retour sur investissement compte) ». Directoire recherche et Développement. Décembre 2002.
- [22] **NABTI. Kh**, « Stratégies de commande et techniques intelligentes appliquées aux machines de type synchrone ». Thèse de doctorat, Université Mentouri Constantine, Décembre.2010.

Annexe A

Les Paramètres de la machine Utilisée pour la simulation sont :

Puissance nominale	0.1 kW
Tension nominale	28 V
Flux des aimants	0.013 wb
Inductance cyclique	$L_d=L_q=0.0121 \text{ H}$
Nombre de paires de pôles	$p=2$
Résistance d'une phase statorique	$R_s=3.4\Omega$
Coefficient de frottements	$f_r=5.10^{-5} \text{ N.s/rad}$
Couple résistant nominal	$C_r=0.05 \text{ N.m}$
Moment d'inertie	$J=0.0001 \text{ N.m.s/rad}$

Intitulé du projet:

Ajustement optimal des paramètres d'un Filtre de Kalman Etendu en vue de l'estimation d'état d'un moteur synchrone à aimants permanents.

Résumé

Ce travail présentera une technique d'estimation d'état et notamment de la vitesse pour un moteur synchrone à aimants permanents (MSAP) sur la base du filtre de Kalman étendu (FKE). En effet, dans le but d'optimiser les matrices de covariance du bruit d'état et de mesure, assurant ainsi la stabilité du filtre et une grande précision dans l'estimation de la vitesse nous avons opté pour l'utilisation de deux méthodes distinctes à savoir la technique d'optimisation d'essaim de particules (PSO) et celle des algorithmes génétiques (GA). L'approche proposée sera réalisée en deux étapes; premièrement les paramètres du FKE seront optimisés d'une manière hors ligne, puis dans la deuxième étape, les valeurs trouvées seront injectées dans la boucle FKE-MSAP afin d'estimer les variables d'état, notamment la vitesse du rotor. Cette approche va contribuer sans doute à améliorer la convergence et la qualité du processus d'estimation. L'ensemble Filtre-MSAP simulé sous Matlab a permis d'avoir des résultats satisfaisants.

Mots clés. MSAP, Estimation d'état, EKF, Optimisation metaheuristiques, PSO, GA.