

REMERCIEMENTS

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE 4

Chapitre -1- Filtrage Optimal

I.1-Historique.....	7
I.2- INTRODUCTION	8
I.3- LES OBSERVATEURS	8
I.3.1- Classification Des Observateurs	9
I.3.1.1- Les observateurs déterministes :	9
I.3.1.2- les observateurs stochastiques :	9
I.3.1.3- les observateurs linéaires :	9
I.3.1.4- les observateurs non linéaires :	10
I.3.2- Observateur Lineaire :	10
I.3.2.2- Filtre de Kalman :	10
I.3.2.3- Filtre de Kalman étendu.....	17
CONCLUSION	19

Chapitre -2- Technique hybride Neuro-Floue

II.1-INTRODUCTION	21
II.2- LES RESEAUX DE NEURONES	21
II.2.1- Prototype biologique.....	21
II.2.2- Neurone formel.....	22
II.2.3 Architecture des réseaux de neurones.....	23
II.2.3.1 Réseaux Statiques	23
II.2.3.2 Réseaux dynamiques.....	24
II.2.4 Apprentissage.....	24
II.2.4.1 Apprentissage Supervisé.....	24
II.2.4.2 Apprentissage Non Supervisé.....	24
II.2.5 Réseaux Multicouches (Perceptron)	25
II.2.5.1 Algorithme de rétro propagation du gradient	26
II.3 LA LOGIQUE FLOUE.....	26
II.3.1 Proposition floue.....	27
II.3.1.1 Variables floues et linguistiques	28
II.3.1.2 Fonction d'appartenance	28
II.3.1.3 Opérateurs sur les ensembles flous	29
II.3.1.4 Règles Floues.....	30
II.4. SYSTEMES HYBRIDES NEURO-FLOUS	32
II.4.1 Premier type	33
II.4.1.1 Codage des sous-ensembles flous.....	34
II.4.2 Deuxième type	35
II.4.3 Troisième type	35

Chapitre -3- Modélisation de la machine asynchrone

III.1 INTRODUCTION	38
III.2 MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	38
II.2.1 Hypothèses simplificatrices	39
III.2.2 Equations générales de la machine.....	39
III.2.2.1 Equation liée au stator	39
III.2.2.2 Equation liée au rotor	39
III.2.2.3 Equations du couplage électromagnétique	39

III.2.2.4 Equation du couple électromagnétique.....	40
III.2.3 Transformation de Park	41
III.3 Alimentation et onduleur M.L.I.....	45
III.3.1 Composition du système de tension tri phasée.....	46
III.3.2 La commande (pwm).....	47
III.4 IDENTIFICATION DES PARAMETRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	49
III.4.1 Equations d'état.....	49
III.5 CONCLUSION	51

Chapitre -4- Simulation

IV.1 INTRODUCTION.....	53
VI.2 APPLICATION DU FILTRE DE KALMAN ETENDU.....	53
VI.2.1 Simulation de la machine asynchrone.....	54
IV.2.2 Augmentation du vecteur d'état	59
IV.2.3 Choix des matrices de covariance des bruits.....	63
IV.3 APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES	66
IV.4 APPROCHE NEURO-FLOUE	69
IV.5 CONCLUSION	71
 CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	 73
 BIBLIOGRAPHIE	 76

RESUME.

Introduction

Générale

INTRODUCTION GENERALE

Suite à la progression rapide des nouvelles technologies, les systèmes industriels sont de plus en plus complexes et l'opération de diagnostic et de la surveillance est devenue indispensable pour assurer la sûreté de fonctionnement et la disponibilité de ces systèmes.

Bénéficiant des outils déjà existants, la recherche dans ce domaine a connu une évolution très importante qui lui a permis de développer plusieurs méthodes donnant une solution aux problèmes de l'estimation, détection et de la surveillance. Dans certains systèmes complexes, la phase de détection et de localisation d'un ou de plusieurs paramètres est nécessaire mais n'est pas suffisante pour garantir la sûreté de fonctionnement car il est indispensable de modifier la loi de commande en temps réel afin de maintenir la stabilité du système et de garantir ainsi un fonctionnement acceptable.

La théorie de l'estimation est un champ thématique de la théorie des statistiques qui regroupe les techniques permettant l'estimation de la valeur d'un ensemble de paramètres inconnus à partir d'un ensemble d'observations contenant de l'information sur ces paramètres. Ces techniques, sont très efficace, que ce soit pour terminer les modélisations des processus physiques ou pour déterminer et surtout prévoir l'état du système.

Il existe actuellement deux grandes approches : variationnelle basé sur la théorie du contrôle optimal et séquentielle basé sur la théorie de l'estimation statistique optimale.

Les machines asynchrones, de par leur robustesse et leur rapport poids/puissance, sont largement utilisées en milieu industriel. Assurer leur continuité de fonctionnement nécessite la mise en place de programmes de maintenances préventives et correctives. En effet, la fiabilité et la sûreté de leur fonctionnement permettent en partie d'assurer la sécurité des personnes, la qualité du service et la rentabilité des installations.

Certaines utilisations des moteurs asynchrones ne tolèrent pas les pannes intempestives, ces pannes peuvent être dues aux moteurs et être d'origine mécanique ou électrique et magnétique. Les imperfections peuvent aussi être dues à d'autres éléments de l'entraînement, citons par exemple des défauts dans l'alimentation, dans la charge ou dans les réducteurs mécaniques.

Les défauts qui apparaissent dans la machine électrique ont des causes variées. Afin d'éviter des arrêts intempestifs, il est possible d'effectuer une maintenance périodique durant laquelle les éléments de la chaîne sont remplacés après une durée d'utilisation finie.

L'inconvénient est que les éléments d'un système ne sont pas à l'abri d'une panne et que leurs durées de vie ne peuvent être définies au préalable, d'autre part, cette méthode paraît coûteuse en temps d'arrêt et en produits. Le développement d'outils ou de capteurs de surveillance et de détection de pannes paraît une solution coûteuse à l'investissement, mais elle s'amortit sur le temps. De plus le remplacement des capteurs par des outils logiciels rend la surveillance en ligne moins coûteuse

Dans une machine asynchrone, un défaut physique n'est pas évident à localiser avec des capteurs, surtout si le défaut se trouve au rotor à cause du mouvement de ce dernier. Effectuer la surveillance en utilisant des observateurs ne nécessite pas de modifications dans la fabrication des moteurs, par contre, l'efficacité de la méthode réside dans le choix des paramètres significatifs et de la possibilité de les observer.

Des recherches intenses ont donc été menées dans plusieurs laboratoires pour remédier au problème. Atkinson (1991) propose une solution basée sur le filtre de Kalman étendu, dont le principe consiste à augmenter le vecteur d'état avec le paramètre à estimer. Ensuite, plusieurs auteurs (Chan, 1990; Salvatore, 1993; Wade, 1997; Zai, 1992) ont exploité la même idée pour conduire leurs recherches et les résultats publiés montrent l'efficacité de l'algorithme du filtre de Kalman étendu. [1],[2]

L'objectif de ce travail est d'estimer des grandeurs et des paramètres internes d'un système intrinsèquement non linéaire par l'application de différentes méthodes classiques et intelligentes : le filtre de Kalman étendu, les réseaux de neurones et la technique hybride Neuro-floue.

Le premier chapitre présente les différents types d'observateurs linéaires et non linéaires qui effectuent le suivi des paramètres des systèmes. Dans le second chapitre nous avons présenté les nouvelles approches pour l'estimation telle que l'approche neuronale et l'approche hybride Neurofloue. Le troisième chapitre est consacré à la modélisation de la machine asynchrone selon le référentiel choisi, et l'augmentation du vecteur d'état de cette machine d'un système linéaire à un système non linéaire. Finalement le quatrième chapitre présente la simulation de la machine et l'application des différentes méthodes pour l'estimation, et en termine par une conclusion générale et les perspectives.

Chapitre I



Le filtrage optimal

I.1-HISTORIQUE

Les origines véritables de la théorie de l'estimation remontent aux travaux de C-F Gauss (1795) et A-V Legendre (1810) qui développèrent presque simultanément la méthode des moindres carrés et l'appliquèrent à l'estimation des paramètres de l'orbite de la planète Cérès. La méthode des moindres carrés fut ainsi la première méthode d'estimation optimale fournissant de plus un lien entre sciences théoriques et sciences expérimentales, elle a donné aux praticiens une méthode pratique afin d'estimer les paramètres inconnus de modèles théoriques.

Historiquement depuis les travaux de Gauss, peu de progrès furent faits après, jusqu'à ce que R.A Fischer (1912) introduise l'approche du maximum de vraisemblance qui fut principalement utilisée par les statisticiens.

A partir de la fin des années trente les progrès effectués en théorie des probabilités et des processus stochastiques avec les travaux de A.N Kolmogorov permirent de considérer la théorie de l'estimation sous un angle nouveau.

Kolmogorov rétablit ainsi les fondations de la théorie de la mesure ce qui reste encore de nos jours la base mathématique de la théorie des probabilités et des processus stochastiques. Kolmogorov et N. Wiener sont tous deux crédités de la naissance de la théorie de la prédiction, du filtrage des processus de Markov et de la théorie des processus ergodiques. Ce dernier dans les années 40 résolut le problème du filtrage linéaire continu au sens des moindres carrés pour les processus stochastiques stationnaires, donnant naissance au filtre de Wiener. Il utilisa pour se faire les fonctions de corrélation et de densité spectrale conduisant à la nécessité de la résolution des équations intégrales de Wiener-Hopf afin de réaliser l'estimateur.

Ces résultats furent étendus durant les années 50-60 à travers des techniques temporelles et fréquentielles avec une prédilection pour ces dernières. Les travaux dont l'orientation fut donnée par les résultats de Wiener ont ainsi clairement dominé la période 1940-1960 jusqu'à l'apparition des travaux de R.E Kalman qui ont dominé la période 1960-1975.

Ils permirent de donner une solution pratique à de nombreux problèmes techniques et particulièrement dans le domaine aérospatial où ils sont appliqués pour la détermination d'orbites ou pour la navigation. Spécifiquement Kalman utilise les techniques d'espace d'état afin d'obtenir des algorithmes numériquement efficaces (d'écrivant le filtre de Kalman), mais également les conditions techniques commandabilité-observabilité pour lesquelles le filtre optimal est stable et robuste. Ces résultats ont conduit à une somme considérable de travaux complémentaires dans les

années 60-70.

Alors que les problèmes d'estimation linéaire recevaient une attention soutenue et des réponses plus ou moins complètes, dans le même temps des études sur les problèmes d'estimation non linéaires étaient lancées. Il était en effet nécessaire de disposer de méthodes d'estimation toujours plus sophistiquées afin de résoudre des problèmes pratiques toujours plus difficiles.

Les procédures d'estimation linéaire ne conduisent effectivement pas à des résultats satisfaisants (divergence des algorithmes) quand elles sont appliquées à des modèles de systèmes intrinsèquement non linéaires. On peut citer comme principaux acteurs de cette évolution Stratonovich Kushner Bellman Kailath. [3]

I.2- INTRODUCTION

L'estimation d'un signal utile $X(k)$ à partir de l'observation d'un autre signal $Y(k)$, avec lequel le premier est corrélé, est un des problèmes les plus importants en traitement de signal et en automatique. Dans de nombreuses applications, le signal $Y(k)$ est une version bruitée ou distordue de $X(k)$, mais il peut aussi être un signal différent qui contient de l'information sur $X(k)$.

Dans des réacteurs biochimiques, il est parfois très difficile, sinon impossible, de mesurer en temps réel les concentrations d'un substrat ou d'une biomasse, mais on peut les estimer à partir de l'observation de la concentration d'un autre substrat qui participe à la réaction et/ou du débit d'un gaz qui est produit par cette réaction. Dans une application de régulation dans un four à verre industriel, on peut vouloir estimer la température en un point inaccessible du four à partir de mesures bruitées de la température en d'autres endroits, connaissant la relation dynamique qui lie ces deux températures entre elles. [4]

I.3- LES OBSERVATEURS

Un observateur est un développement mathématique qui reconstitue les états internes à partir uniquement des données accessibles, c'est-à-dire, les entrées imposées et les sorties mesurées. [5]

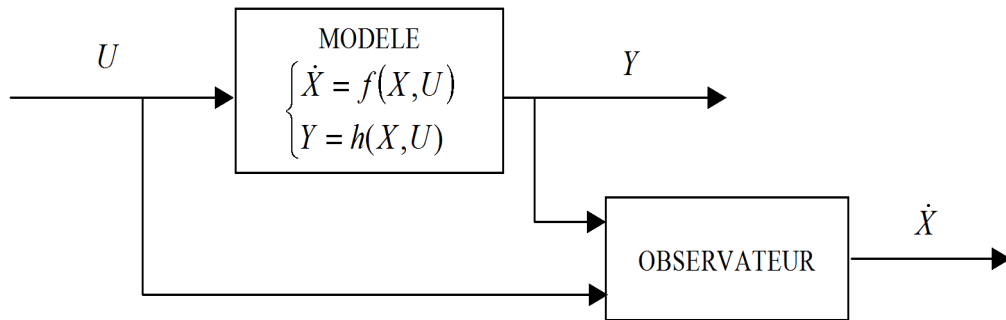


Fig.I. 1 : Topologie de l'observateur

L'observation se fait en deux phases, la première est une étape d'estimation et la seconde est une étape de correction. L'estimation se fait par le calcul des grandeurs d'état à l'aide des modèles proches du système, et la correction se fait par l'addition ou la soustraction de la différence entre les états mesurés et ceux estimés (erreur d'estimation) que l'on multiplie par un gain G . Ce gain régit la dynamique et la robustesse de l'observateur. Donc son choix est important et doit être adapté aux propriétés du système dont on veut effectuer l'observations des états.

Il existe des variantes d'observateurs. Nous dénombrons des observateurs déterministes et d'autres stochastiques, d'autre part ils se départagent en observateurs linéaires et non linéaires.

I.3.1- Classification Des Observateurs

I.3.1.1- Les observateurs déterministes :

Ce sont des observateurs qui ne prennent pas en compte les bruits de mesure et les fluctuations aléatoires des variables d'états (l'environnement est déterministe).

I.3.1.2- 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.

I.3.1.3- les observateurs linéaires :

Ce sont les observateurs dont la construction du gain est basée sur une matrice A du système qui est linéaire et invariant dans le temps. Les observateurs de Luenberger et en mode glissant se basent sur cette approche.

I.3.1.4- les observateurs non linéaires :

Les systèmes peuvent être non linéaires (machine asynchrone). Dans ce cas des observateurs ont été développés pour palier cette difficulté, on les appelle les filtres. La fonction filtrage a pour but essentiel la mise en forme d'un signal donné, c'est à dire l'élimination ou l'atténuation des bruits superposés au signal utile. La mise en œuvre d'une telle fonction a longtemps et essentiellement été l'apanage des électroniciens. Le développement de l'automatique et des calculateurs numériques a élargi le champ des applications où la fonction filtrage est essentielle.

I.3.2- Observateur Lineaire :**I.3.2.1- Observateur de Luenberger :**

Les observateurs de Luenberger peuvent être implantés sur tous les systèmes dont la dynamique des variables d'état est représentée par des équations linéaires.

Cette caractéristique se retrouve directement sur les systèmes linéaires mais aussi indirectement sur certains systèmes non linéaires. Effectivement, certains systèmes sont modélisés par des équations non linéaires mais sont intrinsèquement linéaires puisque la non linéarité peut être supprimée via une injection d'entrée sortie éventuellement généralisée.

Lorsque le modèle du système est écrit sous la forme adéquate, la synthèse d'un observateur de Luenberger est possible. [5]

I.3.2.2- Filtre de Kalman :

Le problème du filtrage est celui de la détermination d'une estime \hat{X}_K , de l'état \hat{X} à partir de la connaissance de l'ensemble de mesures Y_K .

Deux approches peuvent être utilisées pour aborder ce problème :

- le filtre de Weiner utilise l'approche fréquentielle.
- Le filtre de Kalman utilise l'approche temporelle.

Le filtre de Kalman est l'outil de base de l'approche séquentielle pour le problème de l'assimilation des données dans les modèles numériques. Cette technique, de type stochastique, se justifie par le fait que la dynamique du système étudié est chaotique et ressemble donc à un système aléatoire. De plus, l'état initial, étant inconnu, peut être commodément modélisé par un vecteur aléatoire et on peut prendre en compte l'imperfection du modèle par l'introduction d'un terme de bruit aléatoire. Le but du filtre de Kalman est de déterminer la meilleure estimation de l'état du système au vu des données observées.

Le processus doit être décrit par un modèle linéaire sous forme de représentation d'état constitué d'une équation d'état et d'une équation d'observation ou de mesure.

$$\begin{cases} X_K = A \cdot X_{K-1} + B \cdot U_{K-1-n} + W_{K-1} \\ Y_K = C \cdot X_K + V_K \end{cases} \quad 1.1$$

K Représente les instants successifs du temps.

X_K L'état du système de dimension (n).

Y_K La sortie du système de dimension (m).

U_K L'entrée du système de dimension (1).

Le bruit d'état W_K et le bruit de mesure V_K sont supposés blancs, centrés et de variances.

$$\begin{cases} Q_K = E(W_K \cdot W_K^T) = Q_K S_{ij} \\ R_K = E(V_K \cdot V_K^T) = R_K S_{ij} \end{cases} \quad 1.2$$

$$E\{W_i\} = 0 \quad E\{V_i\} = 0 \quad E\{W_{Ki} \cdot V_{Kj}^T\} = 0$$

S_{ij} Représente le symbole de Kronecker définie.

$$\begin{cases} S_{ij} = 1 \text{ si } i = j \\ S_{ij} = 0 \text{ si } i \neq j \end{cases}$$

Q et R sont des matrices symétriques définies positives.

Sous les hypothèses que les différents bruits intervenant dans la modélisation du problème sont blancs et gaussiens, ce problème trouve une solution à travers la théorie du filtre de Kalman modèles en temps discret ou du filtre de Kalman-Bucy modèles en temps continu. [3], [6],[7], [1].

Nous utilisons un système discret, car ce dernier présente un certain nombre d'avantages théoriques.

- plus facile dans le cas discret que dans le cas continu.
- La plupart des applications se font sur calculateurs numériques.
- Les cas traités correspondent à des systèmes à observation discrète.

On peut dériver le filtre de Kalman en se basant uniquement sur le lemme technique qui est énoncé ci-dessous, et qui démontre que des estimateurs de moyenne conditionnelle ont la propriété d'orthogonalité, c'est-à-dire que l'erreur d'estimation est orthogonale (au sens statistique) aux données qui ont servi à calculer l'estimée.

L'état initial x_0 est supposé gaussien

$$x_0 \square N(\bar{x}_0, P_0) \quad 1.3$$

Telle que :

$$E\{X(0) \cdot W_{Ki}^T\} = 0 \quad 1.4$$

$$E\{X(0) \cdot V_{Kj}^T\} = 0 \quad 1.5$$

$$E\{\tilde{X}(0) \cdot \tilde{X}^T(0)\} = P_0 \quad 1.6$$

Et on note aussi :

$$E\{X_K\} = \hat{X}_K \quad 1.7$$

$$E\{Y_K\} = \hat{Y}_K \quad 1.8$$

$$E\{\tilde{X}_{K+1} \cdot \tilde{X}_K^T\} = P_{K+1/K} \quad 1.9$$

$$E\{\tilde{Y}_{K+1} \cdot \tilde{Y}_K^T\} = U_{K+1/K} \quad 1.10$$

Avec

$$\tilde{X} = X - \hat{X} \text{ et } \tilde{Y} = Y - \hat{Y}$$

D'après l'équation 1.1 on obtient

$$E\{X_{K+1}\} = A_d \cdot E\{X_K\} + B_d \cdot U_K$$

Donc

$$P_{k+1} = E\left\{\left(X_{K+1} - E\{X_{K+1}\}\right)\left(X_{K+1} - E\{X_{K+1}\}\right)^T\right\} \quad 1.11$$

$$\Rightarrow P_{K+1} = A_d \cdot P_K \cdot A_d^T + Q$$

On a :

$$Y_K = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_K\} \quad 1.12$$

$$E\{Y_{K+1}\} = C \cdot E\{X_K\}$$

$$U_{k+1} = E\left\{\left(Y_{K+1} - E\{Y_{K+1}\}\right)\left(Y_{K+1} - E\{Y_{K+1}\}\right)^T\right\} \quad 1.13$$

$$\Rightarrow P_{K+1} = C \cdot P_{K+1} \cdot C + R$$

On désire construire un estimateur optimal de X_j que l'on notera $\hat{X}_{j/K}$ ou \hat{X}_j^K qui est l'estimé à l'instant j

$$E\left\{\left(X_j - \hat{X}_{j/K}\right) - \left(X_j - \hat{X}_{j/K}\right)^T\right\} \quad 1.14$$

On considérera trois situations :

- 1- Si $j = K$ on parlera du filtrage optimal.
- 2- Si $j > K$ on parlera de prédiction optimale.
- 3- Si $j < K$ on parlera du lissage optimal.

On ne s'intéressera ici que par le cas où $j = K$ et $j = K + 1$

a- Lemme d'orthogonalité

On a les deux vecteurs aléatoires X et Y qui ensemble forment un vecteur Gaussien tel que :

$$E(X) = m_x \text{ et } E(Y) = m_y \text{ et}$$

$$\text{cov} \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_{xx} & C_{xy} \\ C_{yx} & C_{yy} \end{pmatrix}$$

Alors que :

$$\hat{X} \square E\{X|y\} = m_x + C_{xy} C_{yy}^{-1} (Y - m_y) \quad 1.15$$

En outre l'erreur est indépendant de Y et donc aussi de \hat{X} :

$$E\{\tilde{X}Y^T\} = 0, E\{\tilde{X}\hat{X}^T\} = 0 \quad 1.16$$

La covariance de l'erreur d'estimation est donnée par

$$\text{cov}(\tilde{X}) = C_{xx} - C_{xy} C_{yy}^{-1} C_{yx}$$

On a :

$$E\{\tilde{X}\} = 0$$

En utilisant l'expression (1.7)

$$E\{\tilde{X}(Y - m_y)^T\} = E\{(X - m_x)(Y - m_y)^T\} - C_{xy} = 0 \quad 1.17$$

En résulte que \tilde{X} et Y sont indépendants, et donc $E\{\tilde{X}Y^T\} = 0$ dès l'or on obtient que :

$$E\{X/y\} = E\{\hat{X} + \tilde{X}/y\} = E\{\hat{X}/y\} = \hat{X} \quad 1.18$$

Puisque \hat{X} et \tilde{X} sont indépendants il en résulte que :

$$\text{cov}(X) = \text{cov}(\hat{X}) + \text{cov}(\tilde{X}) \quad 1.19$$

Le filtrage de Kalman permet de résoudre les problèmes de prédiction à un pas et d'estimation de manière récursive dans le temps.

Le problème de filtrage au sens de Kalman est de trouver pour le system dynamique la meilleure estimation de l'état X à l'instant j à partir de l'observation $Y_K = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_K\}$.

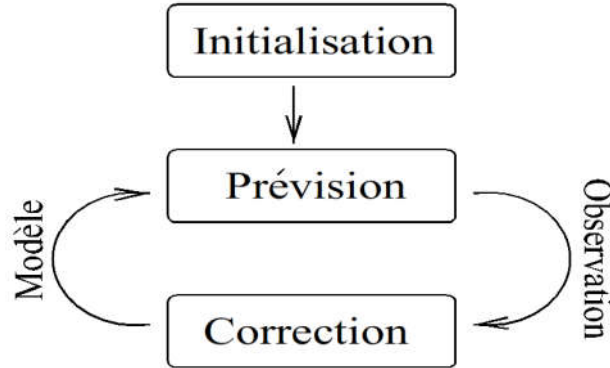


Fig.I. 2 : Les étapes du filtre de Kalman

On résout simultanément un problème de prédiction et un problème d'estimation. La récursivité se décompose en trois étapes :

- Prédiction de X_{K+1} à partir $Y_K = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_K\}$. La valeur prédite sera notée $X_{K+1/K}$ (valeur prédite de X_{K+1} connaissant les observations précédentes $Y_K = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_K\}$ Jusqu'à K).
- Nouvelle mesure Y_{K+1} .
- Estimation de X_{K+1} grâce à $X_{K+1/K}$ et Y_{K+1} , l'estimée sera notée $X_{K+1/K+1}$ [5], [1], [2], [8]

b- Equations du filtre :

Supposons qu'à l'instant K on dispose des mesures $Y_K = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_K\}$ et de l'estimée \hat{X}_{K+1} . Le bruit d'état W_K étant centré et indépendant des $X_0, X_1, X_2, \dots, X_K$, sa meilleure prédiction sera nulle. La meilleure prédiction à l'instant $K+1$ sera donc obtenue en appliquant l'équation de récurrence sans bruit :

$$\begin{aligned}
 \hat{X}_{K+1/K} &= E\{X_{K+1} / \hat{X}_{K/K}\} \\
 \Leftrightarrow \hat{X}_{K+1/K} &= A_d \cdot \hat{X}_{K/K} + B_d \cdot U_K + E\{W_K \cdot \hat{X}_{K/K}\} \\
 \Leftrightarrow \hat{X}_{K+1/K} &= A_d \cdot \hat{X}_{K/K} + B_d \cdot U_K
 \end{aligned}
 \tag{1.20}$$

La matrice de covariance de l'erreur de prédiction est :

$$\begin{aligned}
P_{K+1/K} &= E \left\{ \tilde{X}_{K+1/K} - \tilde{X}_{K+1/K}^T \right\} \\
\Leftrightarrow P_{K+1/K} &= A_d \cdot P_{K/K} \cdot A_d^T + Q
\end{aligned}
\tag{1.21}$$

On déduit une prédiction de la mesure à l'instant $K+1$ par :

$$Y_{K+1/K} = C_{K+1} \cdot X_{K+1/K} \tag{1.22}$$

Une estimation de $\hat{X}_{K+1/K+1}$ est alors obtenue en utilisant un terme correctif

$$\hat{X}_{K+1/K+1} = \hat{X}_{K+1/K} + H_{K+1} \cdot (Y_{K+1} - C_{K+1} \cdot \hat{X}_{K+1/K}) \tag{1.23}$$

H est appelé le gain de Kalman réglant la pondération entre la prédiction et la correction.

Détermination du gain du filtre : [3],[7],[9].

L'estimateur doit être sans biais et à variance minimale :

- biais nul

$$\begin{aligned}
E \left\{ \tilde{X}_{K+1/K} \right\} &= 0 \\
E \left\{ \tilde{X}_{K+1/K+1} \right\} &= 0
\end{aligned}
\tag{1.24}$$

Soit

$$\tilde{X}_{K+1/k+1} = X_{K+1} - \hat{X}_{K+1/k+1} \tag{1.25}$$

$$\begin{aligned}
\tilde{X}_{K+1/k+1} &= X_{K+1} - H_{K+1} \cdot (C_{K+1} \tilde{X}_{K+1/k} + V_{K+1}) \\
\Rightarrow \tilde{X}_{K+1/k+1} &= (1 - H_{K+1} \cdot C) \cdot \tilde{X}_{K+1/k} - H_{K+1} \cdot V_{K+1}
\end{aligned}
\tag{1.26}$$

Et variance minimale (filtre prédicteur et estimateur)

$$\begin{aligned}
P_{K+1/K} &= E \left\{ \tilde{X}_{K+1/K} \cdot X_{K+1/K}^T \right\} \\
P_{K+1/k+1} &= E \left\{ \tilde{X}_{K+1/k+1} \cdot X_{K+1/k+1}^T \right\}
\end{aligned}
\tag{1.27}$$

$$\begin{aligned}
P_{K+1/K} &= A_K \cdot P_{K/K} \cdot A_K^T + Q \\
P_{K+1/K+1} &= (1 - H_{K+1} \cdot C) P_{K+1/K} \cdot (1 - H_{K+1} \cdot C)^T + H_{K+1} \cdot R \cdot H_{K+1}^T
\end{aligned}
\tag{1.28}$$

On remarquera que la première équation ne dépend pas directement de H_K .

C'est donc la deuxième équation qui servira à calculer la valeur de H_{K+1} qui la rend minimale. Après quelques lignes de calculs, on obtient : [7],[8]

$$H_{K+1} = P_{K+1/K} \cdot C_{K+1}^T \left(R + C_{K+1} \cdot P_{K+1/K} \cdot C_{K+1}^T \right)^{-1} \tag{1.29}$$

La valeur du minimum vaut alors

$$P_{K+1/k+1} = (I - H_{K+1} \cdot C_{K+1}) P_{K+1/K} \tag{1.30}$$

On obtient finalement la variance de l'erreur de prédiction

$$P_{k+1/k} = A_k (I - H_k \cdot C_k) P_{k/k-1} \cdot A_k^T + Q \quad 1.31$$

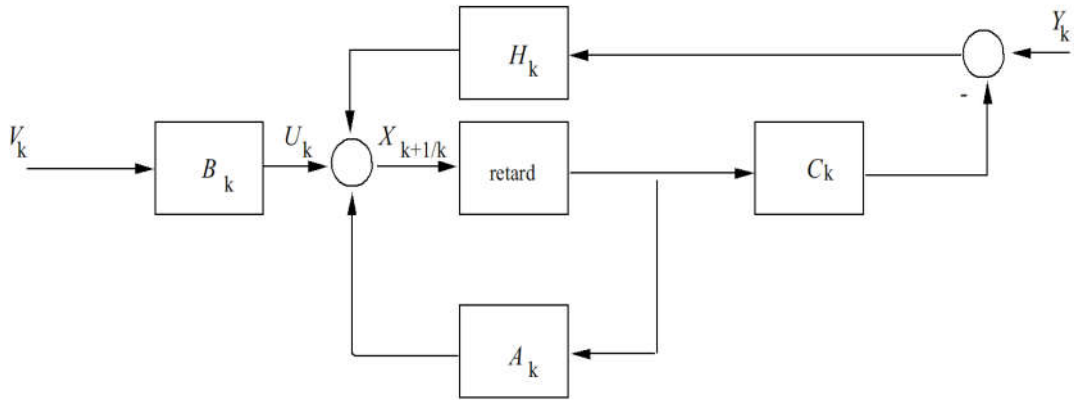


Fig.I. 3 : Structure du filtre de Kalman

Algorithme de l'estimateur de Kalman en temps discret :

-Initialisation :

$$X_{0/0} = E\{X_0\}$$

$$P_{0/0} = P_0$$

-Equation d'état :

$$X_{K+1} = A_d \cdot X_K + B_d \cdot U_K + W_K$$

-Equation de mesure :

$$Y_K = C_d \cdot X_K + V_K$$

-Hypothèse d'indépendance

$$E\{W_i\} = 0 \quad E\{V_i\} = 0$$

$$E\{W_{K_i} \cdot V_{K_j}^T\} = E\{X(0) \cdot W_{K_j}^T\} = E\{X(0) \cdot V_{K_j}^T\} = 0$$

$$E\{\tilde{X}(0) \cdot \tilde{X}^T(0)\} = P_0$$

$$\begin{cases} E(W_K \cdot W_K^T) = Q_K \cdot S_{ij} \\ E(V_K \cdot V_K^T) = R_K \cdot S_{ij} \end{cases}$$

-algorithme de filtrage

$$\hat{X}_{K+1/K+1} = \hat{X}_{K+1/K} + D_{K+1} \cdot (Y_{K+1} - C_{K+1} \cdot \hat{X}_{K+1/K})$$

-matrice de Gain

$$H_{K+1} = P_{K+1/K} \cdot C_{K+1}^T (R + C_{K+1} \cdot P_{K+1/K} \cdot C_{K+1}^T)^{-1}$$

-variance à priori

$$P_{K+1/K} = A_d \cdot P_{K/K} \cdot A_d^T + Q$$

-variance à posteriori

$$P_{k+1/k+1} = P_{K+1/K} + H_{k+1} \cdot C_d \cdot P_{K+1/K}$$

I.3.2.3- Filtre de Kalman étendu [3], [7], [1]

Le filtre de Kalman a été conçu pour des modèles linéaires. Cependant, les modèles physiques (machines asynchrones) sont non linéaires. On doit donc envisager une extension du filtre de Kalman à ces modèles, ce qui complique sérieusement l'estimation de l'état et surtout fait perdre à cette dernière son caractère optimal.

Le principal avantage de l'utilisation d'un modèle linéaire avec des bruits gaussiens pour dériver les équations du filtre de Kalman est que l'état du système devient lui aussi gaussien. Comme une distribution gaussienne est entièrement déterminée à partir de sa moyenne et sa matrice de covariance, le filtre de Kalman ne possède que des équations pour les moments d'ordre 1 (moyenne) et d'ordre 2 (matrice de covariance de l'erreur).

Mais si le modèle est non linéaire, l'état n'est plus gaussien et l'estimateur de l'état ne pourra être déterminé qu'à partir de sa loi (densité) de probabilité. Les moments d'ordre supérieurs à 2 doivent donc être considérés dans les équations du filtre de Kalman. Ce problème est connu sous le nom de filtrage non linéaire optimal. Cependant, sa mise en oeuvre rencontre toujours beaucoup de difficultés lorsque la dimension de l'état est grande.

Plusieurs solutions approchées consistant essentiellement à tronquer les moments d'ordre supérieur à un certain seuil ont été développées. Les filtres obtenus de cette manière ne sont plus optimaux et leurs coûts deviennent prohibitifs même pour des modèles de dimension raisonnable. Le plus célèbre de ces filtres est bien évidemment la version tronquée à l'ordre 2, appelée aussi le filtre de Kalman étendu. Les équations de ce filtre peuvent être aussi obtenues en linéarisant les équations du modèle autour de l'estimation courante de l'état.

Le filtre de Kalman étendu est une extension de l'algorithme de l'estimateur de Kalman linéaire adapté aux systèmes non linéaires, de la manière suivante :

Le système non linéaire se met sous la forme

$$\begin{cases} \dot{X} = f(x,u) + W \\ \dot{Y} = h(x,u) + V \end{cases} \quad 1. 32$$

Avec des opérateurs de transition f et d'observation h non linéaire.

La linéarisation nécessite l'hypothèse que f et h sont deux fonctions différentiables.

On se base sur une linéarisation autour d'un point de fonctionnement.

Le développement en série de Taylor au tour d'un point connu s'écrit

$$\begin{cases} X_{K+1} \approx f(\hat{X}_{K/K}, U_K, k) + \frac{df}{dx}(\hat{X}_{K/K}, U_K, k)(X_{K/K} - \hat{X}_{K/K}) + W_K \\ Y_K \approx h(X_{K/K}, k) + \frac{dh}{dx}(\hat{X}_{K/K}, k)(X_{K/K} - \hat{X}_{K/K}) + V_K \end{cases} \quad 1.33$$

Cette équation peut être écrite sous la forme :

$$\begin{cases} X_{K+1} = F_K \cdot X_K + S_K + W_K \\ Y_K = H_K \cdot X_K + Z_K + V_K \end{cases} \quad 1.34$$

a- Etape de prédiction

$$\begin{aligned} \hat{X}_{K+1/K} &= F(\hat{X}_{K/K}) + B \cdot U_K \\ \hat{X}_{K+1} &= F(X_K) + B \cdot U_K + W_K \\ \Rightarrow \hat{X}_{K+1} &\approx F(\hat{X}_{K/K}) + \frac{df}{dx}(\hat{X}_{K/K}) \cdot F(X_K) - \hat{X}_{K/K} + B \cdot U_K + W_K \end{aligned} \quad 1.35$$

La valeur approchée de l'erreur de prédiction $\tilde{X}_{K+1/K}$ est donc :

$$\begin{aligned} \tilde{X}_{K+1/k} &= X_{K+1} - \hat{X}_{K+1/k} \\ \tilde{X}_{K+1/k} &\approx \frac{df}{dx}(\hat{X}_{K/K}) \cdot (X_K - \hat{X}_{K/K}) + W_K \end{aligned} \quad 1.36$$

Pour calculer la matrice de covariance, le système a été linéarisé autour de $\hat{X}_{K/K}$

$$P_{K+1/K} = A_K \cdot P_{K/K} \cdot A_K^T + Q$$

Avec

$$A_K = \frac{df}{dx}(\hat{X}_{K/K})$$

b- Etape de correction

$$\hat{X}_{K+1/K+1} = \hat{X}_{K+1/K} + H_{K+1} \cdot (Y_{K+1} - H(X_{K+1/K})) \quad 1.37$$

Un développement limité du premier ordre de la fonction d'observation $H(x)$, autour de l'état prédit permet alors de calculer une valeur approchée de l'erreur d'estimation $\tilde{X}_{K+1/K+1}$ et donc de la covariance.

$$H(X_{K+1}) \approx H(\hat{X}_{K+1/K}) + \frac{dh}{dx}(\hat{X}_{K+1/K}) \cdot (X_{K+1} - X_{K+1/K}) \quad 1.38$$

Donc

$$\begin{aligned}
 \tilde{X}_{K+1/k+1} &= X_{K+1} - \hat{X}_{K+1/k+1} \\
 \Leftrightarrow \tilde{X}_{K+1/k+1} &= X_{K+1} - \hat{X}_{K+1/K} - D_{K+1} \left[H(X_{K+1}) + V_{K+1} - H(X_{K+1/K}) \right] \\
 \Leftrightarrow \tilde{X}_{K+1/k+1} &= \tilde{X}_{K+1/k} - D_{K+1} \left[\frac{dh}{dx}(X_{K+1/K}) \cdot \tilde{X}_{K+1/k} + V_{K+1} \right]
 \end{aligned} \tag{1.39}$$

Soit :

$$\begin{aligned}
 P_{k+1/k+1} &= P_{K+1/K} + D_{k+1} \cdot C_{K+1} \cdot P_{K+1/K} \\
 \Rightarrow P_{k+1/k+1} &= [I - D_{k+1} \cdot C_{K+1}] P_{K+1/K}
 \end{aligned} \tag{1.40}$$

Où

$$D_{K+1} = P_{K+1/K} \cdot C_{K+1}^T (R + C_{K+1} \cdot P_{K+1/K} \cdot C_{K+1}^T)^{-1} \tag{1.41}$$

Avec

$$C_{K+1} = \frac{dh}{dx}(\hat{X}_{K+1/k}) \tag{1.42}$$

CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté les observateurs utilisés pour l'estimation et le suivi des grandeurs internes des systèmes physiques dans les deux cas: linéaire et non linéaire, et l'algorithme du filtre de Kalman.

Chapitre II



Technique hybride

Neuro-floue

II.1-INTRODUCTION

Les méthodes d'estimation sont nombreuses et variées car elles correspondent à la diversité des problèmes rencontrés. Sur un problème un peu complexe, les outils de traitement du signal font appel à des méthodes statistiques ou bien à des méthodes de reconnaissance de formes qui permettent de classer des signatures de défaut. Il faut dans ce cas disposer de suffisamment d'expériences pour pouvoir constituer une base d'apprentissage. C'est dans ce cadre qu'entrent les méthodes intelligentes.

II.2- LES RESEAUX DE NEURONES

Depuis sa naissance, l'homme n'a pas cessé de se développer lui même progressivement et de se familiariser avec son entourage ou son environnement dans les différentes circonstances. Sa capacité d'apprendre, sa rapidité de connaître et de distinguer les choses, son intelligence ainsi que sa possibilité de sentir et estimer les choses l'ont qualifié d'être la créature la plus étonnante et complexe sur ce monde.

Son mécanisme parfait, supervisé par le cerveau à travers un immense réseau neuronal biologique, a poussé les chercheurs de faire des tentatives de conception de systèmes et de machines dont la structure est similaire à celle du cerveau humain. Cela a donné naissance à une nouvelle génération de calculateurs puissants à base de « Réseaux de neurones ».

La différence principale, qui apparaît lorsque l'on compare le mode de fonctionnement d'un ordinateur et d'un cerveau humain et que le premier est constitué généralement d'un processeur qui exécute séquentiellement des instructions complexes programmées, alors que le deuxième est constitué de milliards de cellules nerveuses (neurones) fortement interconnectées exécutant chacune une fonction très simple, mais subissant plutôt un apprentissage. [10]

II.2.1- Prototype biologique

Un neurone est une cellule nerveuse composée de trois parties essentielles comme illustrées dans la figure 2.1

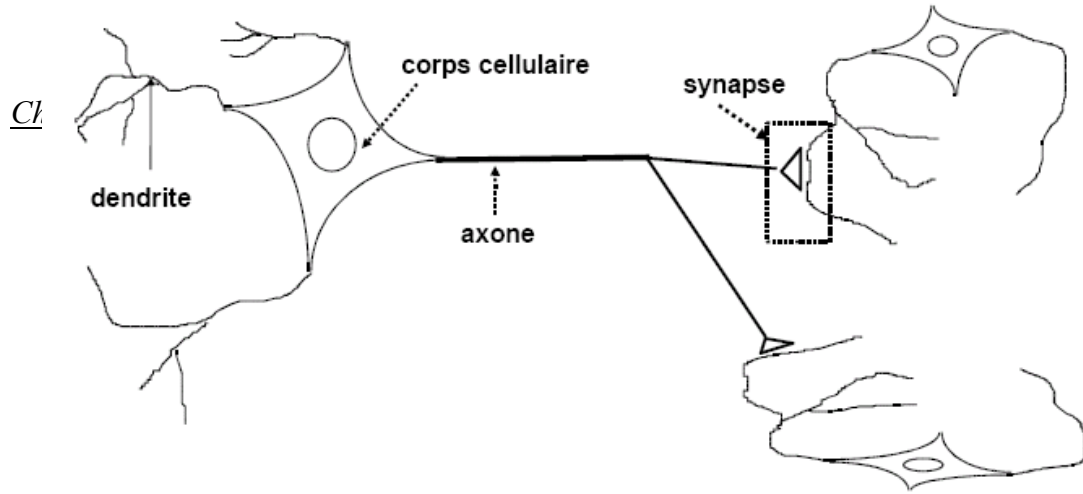


Fig.II. 1: Structure d'un neurone

II.2.2- Neurone formel [11],[12]

La première modélisation d'un neurone a été proposée par Mc Culloch et Pitts comme on a mentionné précédemment, et elle est encore largement utilisée. Un neurone formel (figure II.2) est un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées, qui sont soit les entrées externes ou des sorties d'autres neurones, puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée, modulée par une fonction dite d'activation.

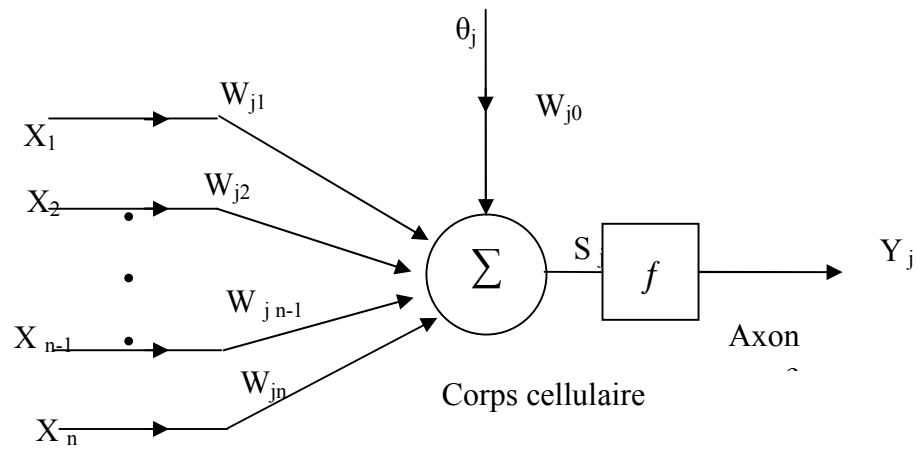


Fig.II. 2: Schéma d'un neurone formel

$$Y_j = f(S_j) \quad 2.1$$

$$S_j = \sum_{i=1}^n W_{ji} X_i - W_{j0} \theta_j \quad 2.2$$

Où

W_{ji} : Les coefficients de pondération sont souvent appelés coefficients synaptiques du poids.

X : Vecteur d'entrée

Souvent, il y a un paramètre additionnel θ_j pondéré par le poids W_{j0} , ce terme est considéré comme la valeur du seuil interne du neurone.

f : La fonction d'activation.

II.2.3 Architecture des réseaux de neurones

Il existe deux grands types d'architectures de réseaux de neurones

II.2.3.1 Réseaux Statiques

Dans un réseau statique, la sortie d'un neurone ne peut être injectée ni directement à

son entrée, ni indirectement à travers d'autres neurones, l'information circule donc dans une seule direction de l'entrée vers la sortie. La plupart des réseaux statiques utilisés sont organisés en plusieurs couches de neurones, appelés réseaux multicouches ou perceptrons multicouches.

Un réseau multicouche comprend :

- Une couche d'entrée
- Une ou plusieurs couches cachées
- Une couche de sortie.

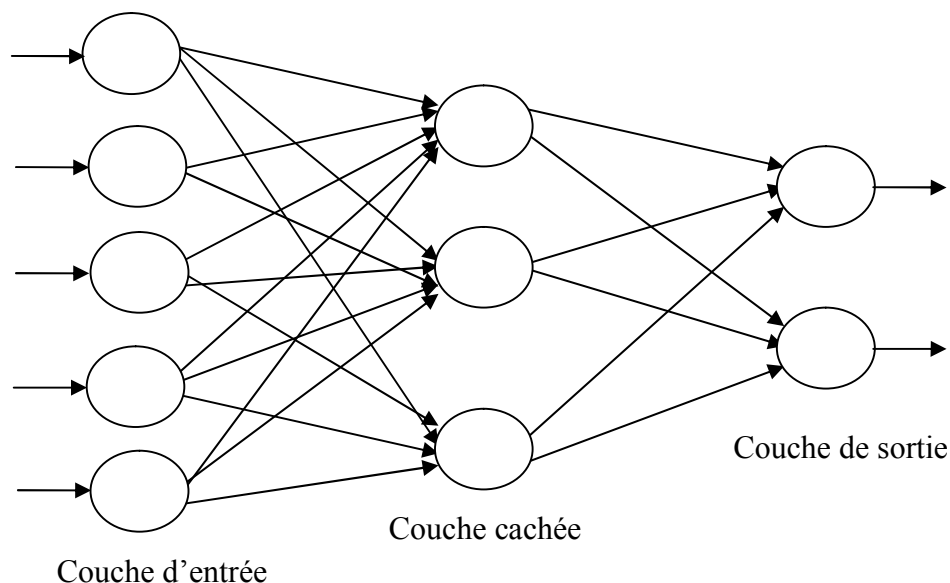


Fig.II. 3: Réseau Statique

II.2.3.2 Réseaux dynamiques

Ils sont appelés aussi réseaux récurrents et sont organisés de cette sorte que chaque neurone reçoit sur ses entrées une partie ou la totalité de l'état du réseau (sortie des autres neurones) et l'état global du réseau dépend aussi de ces états précédents, comme montre la figure suivante :

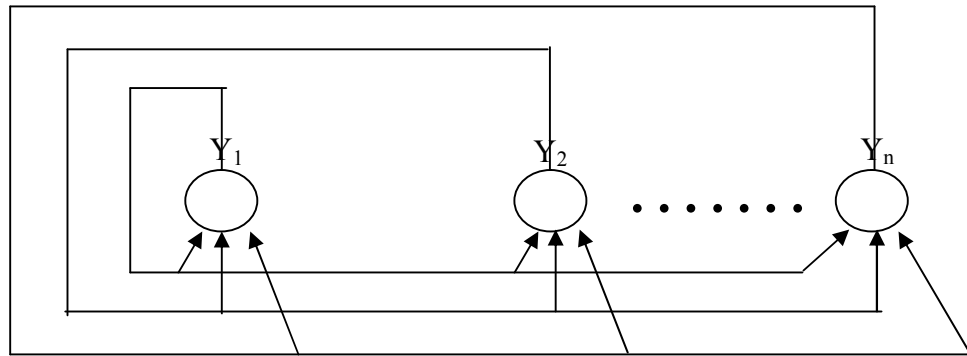


Fig.II. 4 Réseau dynamique

II.2.4 Apprentissage [11], [13]

L'un des grands attraits des réseaux de neurones est en effet leur faculté d'apprentissage. Le besoin d'apprentissage se manifeste lorsque l'information que possède un réseau de neurones est représentée dans les poids de connexions entre les neurones. L'apprentissage consiste donc à ajuster ses poids de telle façon que le réseau présente certains comportements désirés. Mathématiquement, l'apprentissage est défini

$$\text{par } \frac{\partial \omega}{\partial t} = 0 \quad \text{Où}$$

ω : est la matrice des poids synaptiques du réseau

La règle d'apprentissage diffère selon qu'il est supervisé ou non supervisé

II.2.4.1 Apprentissage Supervisé

Ce type d'apprentissage nécessite un 'professeur' qui présente au réseau des couples de vecteurs entrée-sortie désiré. Il est effectué de la façon suivante :

On présente au réseau les valeurs d'entrées et on calcule sa sortie correspondante, ensuite les poids sont ajustés de manière à réduire l'erreur de sortie. La rétropropagation est la méthode d'apprentissage la plus utilisée pour l'entraînement des réseaux statiques.

II.2.4.2 Apprentissage Non Supervisé

Dans ce type d'apprentissage, la connaissance de la sortie désirée n'est pas nécessaire. Dans ce cas, le réseau organise lui même les entrées qui lui sont représentées

de façon à optimiser un critère de coût donné et sans qu'on lui fournisse d'autres éléments de réponses. Cette propriété est appelée propriété d'auto organisation

II.2.5 Réseaux Multicouches (Perceptron)

L'apprentissage du perceptron est un apprentissage supervisé qui se fait par correction d'erreur, la 1^{ère} règle d'apprentissage a été formulée de façon qualitative par Hebb en 1949. Il s'agissait de renforcer la connexion reliant deux neurones à chaque fois qu'ils étaient actifs simultanément.

Le signal d'erreur utilisé pour calculer la modification des poids est donné par :

$$E^p = d^p - y^p \quad 2.3$$

Où

E^p : L'erreur pour un exemple p

d^p : L'objectif ou la sortie désirée

y^p : La sortie de la cellule de décision

On modifie chaque poids W_j de la quantité :

$$\Delta W_j = \mu E^p . X_j^p \quad 2.4$$

Où :

X_j^p : est la valeur du j^{ème} élément de l'exemple p

μ : Le pas d'apprentissage.

En effet l'algorithme du perceptron comporte 5 étapes :

Etape1 : Initialisation des poids et du seuil

Etape2 : Présentation d'une nouvelle entrée X_0, X_1, \dots, X_{n-1} et de la sortie désirée $d(t)$

Etape3 : Calcul de la sortie actuelle

$$y(t) = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} W_i(t) X_i(t) - \theta\right) \quad 2.5$$

Etape4 : Adaptation des poids

$$W_i(t+1) = W_i(t) + \mu [d(t) - y(t)] X_i(t) \quad 2.6$$

$$\text{Avec} \quad 0 \leq i \leq n-1$$

n : Le nombre de neurones de la couche d'entrée.

t : Le numéro de l'itération.

Notons que les poids ne changeront pas si le modèle fournit la sortie désirée avec une erreur minimale.

Etape5 : Répéter en allant à l'étape 2 jusqu'à ce que la convergence soit établie.

Cependant, même si les pionniers des machines neuronales avaient songé à de telles architectures (multicouches), celles-ci étaient restées inutilisables car on ne connaissait pas de règles d'apprentissage adaptées. Ce problème a été résolu avec la découverte de l'algorithme de rétropropagation du gradient.

II.2.5.1 Algorithme de rétro propagation du gradient [14]

Cet algorithme que l'on désigne couramment par « Back propagation » est une généralisation de règle de Widrow-Hoff pour un réseau multicouche. Il a été mis au point simultanément par deux équipes indépendantes : en France (Fogelman – Soulié Gallinari, le cum) et aux Etats Unis d'Amérique (Rumelhart, Hinton, Williams). L'idée de base de cet algorithme est l'utilisation d'une fonction dérivable (fonction sigmoïde) en remplaçant la fonction de seuil.

Mathématiquement, cet algorithme utilise tout simplement les règles de dérivation composée. Il consiste à faire propager le signal provenant des cellules d'entrée vers la couche de sortie, puis en suivant le chemin inverse, effectuer la rétropropagation de l'erreur commise de la couche de sortie vers les couches internes.

II.3 LA LOGIQUE FLOUE

Dans la vie de tous les jours, nous nous trouvons dans des situations où les informations dont nous disposons ne sont pas toujours précises. Un exemple de cette imprécision, qui peut nous arriver assez souvent, c'est quand quelqu'un nous dit « je vais rentrer tard ce soir ». Une autre situation imprécise peut être remarquée dans une simple conversation ou une personne dit « qu'elle n'a pas payé trop cher » pour un livre de cuisine.

Des imprécisions peuvent être aussi vues dans le domaine de la science; par exemple, lorsqu'on veut établir une valeur qui caractérise combien deux formes sont similaires.

Les informations qu'on reçoit peuvent être aussi entachées d'une certaine incertitude. Voici des phrases qui sont entachées d'incertitude : M. Dubu, qui n'a que 46 ans, ne doit pas encore être à la retraite. Il est possible qu'il neige puisque la température est descendue vers zéro degré.

Les incertitudes font aussi partie du monde scientifique ; par exemple, lorsqu'on dit « il est fort probable que les cellules rentrent en mitose dans une demi-heure ». Il n'est pas difficile de trouver une situation attachée d'incertitude et d'imprécision en même temps. Pour cela il suffit de dire il est possible que nous ayons un léger retard.

Qu'est-ce que c'est un léger retard ? Quelle est la possibilité de produire ce retard ? Remarquons que la dernière question ne porte pas sur la probabilité d'un léger retard, mais sur sa possibilité. L'être humain est habituel à utiliser des informations entachées d'incertitude et d'imprécision dans la vie de tous les jours. Il utilise ces informations incomplètes, raisonne avec elles et prend des décisions. Dans le domaine scientifique, il a été nécessaire de créer une logique que admettre des valeurs de vérité en dehors de l'ensemble vrai-faux pour pouvoir tenir compte et manipuler ce genre d'information incomplète. Contrairement à la logique classique, les logiques multivalentes permettent de manipuler d'autres valeurs de vérité que le vrai et le faux absolu.

L'incertain a été abordé par la notion de probabilité des le XV siècle mais celle-ci ne permet pas de traiter des croyances subjectives et dans certains cas, il est aussi naturel à l'homme de traiter des données affectées d'incertitude que d'utiliser des critères subjectifs, donc imprécis. Lukasiewicz propose en 1920 une logique ayant les trois valeurs de vérité suivantes « vrai, faux et doute ». Ces valeurs, qui étaient représentées par l'ensemble « 0,1 et 0.5 », ont été ensuite étendues à l'intervalle [0,1]. Néanmoins c'est Zadeh qui, à partir de l'idée d'appartenance partielle d'un élément à plusieurs classes, a formellement introduit en 1965 la logique floue.

Cette logique permet de modéliser les connaissances incertaines et imprécises à travers les ensembles flous.

Les domaines d'applications de cette théorie concernant principalement les problèmes où les données ne peuvent être formulées de manière explicite, ainsi que des techniques de contrôle et de réglages, lorsque les moyens classiques atteignent leurs limites (exemples caméra, systèmes non linéaires, etc.).[15]

II.3.1 Proposition floue [15], [16]

L'association de sous-ensembles flous à des termes linguistiques définis sur un univers de discours quelconque, autorise la représentation d'informations plus ou moins spécifiques et précises. Une variable linguistique peut être définie comme l'association d'une variable classique (par exemple la distance des obstacles détectés par un capteur) et de plusieurs sous-ensembles flous caractérisant les valeurs possibles de celle-ci. On appelle alors proposition floue élémentaire une proposition du type X est A , ou X est une variable linguistique et A un sous-ensemble flou. Une telle proposition possède un degré de vérité $A(x)$, compris entre 0 et 1, ou A est la fonction caractéristique de A et x est la valeur réelle de la variable X .

Il est ainsi possible de définir des assertions du type : des obstacles sont proches, ou proche est un sous-ensemble flou. Ces propositions élémentaires peuvent être combinées à l'aide d'opérateurs logiques binaires (conjonction, disjonction, implication) ou unaire (négation).

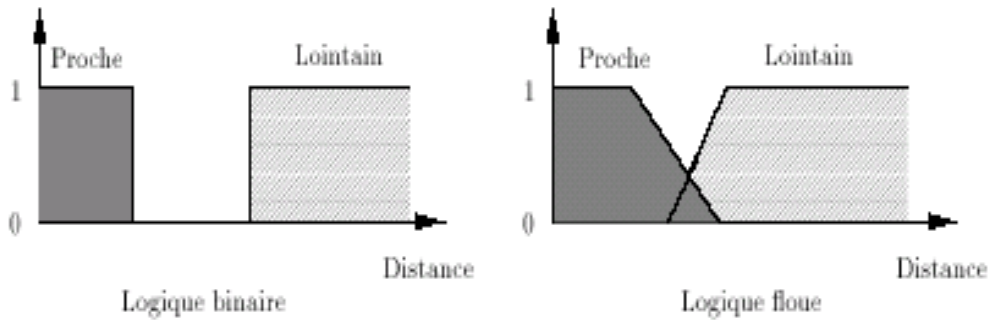


Fig.II. 5: Exemple de fonctions caractéristiques de deux ensembles en logique binaire (gauche) et en logique floue (droite)

II.3.1.1 Variables floues et linguistiques

L'élément fondamental de la représentation des incertitudes dans la logique floue est la variable floue (exp : l'erreur), dont les valeurs sont des termes ou des mots en langage naturel, (exp : petite, moyenne, grande, etc.).

En général, ces valeurs peuvent être des expressions dans un langage spécifié (très petite, un peu grande, ..., moins grande) et dans ce cas, la variable est linguistique. Ces expressions sont plus utilisées que les nombres puisque les caractéristiques linguistiques sont moins spécifiques que les numériques.

II.3.1.2 Fonction d'appartenance

Une fonction d'appartenance est une courbe qui définit comment chaque point dans l'espace d'entrée est tracé à une valeur d'appartenance (degré d'appartenance) entre 0 et 1.

Soit A l'ensemble flou de U , on attribue à chaque éléments $x \in A$, une FA $\mu_A(x)$ dont la valeur varie entre 0 et 1. La forme des FA est arbitraire, mais il est raisonnable de prendre des fonctions convexes tel qu'il existe au moins un point de degré d'appartenance maximal et que le degré décroît quand on s'éloigne de ce point.

Les FA_s les plus utilisées sont :

- a- La FA triangulaire
- b- La FA trapézoïdale

c- La FA gaussienne

d- La FA en forme de cloche généralisée

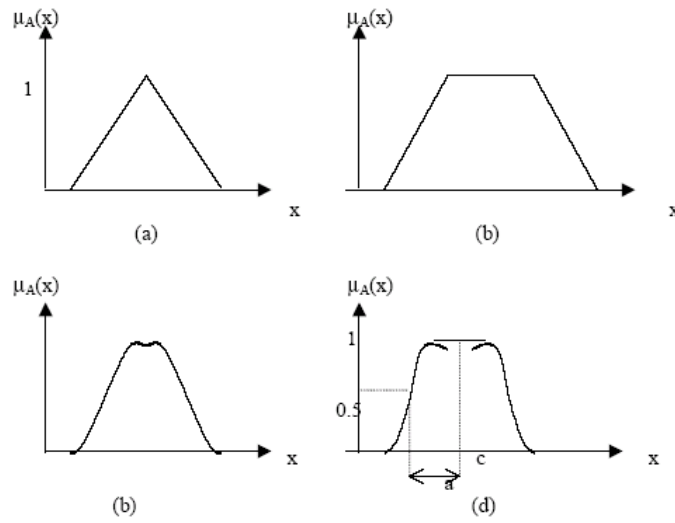


Fig.II. 6 exemples de FA -a triangulaire, -b trapézoïdale, -c gaussienne et -d cloche.

II.3.1.3 Opérateurs sur les ensembles flous [17 Golea]

Les opérateurs associés aux ensembles flous sont définis comme suit :

Soient A et B deux ensembles flous dans U avec les fonctions d'appartenance μ_A, μ_B respectivement.

- Complémentation $\forall x \in U, \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$
- Intersection $\forall x \in U, \mu_{A \cap B}(x) = T(\mu_A(x) - \mu_B(x))$ où T est une norme triangulaire (opérateur associatif, commutatif, monotone tel que $T(a,1) = 0$).
- Union : $\forall x \in U, \mu_{A \cup B}(x) = \perp(\mu_A(x) - \mu_B(x))$ où \perp triangulaire (opérateur associatif, commutatif, monotone tel que $\perp(a,0) = 0$).
- Différence : $\forall x \in U, \mu_{A-B}(x) = T(\mu_A(x), 1 - \mu_B(x))$

Le degré de vérité des propositions peut être calculé entre autres par les équations suivantes :

- Conjonction : $(X \text{ est } A) \text{ et } (Y \text{ est } B)$
 - Minimum $(\mu_A(x), \mu_B(y))$ (Logique de Zadeh)
 - $(\mu_A(x) \times \mu_B(y))$ (Logique probabiliste)
- Maximum $(\mu_A(x) - \mu_B(y) + 1, 0)$ (Logique de Lukasiewicz)
- disjonction : $(X \text{ est } A) \text{ et } (Y \text{ est } B)$
 - Maximum $(\mu_A(x), \mu_B(y))$ (Logique de Zadeh)

$$\begin{aligned} & (\mu_A(x) + \mu_B(y) - (\mu_A(x) \times \mu_B(y))) && \text{(Logique probabiliste)} \\ \text{Minimum} & (\mu_A(x) + \mu_B(y), 1) && \text{(Logique de Lukasiewicz)} \end{aligned}$$

- Négation : (X est non A)

$$(1 - \mu_A(x))$$

Dans ces expressions, x et y représentent les valeurs réelles des variables linguistiques X et Y , et μ_A, μ_B sont les fonctions d'appartenance des sous-ensembles A et B .

II.3.1.4 Règles Floues

Dans le raisonnement flou l'information qualitative est codée sous forme de règles linguistiques de la forme : " **If** conditions, **Then** actions ", ou aussi " **If** prémisses, **Then** conséquences ". Dans la théorie des systèmes flous, il existe deux types de règles :

a- règle Mamdani

La règle utilisée par Mamdani est de la forme

If x_1 et A_1 and x_2 et $A_2 \dots$ and x_n et A_n Then y et B

Où

$A_i \ i=1 \dots n$ et B sont des ensembles flous caractérisant la partie prémisse et la partie conséquence, définies par les fonctions d'appartenances : $\mu_{A_i}(x)$ et $\mu_{B_i}(x)$ respectivement.

Cette règle peut être écrite comme suit :

If x est A **Then** y est B

b- Règle de Takagi-Sugeno

La règle de T-S présente, à la différence de Mamdani une conséquence qui n'est pas un ensemble flou mais une fonction soit :

If x_1 et A_1 and x_2 et $A_2 \dots$ and x_n et A_n Then y et $B(x)$

Où

$B(x)$ est une fonction analytique des entrées x . De la même manière, la règle de TS peut être vue comme une implication flou de la forme $A \rightarrow B(x)$

II.3.1.5 Structure des systèmes flous [14],[16]

La notion de règle floue permet de définir un système expert ou comme une extension d'un système expert classique, manipulant des propositions floues. Une des principales applications de ce type de système concerne le domaine de la commande. Il

est en effet aisé, en définissant des sous-ensembles flous sur les variables d'état du système commandé ainsi que sur les variables de commande, de traduire la connaissance que peut avoir un expert humain sur la manière dont le processus doit être commandé.

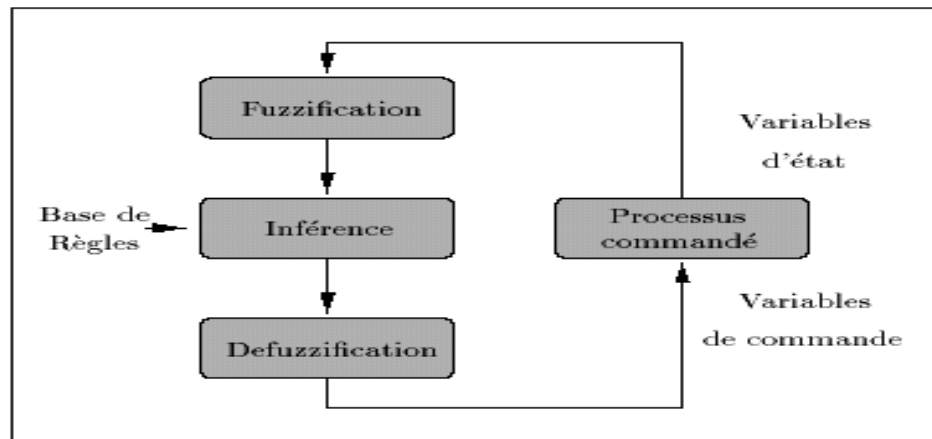


Fig.II. 7 structure des systèmes flous

Un système flou tel qu'il est défini par E. H. Mamdani procède en trois étapes principales

- La fuzzification
- Le mécanisme d'inférences
- La défuzzification

a- Fuzzification

La fuzzification qui consiste à associer à chaque valeur d'entrée un ou plusieurs sous-ensembles flous ainsi que les degrés d'appartenance associés. Cette étape réalise la transformation de valeurs numériques en informations symboliques floues.

b- mécanisme d'inférences

La phase d'inférence qui consiste à calculer le degré de vérité des différentes règles du système, en utilisant les formules données précédemment, et à associer à chacune de ces règles une valeur de sortie. Cette valeur de sortie dépend de la partie conclusion des règles qui peut prendre plusieurs formes. Il peut s'agir d'une proposition floue, et l'on parlera dans ce cas de règle de type Mamdani

Si ... alors y est B

Il peut également s'agir d'une fonction réelle des entrées, et l'on parlera dans ce cas de règle de type **Sugeno**

Si ... alors y est $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$

Où

x_1, x_2, \dots, x_n sont les valeurs réelles des variables d'entrée.

c- Défuzzification

La défuzzification qui a pour but l'obtention d'une valeur numérique pour chaque variable de sortie à partir des valeurs de sortie des différentes règles. Dans le cas de règles de type Sugeno, le calcul se fait simplement par une somme normalisée des valeurs associées aux règles. Dans le cas de règles de type Mamdani, une valeur numérique doit être obtenue à partir de l'union des sous-ensembles flous correspondant aux différentes conclusions. Parmi les nombreuses possibilités pour réaliser cette étape, nous pouvons citer entre autres la méthode du centre de gravité, la moyenne des maxima, la bissectrice de la zone ou encore le plus petit ou le plus grand maximum, qui sont présentés sur la figure.

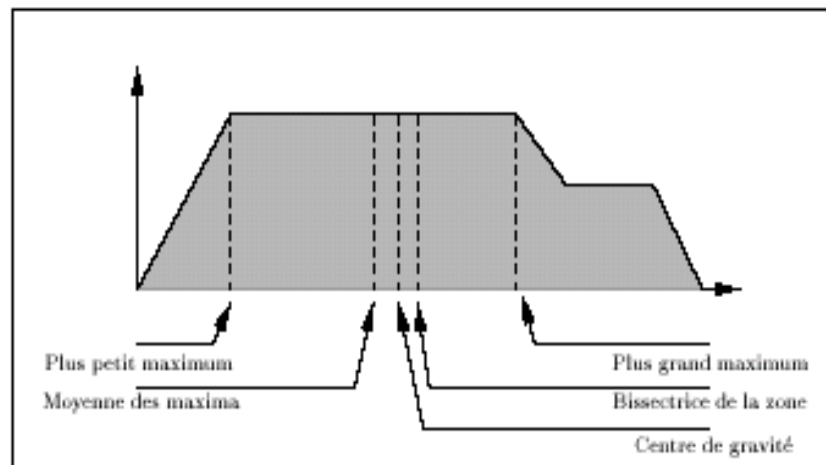


Fig.II. 8 Stratégies de défuzzification à partir de l'union de plusieurs sous-ensembles flous

II.4. SYSTEMES HYBRIDES NEURO-FLOUS [18.19.20]

Il apparaît au travers des présentations que les réseaux de neurones artificiels et la logique floue peuvent être complémentaires sur plusieurs points. La logique floue permet une spécification rapide des tâches à accomplir à partir de la connaissance symbolique disponible.

Le réglage précis du système obtenu et l'optimisation de ses différents paramètres reste néanmoins beaucoup plus difficile dans de nombreux cas (système non linéaires). Les modèles les plus courants de RNA, au contraire, n'autorisent pas l'incorporation de connaissance a priori mais permettent de régler par apprentissage le comportement précis du système. De nombreux auteurs ont donc tout naturellement

cherché à combiner ces deux paradigmes depuis le début des années 90 et ceci de plusieurs manières.

On retrouve dans la littérature principalement deux modèles de RNA utilisés pour le codage de systèmes d'inférence flous : les réseaux multicouches et les réseaux à fonctions de base radiale

II.4.1 Premier type

Le premier type d'utilisation, le plus répandu, est représenté par le cas où un système d'inférence flou est mis sous la forme d'un réseau multicouche dans lequel généralement les poids correspondent aux paramètres du système. Une telle architecture est appelée architecture pré neuronale.

Par exemple, pour des règles de la forme « Si x_1 et A_{i1} Et x_2 et A_{i2} ... alors W est w_i » on fait appel à un RNA qui admet pour entrées les valeurs x_1 et x_2 prises par les variables A_1 et A_2 et dont les deux couches cachées correspondent respectivement au calcul de la valeur des fonctions d'appartenance A_{i1} pour x_1 et A_{i2} pour x_2 , et à celui de la valeur prise par la conjonction des conditions de chaque règle utilisant un opérateur de conjonction adéquat. Cette situation est schématisée sur la figure .II.9.

Les fonctions d'appartenance intervenant dans les règles sont considérées comme des paramètres, ajustés par l'intermédiaire des poids entrant dans la première couche cachée. Les conclusions w_i des règles sont également des paramètres ajustables par l'intermédiaire des poids associés à la dernière couche.

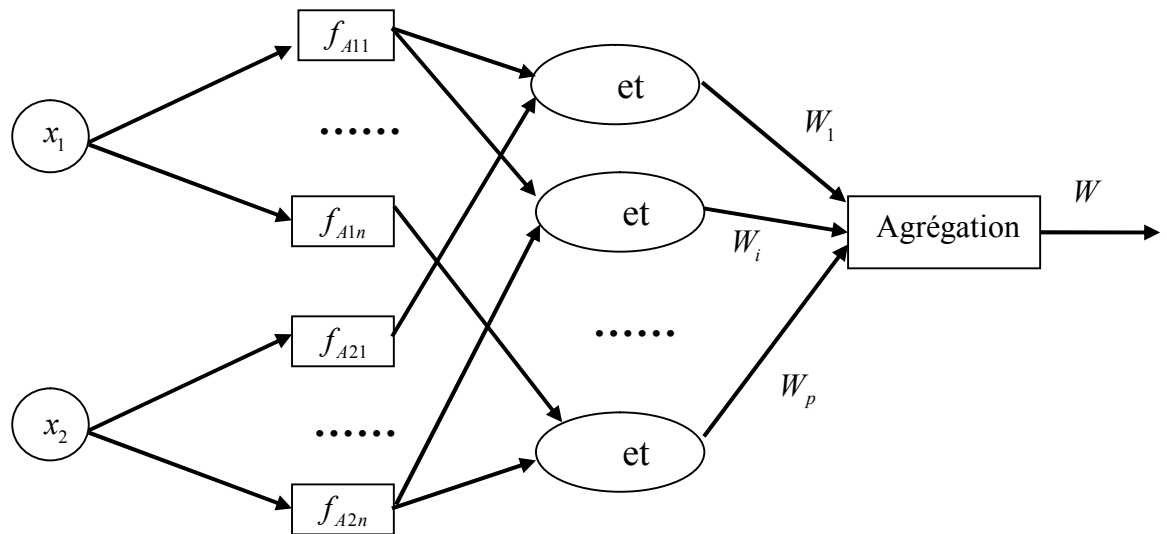


Fig.II. 9 Système de règles floues sous la forme d'un RNA (Mamdani).

- La couche d'entrée reçoit les valeurs des variables d'entrée.
- Les unités de la ou des premières couches cachées calculent par leur fonction d'activation le degré de vérité des différents sous-ensembles flous fuzzification.
- La ou les dernières couches du réseau réalisent la phase de défuzzification et fournissent les valeurs de sortie.

Plusieurs réalisations de ces différentes étapes sont possibles. Il est important de noter que l'utilisation d'un algorithme d'apprentissage de type descente de gradient (la rétropropagation du gradient) impose l'emploi de fonctions d'activation dérivables pour l'ensemble des unités du réseau

II.4.1.1 Codage des sous-ensembles flous

La première couche d'une architecture de ce type comporte autant de neurones qu'il y a de sous-ensembles flous dans le système d'inférence représenté. Chaque unité calcule le degré de vérité d'un sous-ensemble particulier par sa fonction de transfert. La seule restriction sur le choix de cette fonction concerne sa dérivabilité. On retrouve généralement dans la littérature, l'utilisation de fonctions gaussiennes similaires à celles des réseaux RBF. C'est notamment le cas dans l'architecture ANFIS ou dans les travaux de P-Y. Glorennec. Afin de conserver le formalisme des RNA, les paramètres modifiables sont codés par les poids de connexions provenant d'un neurone dont la sortie reste fixée à 1. Certains auteurs choisissent également d'utiliser plusieurs unités réparties sur deux couches. La fonction d'appartenance est dans ce cas codée par le

minimum ou la différence de deux sigmoïdes. Elle présente toujours la forme d'une gaussienne mais présente l'avantage de pouvoir utiliser deux pentes moyennes différentes à gauche ou droite du centre.

II.4.2 Deuxième type

Le deuxième type d'association neuronale et floue correspond à l'utilisation de réseau de neurones et de système flou organisée en série ou en parallèle. On distingue plusieurs possibilités d'association. Il faut d'abord construire un réseau de neurone qui fonctionne en amont d'un système flou. Les variables d'entrée du système flou sont les sorties du réseau de neurone, ou bien le réseau de neurone effectue une tâche de classification ou d'estimation, qui est suivie par un système d'aide à la décision floue.

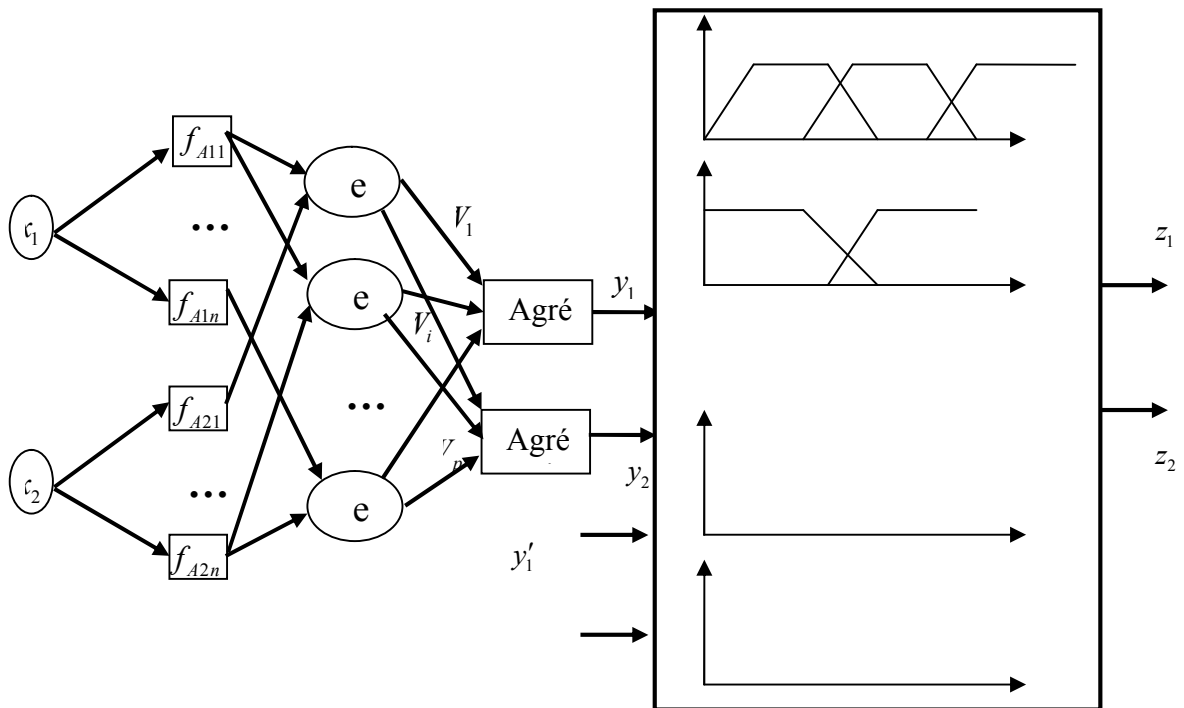


Fig.II. 10 Réseau neuro-flou de deuxième type

II.4.3 Troisième type

L'équivalence entre un système d'inférence ou utilisant des règles de type Sugeno et un réseau de type RBF est assez intuitive. Les fonctions gaussiennes définissent les activations des unités d'entrée du réseau peuvent également être utilisées pour représenter les sous-ensembles flous. En utilisant la logique probabiliste, le degré de vérité de la prémisse d'une règle ne contenant que l'opérateur conjonction peut être calculé par un neurone caché d'un réseau RBF. La

prémisse Si (x est A), (y est B), (z est C), est dans ce cas représentée par un neurone possédant la fonction d'activation suivante

$$a(x, y, z) = \exp\left(-\frac{x-c_a}{\sigma_a^2}\right) \times \exp\left(-\frac{y-c_b}{\sigma_b^2}\right) \times \exp\left(-\frac{z-c_c}{\sigma_c^2}\right)$$

Où x , y et z sont respectivement les valeurs des variables X , Y , Z et c_a , c_b , c_c , σ_a , σ_b et σ_c sont les paramètres des fonctions d'appartenance des sous-ensembles flous A , B , et C .

Chaque sous-ensemble flou est ainsi codé par une dimension de l'entrée du neurone.

Si les règles utilisées sont de type Sugeno d'ordre 01, leurs conclusions sont tout simplement représentées par les poids des connexions vers la couche de sortie. Les unités de cette couche concordent avec les sorties du système ou et réalisent par leur fonction d'activation une somme normalisée qui correspond à la défuzzification.

5. CONCLUSION

Le chapitre présenté s'axe vers les méthodes d'estimation des grandeurs internes de la machine asynchrone : nouvelle technique intelligente neuronale et hybride Neuro-floue. Dans le chapitre suivant, nous présenterons les modèles choisis pour synthétiser l'estimation.

Chapitre III



Modélisation de la machine asynchrone

III.1 INTRODUCTION

Les modèles dynamiques des moteurs électriques sont non linéaires puisque les matrices d'état dépendent de la pulsation rotorique. Il est donc nécessaire de synthétiser des observateurs qui prennent en compte cette non linéarité. De plus, le vecteur d'état est étendu aux paramètres permettant de tracer le défaut. Cela rend les modèles plus complexes et accroît la non linéarité du système. Nous avons présenté dans la partie précédente une méthode d'estimation des grandeurs internes de la machine asynchrone.

Pour effectuer le suivi des paramètres, nous proposons d'utiliser les observateurs étendus adaptés au modèle présenté dans le chapitre précédent : modèle dans le repère dq. Ce chapitre présente la modélisation de la machine asynchrone pilotée par un onduleur.

III.2 MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE [2], [5], [6], [8]

La représentation schématique de la machine asynchrone est donnée à la figure III.1 Les paramètres fonctionnels (tensions, courants et flux) statoriques et rotoriques sont exprimés dans des référentiels naturels, respectivement liés au stator et au rotor.

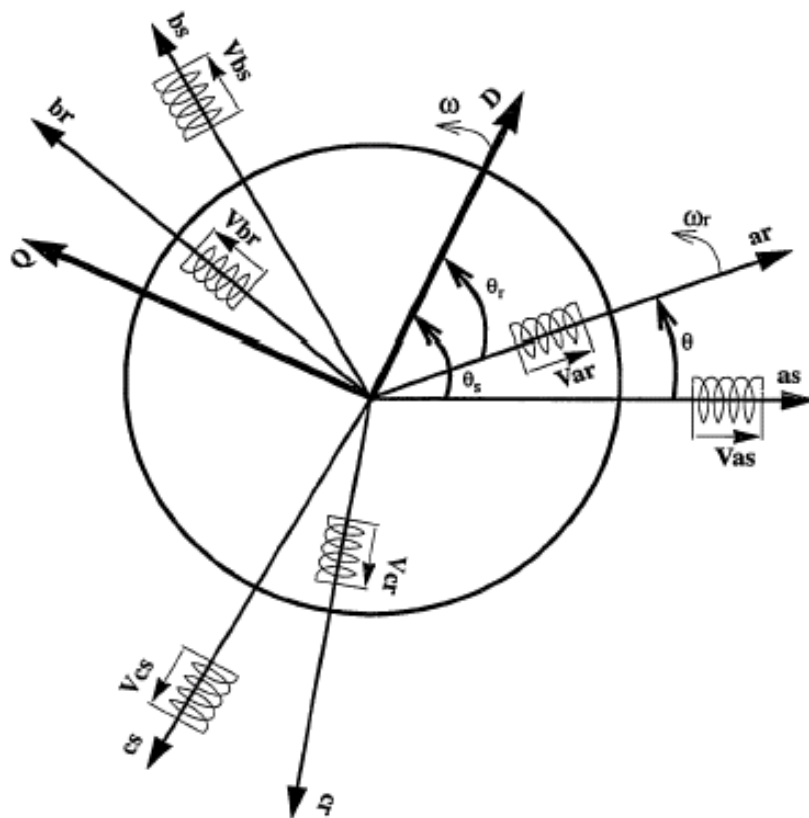


Fig.III. 1 Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée

Les équations, en grandeurs de phase, régissant le fonctionnement de la machine asynchrone sont données :

II.2.1 Hypothèses simplificatrices

La machine asynchrone, avec la répartition de ses enroulements et sa géométrie propre est très complexe pour se prêter à une analyse tenant compte de sa configuration exacte, et comme nous l'avons déjà soulevé, il est alors nécessaire d'adopter certaines hypothèses simplificatrices.

- La machine est de constitution symétrique.
- L'épaisseur de l'entrefer est constante, les effets d'encoche sont négligés

La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis et les courants de Foucault sont tous négligés.

- Les résistances des enroulements ne varient pas avec la température
- La force magnétique créée par chacune des phases a une répartition sinusoïdale

III.2.2 Equations générales de la machine

Pour chaque phase statorique et rotorique, nous pouvons appliquer la loi d'ohm. Pour le stator, les équations suivantes sont obtenues

III.2.2.1 Equation liée au stator

$$\begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \cdot \begin{bmatrix} \phi_{sa} \\ \phi_{sb} \\ \phi_{sc} \end{bmatrix} \quad 3.1$$

III.2.2.2 Equation liée au rotor

$$\begin{bmatrix} v_{ra} \\ v_{rb} \\ v_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \cdot \begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad 3.2$$

III.2.2.3 Equations du couplage électromagnétique

$$M_1 = M_{sr} \cos \theta$$

$$M_2 = M_{sr} \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) \quad 3.3$$

$$M_3 = M_{sr} \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right)$$

Avec M_{sr} représente la valeur maximale des coefficients d'inductance mutuelle stator-rotor obtenue lorsque les bobines en question sont en regard l'un de l'autre.

M_1, M_2, M_3 : Les coefficients d'inductance mutuelle avec les 3 bobines rotoriques.

Les flux ϕ_s et ϕ_r des phases statorique et rotorique s'écrivent sous la forme

$$\begin{bmatrix} \phi_s \\ \phi_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ i_r \end{bmatrix} \quad 3.4$$

La matrice inductance du stator

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix} \quad 3.5$$

La matrice inductance du rotor

$$[L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad 3.6$$

La matrice d'inductance mutuelle entre stator et rotor

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^T = M_{sr} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta \end{bmatrix} \quad 3.7$$

D'où on tire les équations électriques suivantes

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s] \cdot [I_s] + \frac{d}{dt} ([L_s] \cdot [i_s]) + \frac{d}{dt} ([M_{sr}] \cdot [i_r]) \\ [V_r] = [R_r] \cdot [I_r] + \frac{d}{dt} ([L_r] \cdot [i_r]) + \frac{d}{dt} ([M_{sr}]^T \cdot [i_s]) \end{cases} \quad 3.8$$

III.2.2.4 Equation du couple électromagnétique

$$T_e = \frac{1}{2} [i_s \quad i_r] \left(\frac{d [L(\theta)]}{d\theta} \right) \begin{bmatrix} i_s \\ i_r \end{bmatrix} \quad 3.9$$

$$\frac{dwr}{dt} = \frac{p}{j} (T_e - T_m) \quad 3.10$$

On a :

$$\omega = \frac{d\theta}{dt} \quad \theta_r = p\theta$$

Et

$$\omega_r = p\omega$$

Les grandeurs introduisant dans les équations précédentes sont les courants et les tensions instantanés réels du stator et rotor, les éléments de la matrice inductance sont en fonction de θ donc en fonction du temps. Ceci a une conséquence principale de calculer la matrice inductance inverse d'une façon répétitive, et des fois cette inversion est délicate. Pour éviter cette répétition on fait l'appelle à la transformation de PARK.

III.2.3 Transformation de Park

Cette transformation permet de limiter l'inversion répétée de la matrice inductance des machines triphasées, en rapportant les équations relatives aux grandeurs statorique et rotorique à un même référentiel. On obtient une matrice inductance constante et qu'on inverse une fois et une seule. Elle permet aussi une économie considérable de temps de calcul.

La transformation de Park consiste à transformer les enroulements statoriques et rotoriques, en enroulements orthogonaux équivalents. Ce passage est rendu possible par la matrice de Park, pour la transformation des grandeurs physiques.

En utilisant les matrice de transformation de Park définie par :

$$[K] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad 3.11$$

Pour les courants : $i_{dpo} = [K] i_{abc}$

Pour les tensions : $V_{dpo} = [K] V_{abc}$

Pour les flux : $\phi_{dpo} = [K] \phi_{abc}$

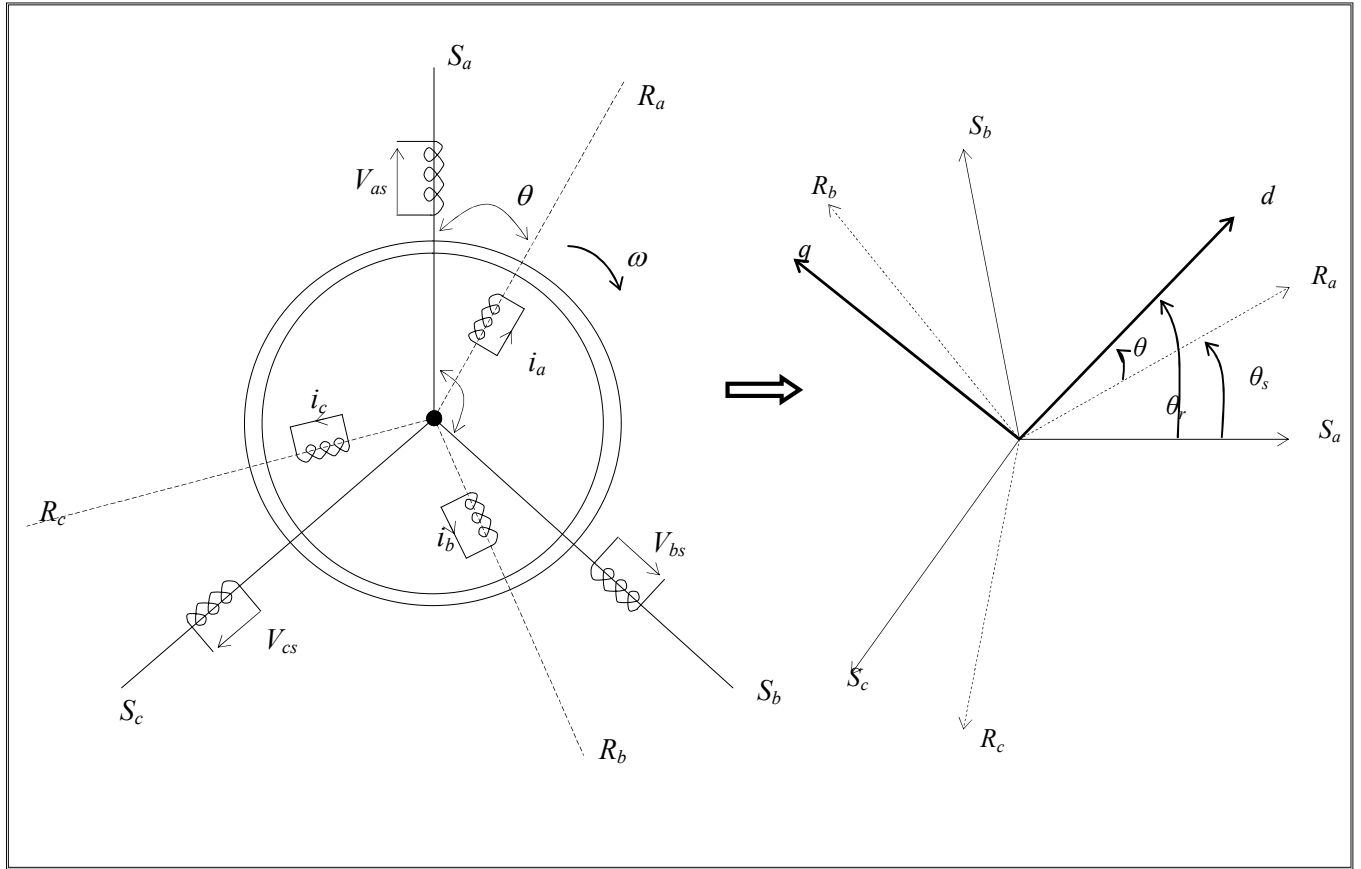


Fig.III. 2 Représentation schématique d'un passage du triphasé au biphasé

L'équation générale de la machine sous forme matricielle est la suivante

$$[V] = [R][i] + \frac{d}{dt} [\phi] \tag{3.12}$$

La transformée de PARK nous donne

$$[K]^{-1} [V_{dqo}] = [R] \cdot [K]^{-1} [i_{dqo}] + \frac{d}{dt} ([K]^{-1} [\phi_{dqo}])$$

$$\Leftrightarrow [V_{dqo}] = [R] \cdot [i_{dqo}] + \frac{d}{dt} [\phi_{dqo}] + [K] \cdot \left(\frac{d[K]^{-1}}{dt} \right) \cdot [\phi_{dqo}] \tag{3.13}$$

Par substitution et après simplification on obtient un système d'équation qui représente le modèle électrique pour les enroulements biphasés équivalents.

$$\begin{aligned}
 V_d &= Ri_d + \left(\frac{d\phi_d}{dt} \right) - \left(\frac{d\theta}{dt} \right) \phi_q \\
 V_q &= Ri_q + \left(\frac{d\phi_q}{dt} \right) - \left(\frac{d\theta}{dt} \right) \phi_d \\
 V_o &= Ri_o + \left(\frac{d\phi_o}{dt} \right)
 \end{aligned} \tag{3.14}$$

La composante homopolaire du système n'intervient pas dans le calcul si le système est équilibré. Et de ce-ci on tire les équations de tension

$$\begin{aligned}
 V_{ds} &= R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \left(\frac{d\theta_s}{dt} \right) \phi_{qs} \\
 V_{qs} &= R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \left(\frac{d\theta_s}{dt} \right) \phi_{ds} \\
 V_{dr} &= R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - \left(\frac{d\theta_r}{dt} \right) \phi_{qr} = 0 \\
 V_{qr} &= R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + \left(\frac{d\theta_r}{dt} \right) \phi_{dr} = 0
 \end{aligned} \tag{3.15}$$

Même chose pour établir les relations entre les flux d'axes **odq** et ceux des axes

abc.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \phi_{sdqo} \end{bmatrix} &= [K(\theta_s)] \begin{bmatrix} \phi_{sabc} \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} \phi_{rdqo} \end{bmatrix} &= [K(\theta_r)] \begin{bmatrix} \phi_{rabc} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{3.16}$$

Et on termine par le système équivalent comme suit

$$\begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{os} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \\ \phi_{or} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_s - M_s & 0 & 0 & \frac{3}{2} M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & l_s - M_s & 0 & 0 & \frac{3}{2} M_{sr} & 0 \\ 0 & 0 & l_s + 2M_s & 0 & 0 & 0 \\ \frac{3}{2} M_{sr} & 0 & 0 & l_r - M_r & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} M_{sr} & 0 & 0 & l_r - M_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & l_r + 2M_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{os} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{or} \end{bmatrix} \tag{3.17}$$

En constatant que les paramètres du système, sont indépendants du temps, et leur nombre est réduits jusqu'au cinq éléments

$$L_s = l_s - M_s : \text{Inductance cyclique statorique.}$$

$$L_r = l_r - M_r : \text{Inductance cyclique rotorique}$$

$$L_m = \frac{3}{2} M_{sr} : \text{Inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor.}$$

$$L_{os} = l_s - 2M_s : \text{Inductance homopolaire statorique.}$$

$$L_{or} = l_r - 2M_r : \text{Inductance homopolaire rotorique}$$

La somme des courants statorique est nulle, titulaire du mode d'alimentation, et à la structure des enroulement du rotor, donc les composantes d'indice (**o**) sont éliminée (nulle), donc le système devient :

$$\begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_s & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_r & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad 3.18$$

D'où on trouve les équations (électrique et mécanique) représentent le modèle mathématique de la machine à étudiée :

L'équation électrique de la machine dans le repère d'axes (**d q**).

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_{dr} \\ V_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_s \frac{d}{dt} & -L_s \frac{d\theta_s}{dt} & L_m \frac{d}{dt} & -L_m \frac{d\theta_s}{dt} \\ L_s \frac{d\theta_s}{dt} & R_s + L_s \frac{d}{dt} & L_m \frac{d\theta_s}{dt} & L_m \frac{d}{dt} \\ L_m \frac{d}{dt} & -L_m \frac{d\theta_r}{dt} & R_r + L_r \frac{d}{dt} & -L_r \frac{d\theta_r}{dt} \\ L_m \frac{d\theta_r}{dt} & L_m \frac{d}{dt} & L_r \frac{d\theta_r}{dt} & R_r + L_r \frac{d}{dt} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad 3.19$$

Le rotor étant court-circuité donc $V_{dr}=V_{qr}=0$, et on a donc

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_s \frac{d}{dt} & -\omega_s L_s & L_m \frac{d}{dt} & -\omega_s L_m \\ \omega_s L_s & R_s + L_s \frac{d}{dt} & \omega_s L_m & L_m \frac{d}{dt} \\ L_m \frac{d}{dt} & -(\omega_s - \omega)L_m & R_r + L_r \frac{d}{dt} & (\omega_s - \omega)L_r \\ (\omega_s - \omega)L_m & L_m \frac{d}{dt} & (\omega_s - \omega)L_r & R_r + L_r \frac{d}{dt} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad 3.20$$

Avec :

$$\omega_r = \omega_s - \omega$$

Et l'équation mécanique

La partie mécanique est modélisée à partir de l'équation fondamentale de la dynamique appliquée aux solides en rotation

$$J \cdot \frac{d\Omega}{dt} = Cem - B\Omega - Cr \quad 3.21$$

A partir de la relation existant entre les flux et les courants, on peut obtenir plusieurs expressions équivalentes de couple

$$Cem = P \frac{M}{Lr} (\Phi_{Rd} \cdot \dot{i}_{Sq} - \Phi_{Rq} \cdot \dot{i}_{Sd}) \quad 3.22$$

III.3 ALIMENTATION ET ONDULEUR M.L.I [8]

Le réglage de la vitesse du moteur asynchrone, obtenu dans des conditions satisfaisantes de rendement et de niveau de courant statorique, passe nécessairement par l'ajustage de la fréquence des tensions d'alimentation statoriques (Ouhrouche). Les variateurs de vitesse, pouvant délivrer des tensions à fréquence variable, les plus répandus sont constitués d'un pont redresseur qui en association avec un filtre réalise une source de tension ou de courant continu, et d'un onduleur (commutateur) autonome qui délivre un système de tensions ou de courants alternatifs triphasés réglables en fréquence et en valeur efficace grâce à des lois de commande appropriées.

Deux types de convertisseurs peuvent être utilisés pour alimenter en tension une machine asynchrone. Il s'agit du convertisseur de tension à onde quasi-rectangulaire (tension en escalier) et du convertisseur à modulation de la largeur d'impulsion (MLI). Ce dernier permet d'alimenter la machine avec des ondes de tensions optimisées, de manière à ce que les courants qui en résultent soient d'assez bonne qualité, c'est à dire

que les harmoniques de bas rangs soient relativement faibles, de même que la pulsation du couple qui en résulte. [21],[22], [23].

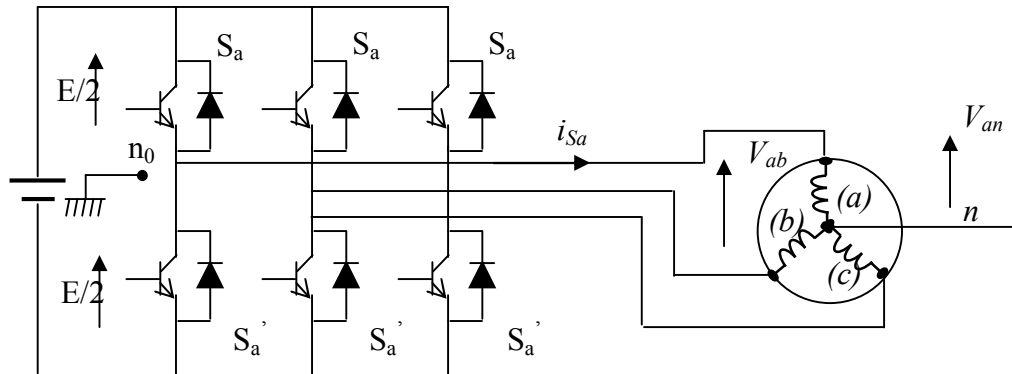


Fig.III. 3 Onduleur triphasé en pont

L'onduleur triphasé est plus important et plus utilisé. Son application principale consiste en l'alimentation des moteurs asynchrones à fréquence variable.

L'élément de base de l'onduleur, les interrupteurs de puissance qui se composent, selon la puissance commutée, de Transistor, de GTO, de MOSFET de puissance ou d'IGBT, en parallèle avec une diode. La diode permet d'assurer la continuité du courant lors du changement de sens de celui-ci.

Les caractéristiques de l'onduleur sont principalement définies par ces composants de puissance. Ceux-ci déterminent la puissance, la tension et le courant maximum commuté, la fréquence maximale de commutation et le temps mort.

La fréquence maximale de commutation est déterminée par les temps de commutation (ouverture et fermeture du composant) des interrupteurs. Sur une période de commutation, un interrupteur commute au maximum deux fois.

III.3.1 Composition du système de tension triphasée

La tension de chaque branche d'onduleur du pont triphasé U_{10} , U_{20} , U_{30} peut être $+U_e$ ou 0 selon l'état de conduction. Chaque tension rectangulaire doit être égale à $+U_e$ pendant la première demi-période $T/2$ et égale à 0 pendant la deuxième demi-période. Chaque tension de branche doit être décalée de $T/3$ par rapport à l'autre, afin de former un système triphasé symétrique.

Les tensions composées à la sortie du pont onduleur sont données par les relations :

$$\begin{aligned} U_{12} &= U_{10} - U_{20} \\ U_{23} &= U_{20} - U_{30} \\ U_{31} &= U_{30} - U_{10} \end{aligned} \quad 3.23$$

Dans le cas d'une charge en montage étoile avec pont neutre relié, la somme des trois courants de phase est nulle, si la charge est symétrique.

$$U_1 + U_2 + U_3 = 0 \quad 3.24$$

D'on on obtient

$$\begin{cases} U_1 = \frac{1}{3}(U_{12} - U_{31}) = \frac{1}{3}(2U_{10} - U_{20} - U_{30}) \\ U_2 = \frac{1}{3}(U_{23} - U_{12}) = \frac{1}{3}(2U_{20} - U_{10} - U_{30}) \\ U_3 = \frac{1}{3}(U_{31} - U_{23}) = \frac{1}{3}(2U_{30} - U_{10} - U_{20}) \end{cases} \quad 3.25$$

III.3.2 La commande (pwm)

L'onduleur est en réalité constitué d'interrupteurs dont le séquençage des ouvertures et fermetures est déterminé par l'intersection entre le signal d'entrée et le signal de modulation (ou porteuse).

Ce signal est un signal triangulaire de fréquence supérieure (environ 10 fois) au signal entrant. La figure 3.4 montre le fonctionnement pour une sinusoïde de 50 Hertz.

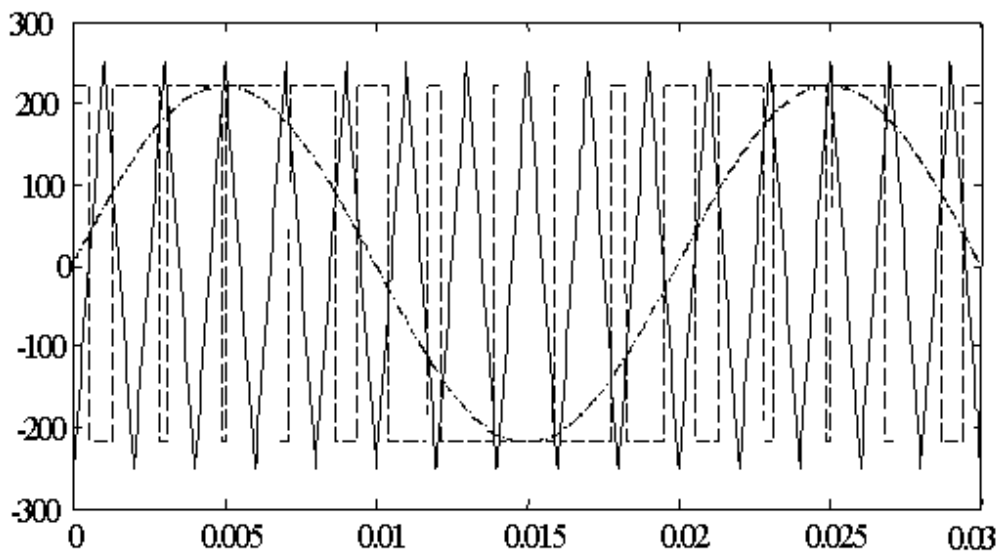


Fig.III. 4 Modulation d'une sinusoïde par une onde triangulaire

Une branche de l'onduleur triphasé, permet d'exprimer le principe de P.W.M. Les instants de commutations des interrupteurs se font par les intersections d'une onde triangulaire et un signal de référence sinusoïdal.

Les interrupteurs sont modélisés par une fonction logique F traduisant l'ouverture et fermeture des interrupteurs

$$F = \begin{cases} 1 & \text{pour } K_1 \text{ fermé est } K_1' \text{ ouvert} \\ 0 & \text{pour } K_1 \text{ ouvert est } K_1' \text{ fermé} \end{cases}$$

Qui se caractérisent par

$$F_i = \begin{cases} 1 & \text{si } E_r \geq E_p \\ 0 & \text{si } E_r \leq E_p \end{cases}$$

Où i est l'indice du nombre des phases

$$\begin{cases} E_{r1} = r \cdot \sin(2\Pi f) \\ E_{r2} = r \cdot \sin\left(2\Pi f - \frac{2\Pi}{3}\right) \\ E_{r3} = r \cdot \sin\left(2\Pi f + \frac{2\Pi}{3}\right) \end{cases} \quad 3. 26$$

Où r est le coefficient de réglage de tension.

L'indice de modélisation est donné par

$$m = \frac{f_p}{f_r}$$

Avec :

f_p : Fréquence de la porteuse.

f_r : Fréquence de la référence.

On pose

$$f_1 = U_{10}, \quad f_2 = U_{20}, \quad f_3 = U_{30}$$

$$\begin{cases} U_1 = (2f_1 - f_2 - f_3) \\ U_2 = (2f_2 - f_1 + f_3) \\ U_3 = (2f_3 - f_1 - f_2) \end{cases} \quad 3. 27$$

III.4 IDENTIFICATION DES PARAMETRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE [5],[8]

III.4.1 Equations d'état

Les équations de la machine peuvent être réécrites dans le repère d.q à condition de choisir un référentiel. Pour un référentiel immobile par rapport au stator, la convention utilisée est

$$\frac{d\theta_s}{dt} = 0, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r \tag{3.28}$$

La représentation d'état de la machine est donnée par les équations

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi}_{ds} \\ \dot{\phi}_{qs} \\ \dot{\phi}_{dr} \\ \dot{\phi}_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_s\sigma} & \dot{\theta}_s & \frac{M}{T_sL_r\sigma} & 0 \\ \dot{\theta}_s & -\frac{1}{T_s\sigma} & 0 & \frac{M}{T_sL_r\sigma} \\ \frac{M}{T_rL_s\sigma} & 0 & -\frac{1}{T_r\sigma} & \dot{\theta}_r \\ 0 & \frac{M}{T_rL_s\sigma} & -\dot{\theta}_r & -\frac{1}{T_r\sigma} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \tag{3.29}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_{ds} \\ \dot{e}_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{L_s\sigma} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{L_s\sigma} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{ds} \\ e_{qs} \end{bmatrix} - \frac{M}{L_sL_r\sigma} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{e}_{dr} \\ \dot{e}_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \tag{3.30}$$

A partir du modèle diphasé dans le repère dq, lié au stator, le modèle d'état de la machine peut être établi .

L'équation d'état est la suivante

$$\begin{aligned} \frac{dX}{dt} &= A \cdot X(t) + B \cdot U(t) \\ Y(t) &= C \cdot X(t) \end{aligned} \tag{3.31}$$

Dans la formulation (3.23), $X(t)$ représente le vecteur d'état, $Y(t)$ le vecteur de sortie et $U(t)$ la commande. La matrice A est appelée matrice dynamique ou matrice d'état, B la matrice d'entrée ou de commande et C la matrice de sortie.

Avec

$$X(t) = \begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad \dot{X}(t) = \begin{bmatrix} \dot{\phi}_{ds} \\ \dot{\phi}_{qs} \\ \dot{i}_{ds} \\ \dot{i}_{qs} \end{bmatrix}$$

$$Y(t) = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad U(t) = \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix}$$

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}, \quad \omega_m = P\Omega, \quad T_s = \frac{L_s}{R_s}, \quad T_r = \frac{L_r}{R_r}, \quad l_s = L_s - M_s, \quad l_r = L_r - M_r$$

Le modèle est alors donnée par les équations suivantes

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_{ds} \\ \dot{i}_{qs} \\ \dot{\phi}_{dr} \\ \dot{\phi}_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{T_r \cdot \sigma}\right) & 0 & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{1}{L_m \cdot T_r} & \frac{(1-\sigma)\omega_m}{\sigma \cdot L_m} \\ 0 & -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{T_r \cdot \sigma}\right) & \frac{(1-\sigma)\omega_m}{\sigma \cdot L_m} & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{1}{L_m \cdot T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & \frac{1}{T_r} & -\omega_m \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & \omega_m & \frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma \cdot L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma \cdot L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{l_s \sigma} & 0 & \frac{-M}{L_s L_r \sigma} & 0 \\ 0 & \frac{1}{l_s \sigma} & 0 & \frac{M}{L_s L_r \sigma} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix}$$

Cependant dans certains type des machines asynchrones la séparation des modes électriques et mécaniques n'est pas possible, alors le modèle précédent doit être augmenté au cinquième ordre où la vitesse rotorique est considérée comme une variable d'état.

D'où on obtient le modèle non linéaire d'ordre cinq.

La machine est représenté alors par :

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_{ds} \\ \dot{i}_{qs} \\ \dot{\phi}_{dr} \\ \dot{\phi}_{qr} \\ \dot{\omega}_r \end{bmatrix} = \begin{cases} -\left(\frac{1}{\sigma \cdot L_s} + \frac{1-\sigma}{T_r \cdot \sigma}\right) i_{ds} + \frac{L_m}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r \cdot T_r} \phi_{dr} + \frac{L_m \cdot \omega_r}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r} \phi_{qr} + \frac{1}{\sigma \cdot L_s} V_{ds} \\ -\left(\frac{1}{\sigma \cdot L_s} + \frac{1-\sigma}{T_r \cdot \sigma}\right) i_{qs} - \frac{L_m \cdot \omega_r}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r} \phi_{dr} + \frac{L_m}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r \cdot T_r} \phi_{qr} + \frac{1}{\sigma \cdot L_s} V_{qs} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \phi_{dr} - \omega_r \cdot \phi_{qr} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{qs} + \omega_r \cdot \phi_{dr} - \frac{1}{T_r} \phi_{qr} \\ \frac{3p^2 \cdot L_m}{2j \cdot L_r} (i_{qs} \cdot \phi_{dr} - i_{ds} \cdot \phi_{qr}) - \frac{F}{j} \omega_r - \frac{P}{j} T_i \end{cases}$$

III.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous nous sommes intéressées à la modélisation de la machine, nous avons ainsi pu déterminer sous quelles hypothèses nous pouvons obtenir un modèle de la machine dans le repère a, b et c. Nous avons ensuite présenter la transformation de Park qui permet de trouver un modèle simplifié de la machine dans un repère diphasé appelé repère d, q lié au stator qui est plus simple, ce qui facilite la thèse des observateurs, et enfin, déduire les variables qui doivent être suivies

Chapitre IV



Simulation

IV.1 INTRODUCTION

Généralement, un système n'est jamais conçu pour fonctionner seul. Il l'est toujours au sein d'un système global. Ainsi, si l'on prend l'exemple d'un pilotage en vitesse d'une machine tournante, ce dernier sera étudié de façon plus précise si l'on peut simuler le système complet en prenant en compte par exemple : le réseau électrique, les capteurs, la commande intégrée, la machine tournante, l'environnement thermique, etc..

Les chapitres précédents ont permis de présenter les méthodes classiques d'analyse de la machine asynchrone et, sur l'utilisation de l'approche neuronale et neuro-floue en vue de l'estimation.

Ces méthodes reposent sur une connaissance a priori du système. Elles s'appuient sur la connaissance des paramètres caractéristiques du système étudié ou des variables développées à partir des acquisitions.

Nous exposons dans un deuxième temps une étude complète sur la recherche des grandeurs internes. Ces paramètres sont calculés en utilisant les méthodes classiques de traitement des signaux.

Les grandeurs internes sont la vitesse rotorique et la résistance rotorique en utilisant le filtre de Kalman étendu dont les variations sont importantes surtout au démarrage. L'étude de la sensibilité de la résistance rotorique à la vitesse mécanique montre la nécessité de prendre en compte cette grandeur dans le système d'état.

VI.2 APPLICATION DU FILTRE DE KALMAN ETENDU

Dans cette partie nous présentons brièvement les outils et la méthodologie utilisés pour effectuer les calculs pour ce type d'observateur. La théorie du filtre de Kalman étendu a été présentée dans la partie (I) avec la mise en évidence des étapes de prédiction et de correction.

Le processus d'estimation peut se faire suivant les étapes suivantes :

- le choix d'un model mathématique.
- Le choix des signaux d'entrée et de sortie.
- Un critère de similitude entre le model et le processus

L'outil

L'outil de calcul et de simulation dans notre cas est le logiciel *MATLAB*.

MATLAB est un logiciel destiné principalement au calcul scientifique, à la modélisation et à la simulation. Le noyau de calcul est associé à l'environnement SIMULINK, permettant une modélisation basée sur des schémas-blocs.

Comme son nom le laisse entendre, le logiciel Simulink de Math Works est destiné à la simulation de systèmes dynamiques. Simulink se caractérise par le fait que les modèles étudiés peuvent être introduits sous forme de schémas-blocs créés et édités par des commandes générées principalement à l'aide de la souris. C'est donc un logiciel de simulation numérique travaillant à partir d'un schéma de type analogique. Un schéma Simulink est constitué par un certain nombre de blocs reliés entre eux par des lignes orientées dans le sens de circulation du signal. Les blocs utilisés peuvent être soit pris dans une bibliothèque standard, soit créés par l'utilisateur.

SIMULINK possède une interface graphique pour visualiser les résultats sous forme graphique ou de valeurs numériques en cours de simulation. Les paramètres régissant le fonctionnement des systèmes peuvent être modifiés en ligne, c'est à dire en cours de simulation, et l'on peut observer leur effet immédiatement.

VI.2.1 Simulation de la machine asynchrone [24], [25].

La machine asynchrone à cage d'écureuil est alimentée par une source de tension à fréquence variable type MLI. Pour simuler son comportement, on doit tout d'abord adopter un modèle physique mettant en jeu les caractéristiques principales. Il faut ensuite définir sur cette base des blocs Simulink élémentaires. Enfin, ceux-ci doivent être interconnectés et paramétrés.

La figure ci dessous représente le modèle SIMULINK du moteur asynchrone décrit par les équations principales de la machine. Chaque bloc de la figure est issu d'une équation. Ainsi, le bloc «Transformation abc----dq» est réalisé à partir de la transformation de Park.

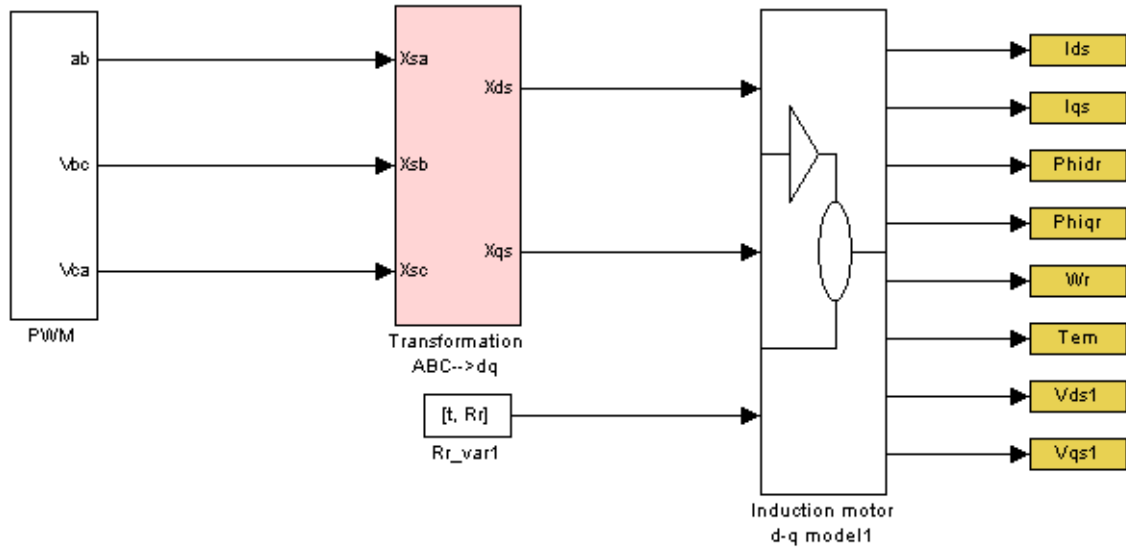


Fig.IV. 1 model Simulink d'un moteur asynchrone

Le dispositif d'alimentation à fréquence variable des machines asynchrones le plus utilisé, est l'onduleur MLI. Aujourd'hui avec des convertisseurs à base de transistors bipolaires à gâchette isolée (IGBT). On peut obtenir des fréquences de commutation dépassant largement les 10 kHz . Ces convertisseurs sont, cependant susceptibles de présenter des spectres harmoniques de tension assez variable.

La figure IV.2 montre la forme de la tension d'alimentation de la machine.

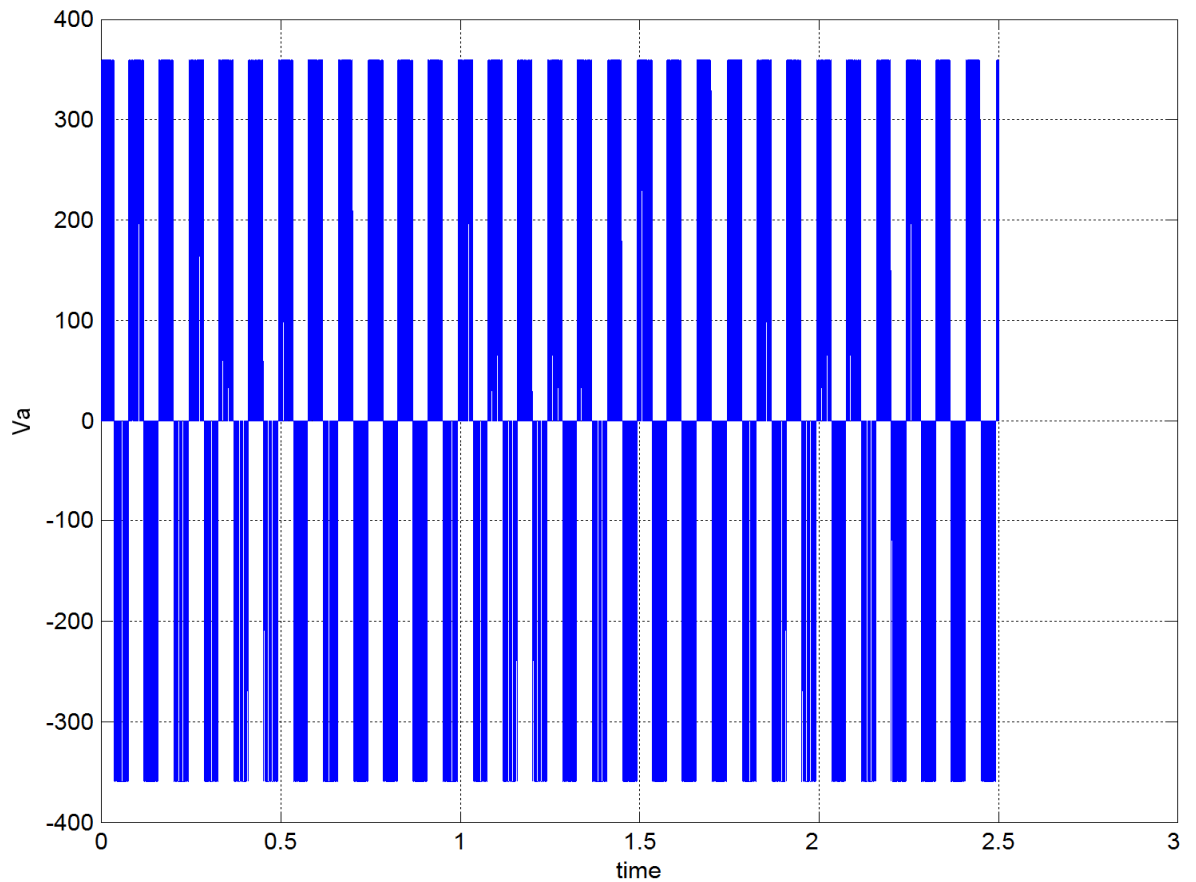


Fig.IV. 2 tension d'alimentation MLI de la machine asynchrone

Les grandeurs réelles de la machine asynchrone (courants statoriques, la résistance rotorique, la vitesse rotorique et le couple électromagnétique) obtenues par le model Simulink sont comme le montre la figure ci-dessous :

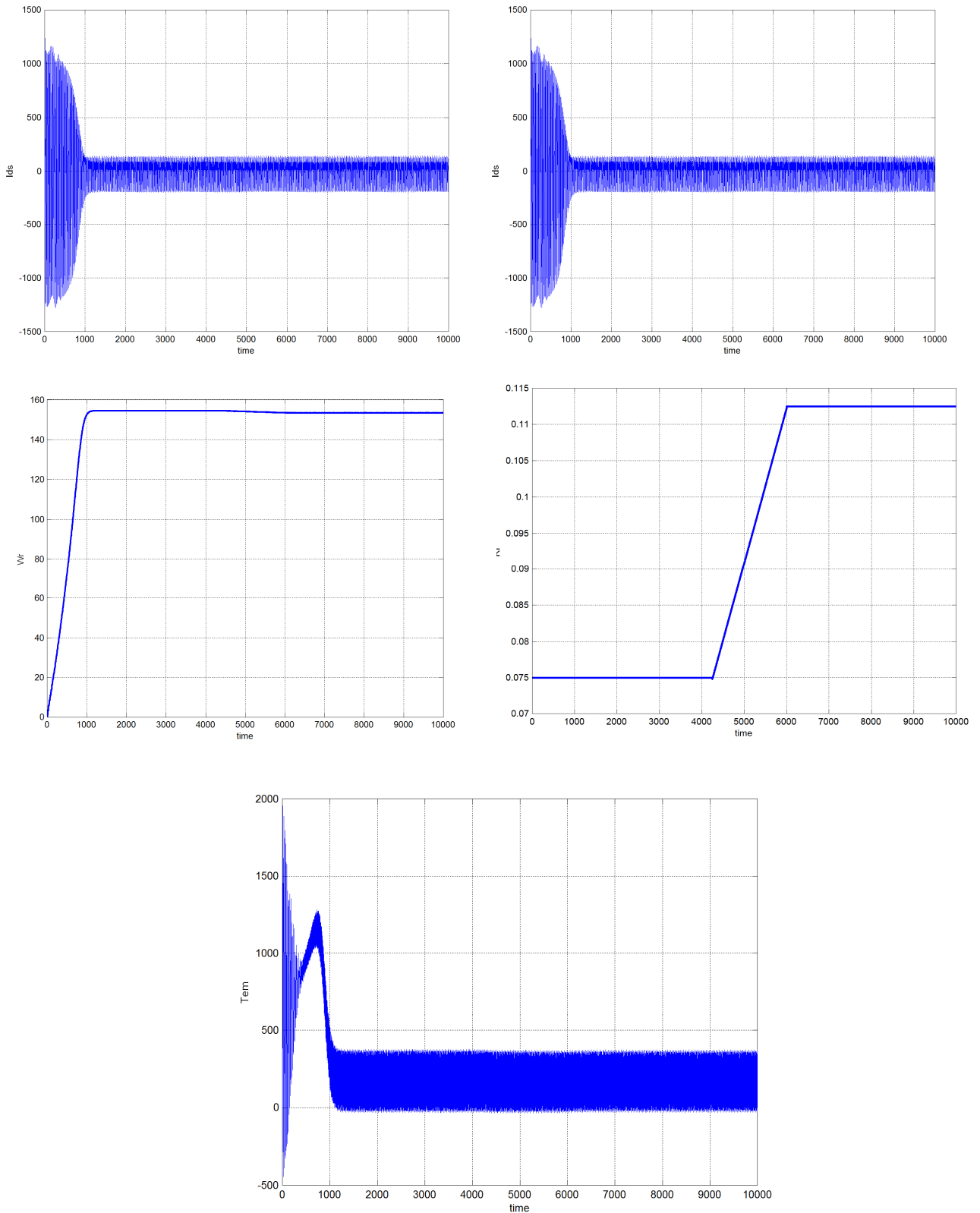


Fig.IV. 3 les grandeurs internes réelles de la machine asynchrone (I_{ds} , I_{qs} , W_r , R_r , T_{em})

En simulant un démarrage du moteur, les courants statoriques convergent vers les valeurs du modèle à l'issue du régime transitoire de démarrage. Lors de la variation imposée de la résistance rotorique une variation de la vitesse se produit, donc on doit inclure cette variation de la résistance dans notre algorithme d'estimation (FKE).

Le modèle défini par le système d'équations (III.32) est celui adopté pour l'estimation, à l'aide du filtre de Kalman étendu qui est un filtre du type stochastique.

Le système d'équations (3.32) se présente sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} x(t) &= f(x(t), u(t), t) \\ u(t) &= (V_{ds}(t), V_{qs}(t))^T \end{aligned} \quad 4.1$$

$u(t)$ représente le vecteur des tensions de commande. La machine est donc alimentée en tension par un convertisseur statique, généralement du type MLI. Le vecteur de sortie $Y(t)$ est constitué des courants statoriques et il a la forme suivante :

$$\begin{aligned} &[3],[5],[7],[22]. \\ Y(t) &= h(x(t), t) \end{aligned} \quad 4.2$$

L'utilisation d'un micro-ordinateur pour l'étude de la machine asynchrone ou pour tout traitement numérique de signaux nécessite le modèle discret du processus en question. En se basant sur l'approximation d'Euler donné par la relation (4.3), le modèle discret de la machine asynchrone s'obtient aisément à partir de son modèle en continu (3.32).

$$\left(\frac{d}{dt} x \right) = \frac{X(k+1) - X(k)}{\Delta t} \quad 4.3$$

$$\begin{cases} A_d \approx I + A \cdot T_e + \frac{(A \cdot T_e)^2}{2} \\ B_d \approx T_e \left(I + \frac{(A \cdot T_e)}{2} \right) \cdot B \end{cases} \quad 4.4$$

Si le temps d'échantillonnage T_s est très petit ($200\mu s$) le développement en série de Taylor donne de très bons résultats

$$\begin{cases} A_d \approx I + A \cdot T_e \\ B_d \approx T_e \cdot B \end{cases} \quad 4.5$$

Posons :

$$a_0 = \frac{1}{l_s l_r - l_m^2}, \quad a_1 = (1 - a_0 R_s l_r T_s), \quad a_2 = a_0 l_m^2 T_s, \quad a_3 = a_0 l_m T_s, \quad a_4 = a l_m T_s,$$

$$a_5 = a_0 l_r T_s, \quad a_6 = \frac{3p^2 l_m}{2j l_r} T_s, \quad a_7 = 1 - \frac{F T_s}{j} - \frac{P T_s T_{\max}}{j \omega_{r \max}}.$$

T_s : Le pas d'échantillonnage

F : Coefficient de frottement.

Le model discret de la machine asynchrone est le suivant :

$$\begin{bmatrix} I_{ds}(K+1) \\ I_{qs}(K+1) \\ \phi_{dr}(K+1) \\ \phi_{qr}(K+1) \\ \omega_r(K+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(a_1 - a_2 \frac{1}{T_r(K)} \right) I_{ds}(K) + a_3 \frac{1}{T_r(K)} \phi_{dr}(K) + a_3 \phi_{qr}(K) \omega_r(K) + a_5 V_{ds}(K) \\ \left(a_1 - a_2 \frac{1}{T_r(K)} \right) I_{qs}(K) + a_3 \frac{1}{T_r(K)} \phi_{qr}(K) - a_3 \phi_{dr}(K) \omega_r(K) + a_5 V_{qs}(K) \\ a_4 \frac{1}{T_r(K)} I_{ds}(K) + \left(1 - T_s \frac{1}{T_r(K)} \right) \phi_{dr}(K) - T_s \phi_{qr}(K) \omega_r(K) \\ a_4 \frac{1}{T_r(K)} I_{qs}(K) + \left(1 - T_s \frac{1}{T_r(K)} \right) \phi_{qr}(K) + T_s \phi_{dr}(K) \omega_r(K) \\ a_6 \{ I_{qs} \phi_{dr}(K) - I_{ds} \phi_{qr}(K) \} + a_7 \omega_r(K) \end{bmatrix} \quad 4.6$$

Le modèle discret de la machine asynchrone peut donc s'écrire sous la forme suivante :

$$X(K+1) = f(X(K), U(K), K)$$

$$Y(K) = h(X(K), K)$$
4.7

IV.2.2 Augmentation du vecteur d'état [8], [20]

L'application du filtre de Kalman étendu pour l'observation des états et l'estimation des paramètres d'une machine asynchrone triphasée nécessitent la linéarisation du modèle obtenu autour du point de fonctionnement actuel. Les matrices du système linéarisées sont évaluées à chaque pas de calcul ou à chaque nouveau point de fonctionnement, qui est

l'estimation de l'état trouvée à l'échantillonnage précédent. Il est à noter qu'un bon choix de l'état initial est déterminant pour la convergence de l'algorithme du filtre de Kalman.

Pour l'estimation de la résistance rotorique de la machine asynchrone, le modèle discret (4.6) est augmenté d'une équation supplémentaire.

$$F_K = \begin{bmatrix} A_d(\theta_K) & \left(\frac{d}{d\theta} (A_d(\theta_K) X_K + B_d(\theta_K) U_K) \right) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad 4.8$$

L'équation supplémentaire contient le paramètre θ , ce paramètre est la résistance rotorique $\theta = R_r$.

Le Vecteur des entrées U contient les tensions statoriques V_{ds} et V_{qs} . Le vecteur des sorties Y contient les courants statoriques I_{ds} et I_{qs} . Le vecteur d'état X contient les courants statoriques I_{ds} et I_{qs} et les flux rotorique ϕ_{ds} et ϕ_{qs} . La vitesse de rotation ω_r et le paramètre supplémentaire R_r .

Le vecteur d'état augmenté est :

$$X = [I_{ds}(K), I_{qs}(K), \phi_{dr}(K), \phi_{qr}(K), \omega_r(K), R_r(K)]^T \quad 4.9$$

A_d : La matrice d'Etat descretisée.

B_d : La matrice de commande descretisée.

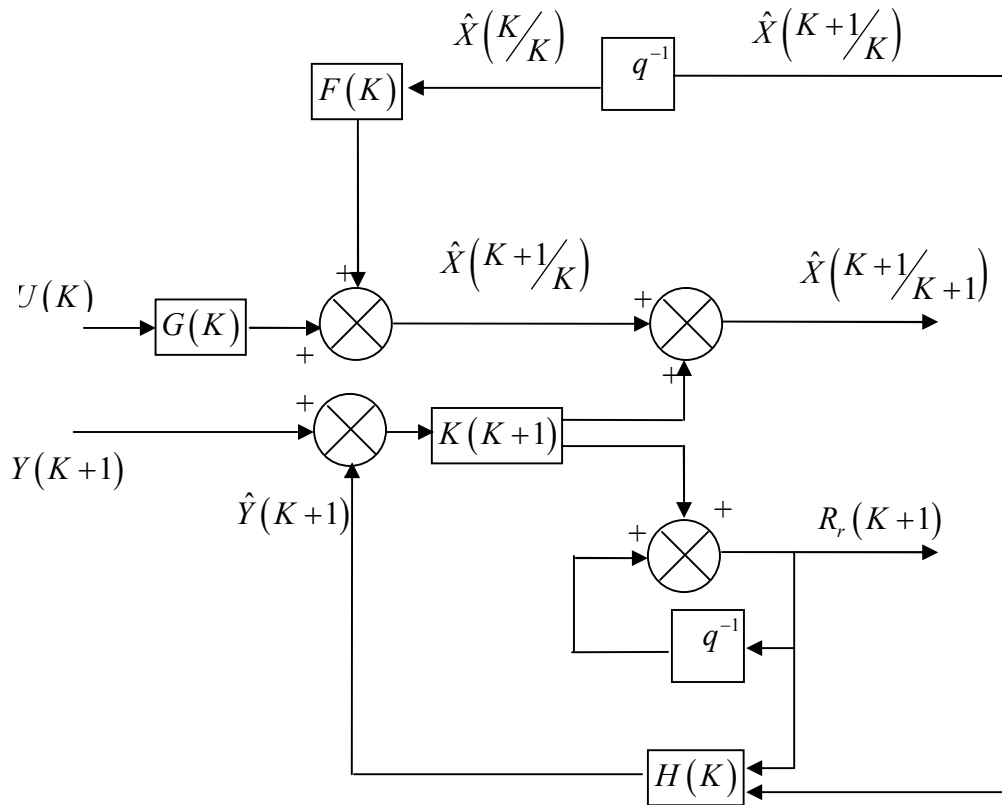


Fig.IV. 4 Estimation des états et de la résistance rotorique d'une machine asynchrone par FKE

Dans cette figure, les matrices $F(K)$, $G(K)$ et $H(K)$ sont déterminées par les relations suivantes (linéarisation autour d'un point de fonctionnement):

$$\begin{aligned}
 F(K) &= \frac{\partial}{\partial X} \{f(X(K), U(K), K)\} \\
 G(K) &= \frac{\partial}{\partial U} \{f(X(K), U(K), K)\} \\
 H(K) &= \frac{\partial}{\partial X} \{h(X(K), K)\}
 \end{aligned}
 \tag{4.10}$$

La fonction $f(X(K), U(K), K)$ est donnée par la relation (4.6). La fonction $h(X(K), K)$ représente les équations de sortie (les courants statoriques en fonction des états du système)

Alors le modèle augmenté (d'ordre six) linéarisé s'écrit sous la forme

$$F_K = \begin{bmatrix} a_1 - \frac{a_2}{T_r(K)} & 0 & \frac{a_3}{T_r(K)} & a_3\omega_r(K) & a_3\phi_{qr}(K) & -a_2I_{ds}(K) + a_3\phi_{qr}(K) \\ 0 & a_1 - \frac{a_2}{T_r(K)} & -a_3\omega_r(K) & \frac{a_3}{T_r(K)} & -a_3\phi_{qr}(K) & -a_2I_{ds}(K) + a_3\phi_{qr}(K) \\ \frac{a_4}{T_r(K)} & 0 & 1 - \frac{T_s}{T_r(K)} & T_s\omega_r(K) & T_s\phi_{qr}(K) & a_4I_{ds}(K) + T_s\phi_{dr}(K) \\ 0 & \frac{a_4}{T_r(K)} & -T_s\omega_r(K) & 1 - \frac{T_s}{T_r(K)} & T_s\phi_{dr}(K) & a_4I_{qs}(K) + T_s\phi_{qr}(K) \\ -a_6\phi_{qr}(K) & a_6\phi_{dr}(K) & a_6I_{qs}(K) & -a_6I_{ds}(K) & a_7 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad 4.11$$

Avec :

$$\text{La matrice d'observation : } H_K = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad 4.12$$

$$\text{La matrice de commande : } G = \begin{bmatrix} a_5 & 0 \\ 0 & a_5 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad 4.13$$

Dans la modélisation stochastique de la machine asynchrone, on admet la superposition de perturbations ou de bruits parasites sur les vecteurs d'état $X(t)$ et le vecteur de sortie $Y(t)$.

Nous supposons que ces bruits (bruit du système et celui des mesures) sont blancs et gaussiens et ils sont caractérisés par leurs matrice de covariance. Le modèle stochastique de la machine asynchrone peut donc se déduire des équations (4.7) et il est donné par :

$$\begin{aligned} X(K+1) &= f(X(K), U(K), K) + W(K) \\ Y(K) &= h(X(K), K) + V(K) \end{aligned} \quad 4.14$$

Pour pouvoir utiliser l'ensemble des équations récurrentes constituant le filtre de Kalman Etendu, on doit choisir les conditions initiales P_0 , Q_0 et R_0 .

IV.2.3 Choix des matrices de covariance des bruits

Les matrices de covariance des bruits de modélisation et de mesures constituent les paramètres de réglage du filtre de Kalman. Le choix initial de ces matrices est très crucial pour le bon fonctionnement et pour la convergence du filtre. Elles sont généralement choisies diagonales et stationnaires.

Les éléments de la matrice Q quantifient la précision du modèle (incertitudes sur la prédiction du filtre). Augmenter ces éléments signifie soit des bruits plus importants sur le système soit une plus grande incertitude sur le modèle. Des valeurs plus importantes peuvent conduire à une estimation instable, par contre des valeurs trop petites ne permettent pas au filtre de suivre les variations des états et des paramètres à estimer. Elle est donnée comme suit :

$$Q = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 40 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 40 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La matrice de covariance d'erreur d'estimation P est donnée :

$$P = \begin{bmatrix} 100 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 100 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 50 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 50 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 50 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 50 \end{bmatrix}$$

Les éléments de la matrice R quantifient le bruit sur les mesures. Les augmenter implique que les mesures sont soumises à des bruits plus corruptifs. L'augmentation de la matrice R affecte les performances transitoires du filtre et sa diminution peut conduire à une estimation instable.

$$R = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}$$

L'algorithme du filtre de Kalman a une structure de prédictor-correcteur et il est donné comme suit :

a- Etape de prédiction

$$\begin{cases} \hat{X}\left(\frac{(K+1)}{K}\right) = F(K)\hat{X}\left(\frac{K}{K}\right) + G(K)U(K) \\ P\left(\frac{(K+1)}{K}\right) = F(K)P\left(\frac{K}{K}\right)F(K)^T + Q \end{cases} \quad 4.15$$

b- Etape de correction

$$\begin{cases} \hat{X}\left(\frac{(K+1)}{K+1}\right) = \hat{X}\left(\frac{(K+1)}{K}\right) + K(K+1)\left[Y(K+1) - H(K+1)\hat{X}\left(\frac{(K+1)}{K}\right)\right] \\ K(K+1) = P\left(\frac{(K+1)}{K}\right)H(K+1)^T \left[H(K)P\left(\frac{(K+1)}{K}\right)H(K)^T + R\right]^{-1} \\ P\left(\frac{(K+1)}{K+1}\right) = P\left(\frac{(K+1)}{K}\right) - K(K+1)H(K+1)P\left(\frac{(K+1)}{K}\right) \end{cases} \quad 4.16$$

Les résultats obtenus par le filtre de Kalman étendu sont comme suit :

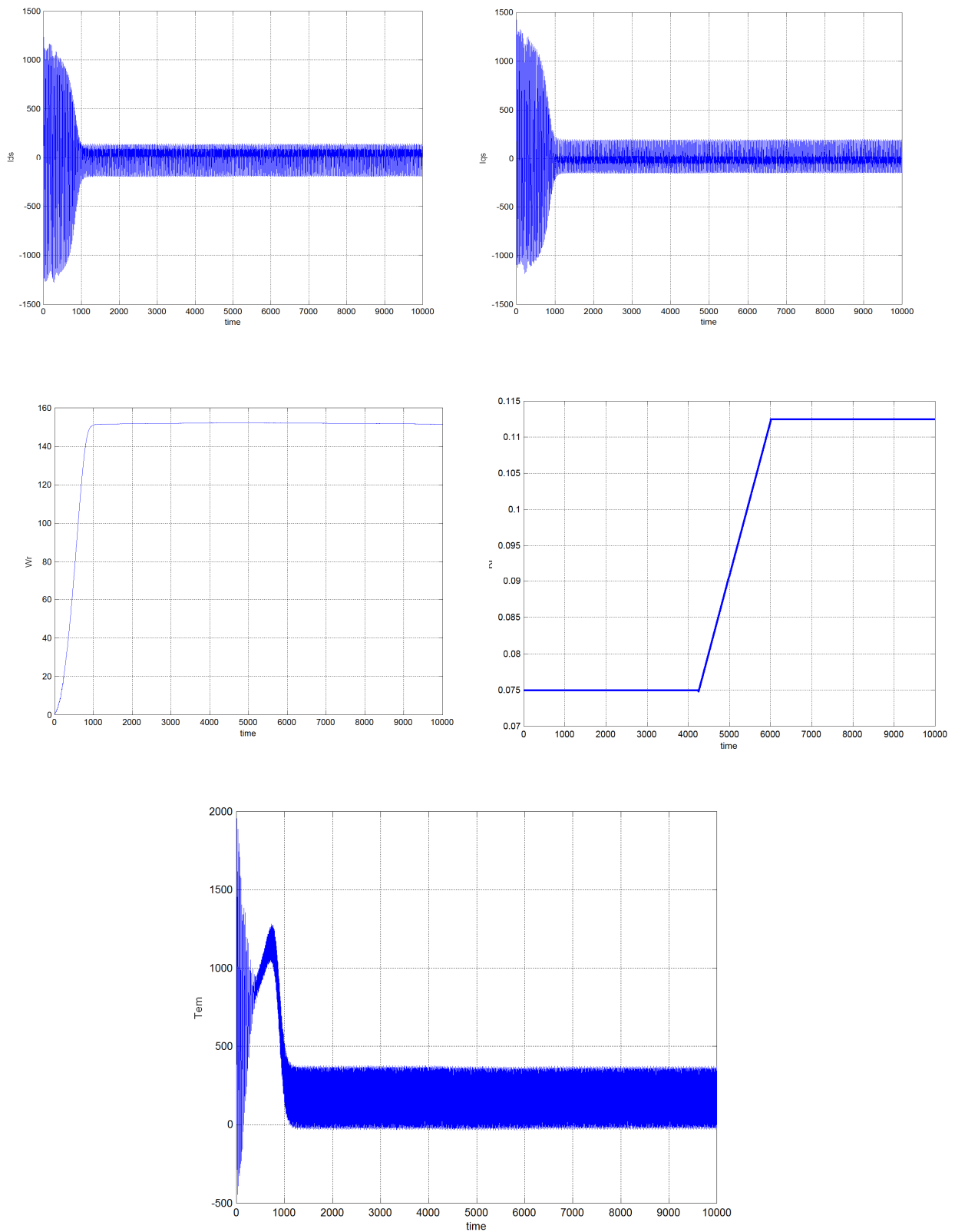


Fig.IV. 5 Les grandeurs internes de la machine asynchrone estimées par le FKE

$$(I_{ds}, I_{qs}, W_r, R_r, T_{em})$$

Dans cette partie nous avons utilisé un observateur non linéaire qui est le filtre de Kalman pour le suivi des grandeurs de la machine asynchrone, l'observateur a été étendu à la vitesse et à la résistance rotorique.

D'après les résultats obtenus par le filtre de Kalman étendu, on peut constater que les grandeurs réelles et les grandeurs estimées de la machine asynchrone sont presque identiques. Donc le FKE prouve son efficacité d'estimation pour les systèmes non linéaires.

IV.3 APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES [26]

Le réseau de neurone choisi pour notre cas est un perceptron multicouche comprend une couche d'entrée avec quatre neurones puis une couche cachée de dix neurones. enfin une couche de sortie avec cinq neurones.

Les fonctions d'activation pour la couche d'entrée et la couche cachée sont Logsigmoïde, pour la couche de sortie la fonction d'activation est la Perlin. La courbe ci-dessous montre la convergence de l'apprentissage du réseau choisis avec une erreur de 10^{-3} .

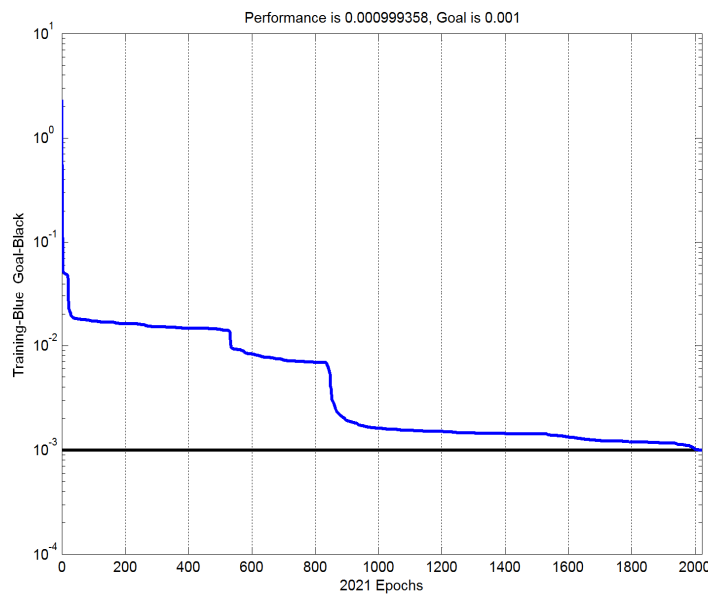


Fig.IV. 6 Convergence du réseau de Neurone

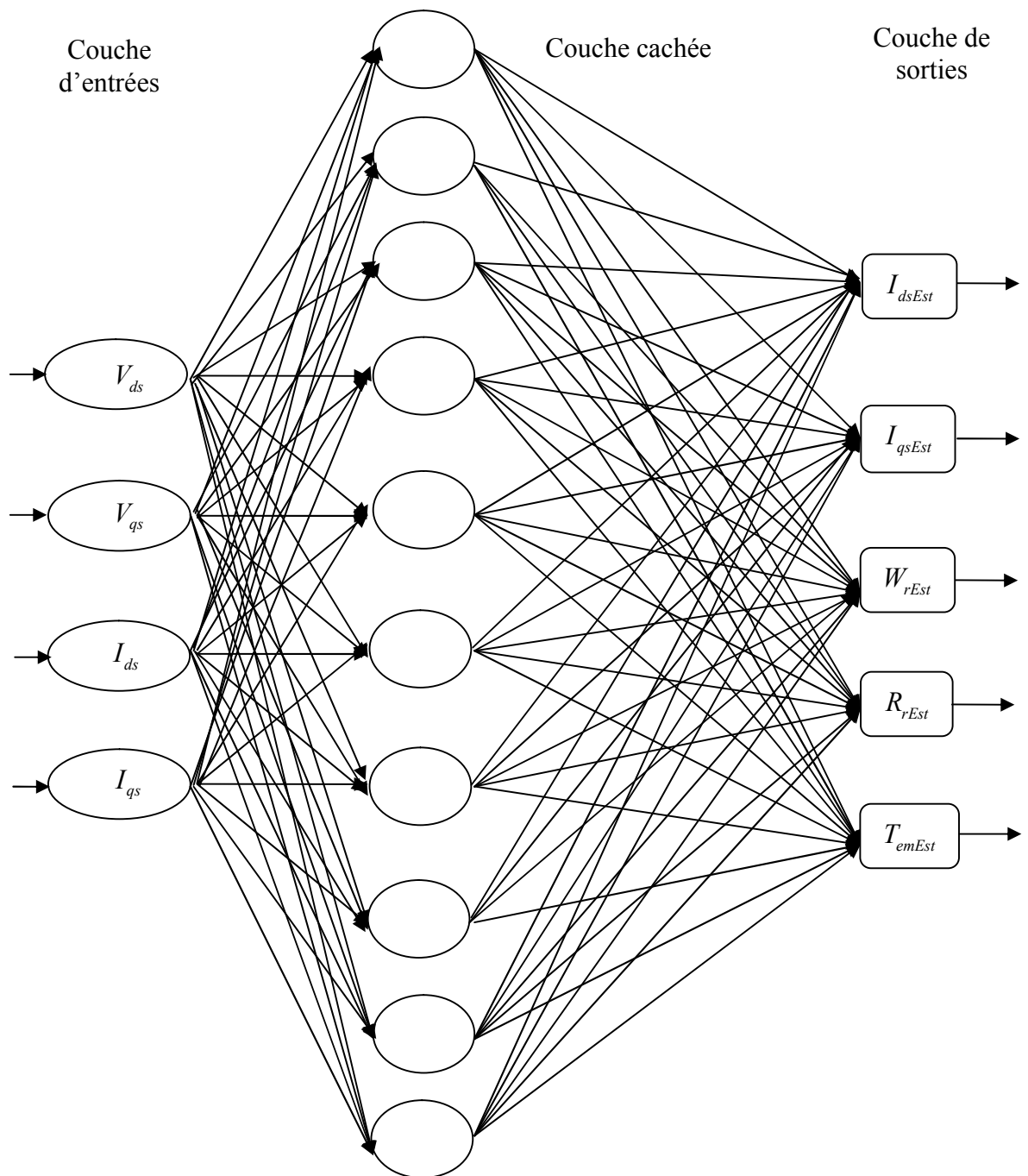


Fig.IV. 7 Architecture neuronale pour l'estimation des grandeurs internes de la machine asynchrone

Les résultats obtenus par cette architecture sont comme suit :

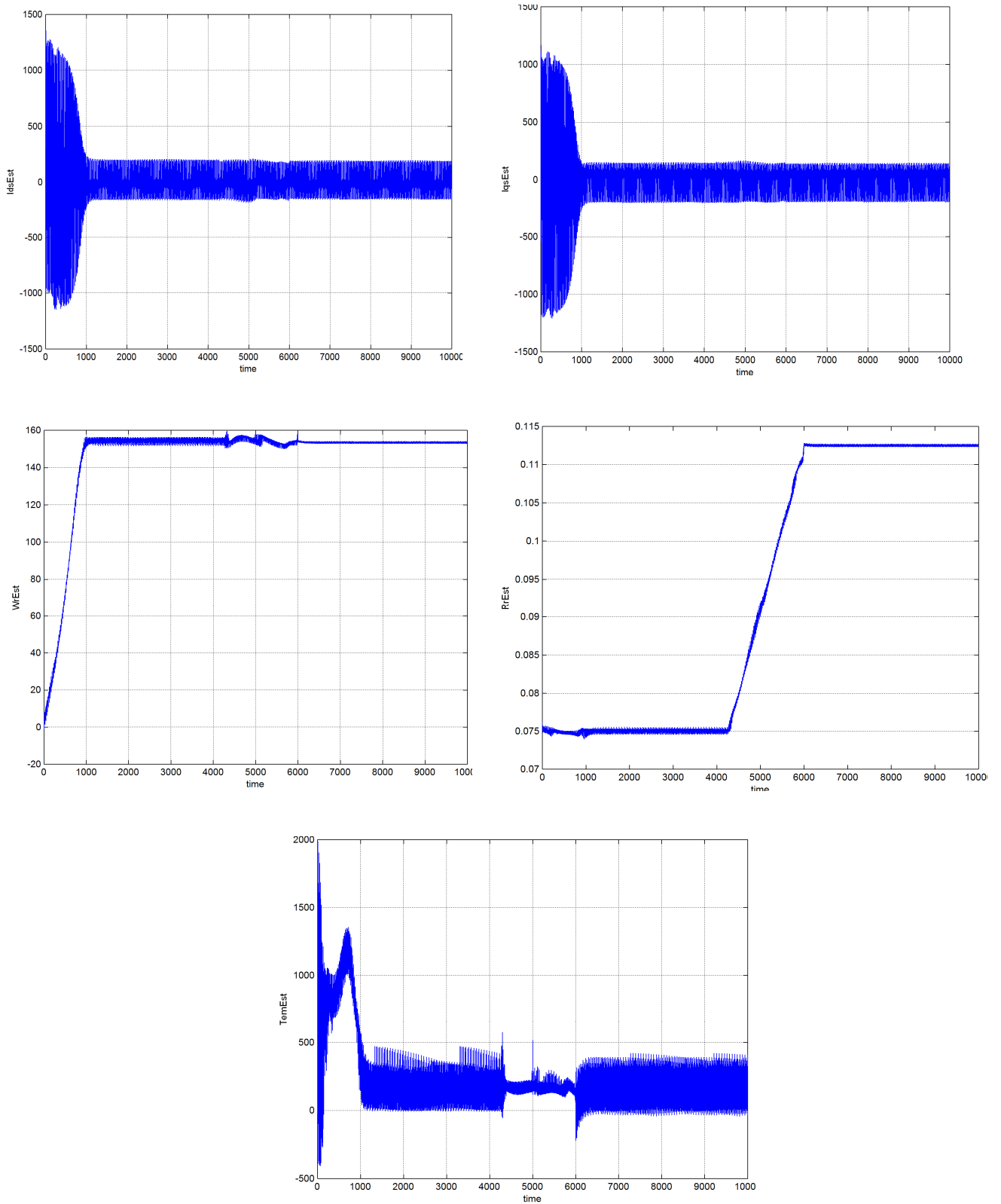


Fig.IV. 8 les grandeurs internes réelles de la machine asynchrone estimées par le réseau de neurone

$$(I_{ds}, I_{qs}, W_r, R_r, T_{em})$$

Au cours de cette partie nous avons présenté une approche originale pour le suivi des grandeurs internes de la machine asynchrone, utilisant les techniques des réseaux de neurones artificiels

D'après cette figure nous constatons le suivi des grandeurs estimées par le réseau de neurone vers celles imposées (réelles). Les courbes des grandeurs estimées par le réseau de neurone sont confondues avec les courbes des grandeurs réelles obtenues par le model SIMULINK.

Donc les résultats obtenus par les réseaux de neurones sont proches des valeurs réelles.

IV.4 APPROCHE NEURO-FLOUE [20]

Cette approche est non récurrente basée sur la combinaison des deux techniques logique floue et réseau de neurone en vue de bénéficier les avantages des deux techniques, c'est-à-dire l'expertise et l'apprentissage à partir du Filtre de Kalman Etendu.

Le réseau utilisé à une structure SAINF (système actif à inférence Neurofloue) comme le montre la figure ci-dessous

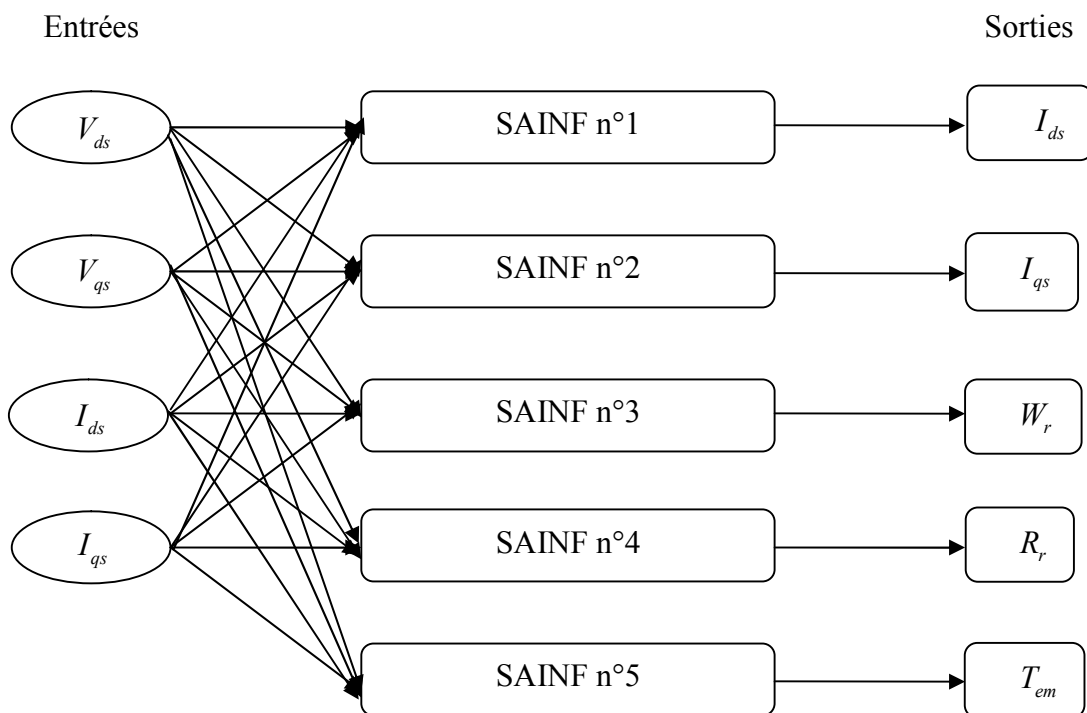


Fig.IV. 9 SAINF pour l'estimation des grandeurs internes de la machine asynchrone

Les résultats obtenus par cette architecture sont les suivants :

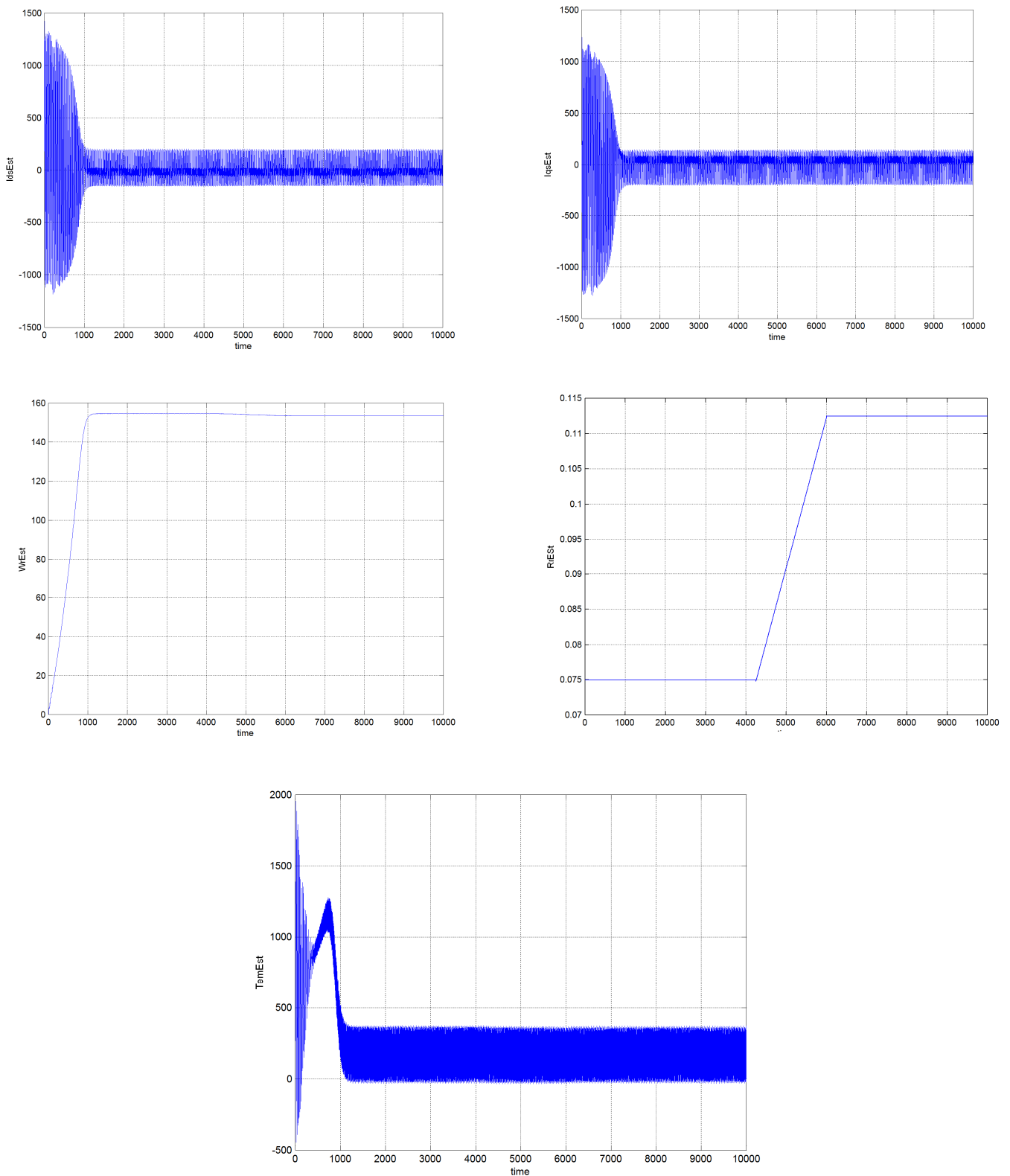


Fig.IV. 10 les grandeurs internes de la machine asynchrone estimées par la technique Neurofloue

$$(I_{ds}, I_{qs}, W_r, R_r, T_{em})$$

Lors de cette partie nous avons présenté un exemple d'utilisation d'un modèle neuroflou pour l'estimation. Cette architecture permet d'obtenir de bons résultats qui sont identiques aux grandeurs réelles comme le montre la figure ci-dessus.

IV.5 CONCLUSION

Dans cette partie, nous avons effectué l'estimation des paramètres de la machine en se basant sur la représentation de Park. Nous avons utilisé trois techniques différentes classique et intelligentes.

Le Filtre de Kalman étendu nous a donné une estimation des grandeurs internes de la machine avec des résultats qui sont significatifs et reflètent l'état de la machine, et nous a permis aussi de suivre la résistance rotorique ainsi que son influence sur les autres grandeurs telle que la vitesse.

Les réseaux de neurones artificiels sont aussi un bon estimateur pour les grandeurs des systèmes non linéaires qui ont permis l'estimation des paramètres de la machines ainsi le suivi de la résistance rotorique mais avec une précision moins et un temps d'apprentissage assez important

Et on termine par le réseau hybride neuroflou, ce dernier donne de bons résultats semblables aux grandeurs réelles.

Conclusion Générale



CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Compte tenu de la fréquence d'utilisation des machines asynchrones dans l'industrie, la connaissance et le suivi de ses grandeurs internes sont devenus un enjeu économique important.

Le travail présenté dans ce mémoire expose des techniques pour une estimation des grandeurs internes des machines asynchrones.

Pour aborder notre travail, nous avons commencé par le choix du modèle mathématique du système non linéaire (machine asynchrone) qui permet de simuler, visualiser les grandeurs internes et l'effet de la variation de la résistance rotorique sur le comportement de la machine vue clairement sur la décroissance de la vitesse.

Puis nous avons fait l'estimation de ces grandeurs par la méthode du filtre de Kalman étendu qui est basé sur le modèle non linéaire de la machine asynchrone. Cet observateur étendu nous a permis d'étendre l'état à plus d'un paramètre. Ce qui n'a pas pu être fait avec un autre observateur (grand gain, Luenberger). Il assure le suivi de la résistance rotorique en vue de connaître l'état de la machine.

Nous avons ensuite proposé une méthode intelligente qui est les réseaux de neurones, cette technique représente pour nous, un outil qui permet d'appliquer l'apprentissage supervisé, la convergence est assurée mais les temps d'apprentissage sont longs. La simulation nous a donné des résultats reflétant l'état de la machine et un bon suivi de l'effet de la résistance sur le comportement de cette dernière.

Enfin, nous avons proposé une approche hybride (Neurofloue) qui est la combinaison des deux techniques, le réseau de neurone et la logique floue, cette combinaison permet d'exploiter les caractéristiques de chacune pour accomplir une tâche performante et efficace dans le domaine d'estimation, comme le montre les résultats obtenus.

Dans ce travail nous avons présenté des différentes techniques d'estimation des paramètres internes des systèmes non linéaires dans le but de suivre le comportement et l'influence de ces paramètres sur l'état de ce système.

Les résultats obtenus sont testés sur les données obtenues à partir d'un modèle approché de la machine en présence d'une petite variation de la résistance rotorique, et nous avons constaté que ces résultats sont significatifs et reflètent l'état de la machine.

Comme nous pouvons le constater, l'utilisation des techniques d'estimation, telles que le filtre de Kalman étendu, la logique floue et les réseaux de neurones, est très cordialement, efficaces pour l'estimation de paramètres. Ces techniques nous ont permis d'atteindre notre objectif, soit de démontrer les possibilités d'une méthode d'estimation simple, rapide et d'une précision semblable aux grandeurs réelles. Le but de cette méthode, comme nous l'avons maintes fois mentionné, n'est pas de remplacer les outils permettant de réaliser des études détaillées, mais d'obtenir une gamme plus large de résultats qu'offrent les méthodes simplifiées (résultats essentiels à une meilleure compréhension du comportement du système) avec une précision comparable aux études détaillées.

Enfin, de nombreuses améliorations peuvent être envisagées ultérieurement : la prise en compte de phénomène de la saturation et des régimes transitoires, électriques ou mécaniques. Les résultats laissent entrevoir la possibilité de réduire les hypothèses simplificatrices utilisées dans ce travail. Notamment, ce dernier pourrait donner lieu à des études complémentaires dans les directions suivantes :

- Améliorer la convergence des observateurs étendus.
- Optimiser les temps de calcul en vue de l'observation en temps.

Bibliographie



BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHI

- [1] Roland CASIMIR thèse de doctorat de l'école doctorale électronique, électrotechnique, automatique de Lyon, diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes 2003
- [2] Ibrahim Hoteit thèse de doctorat de l'université Josef fourrier Grenoble en mathématique appliqué Filtre de Kalman réduit et efficace pour l'assimilation de données en océanographie 2001.
- [3] D.Arzelier ENSICA Introduction à la théorie d'estimation note de cour 1999/2000.
- [4] Processus stochastiques, estimation et prédiction, université de Louvain.
- [5] Tarek Boumegoura thèse de doctorat de l'école centrale de Lyon en génie électrique, Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine asynchrone et synthèse d'observateurs en vue du diagnostic 2001.
- [6] Cyrille Christophe thèse de doctorat de l'université des sciences et technologies de Lille en automatique et informatique industrielle, surveillance des systèmes non linéaires application aux machines électriques.
- [7] Samir Ikni thèse de magistère de l'université de Sétif en électronique, Estimation des grandeurs internes des systèmes non linéaires par l'intelligence artificielle étude comparative et application 2004.
- [8] M. Ouhrouche thèse de doctorat du département de génie électrique et de génie informatique école polytechnique de Montréal, contributions à l'étude et à l'application industrielle de la machine asynchrone 1998.
- [9] Saïd Mammar note de cours de l'institut professionnalisé d'Evry en génie électrique et informatique appliqué, Traitement statistique du signal.
- [10] A.Bourzami F.Ghoul mémoire d'ingénieur de l'université de Sétif en électrotechnique application des réseau de neurone pour l'analyse de la stabilité transitoire des systèmes électroénergétique 2003.
- [11] Développement d'un système d'aide aux estimations énergétiques base sur la logique floue et les réseaux de neurones
- [12] Fabien Moutarde note de cours de l'école des mines de Paris Introduction aux réseaux de neurones et leurs application en automatique 2003.

- [13] Philippe Lucidarme thèse de doctorat de l'université Montpellier en Génie Informatique, Automatique, Apprentissage et adaptation pour des ensembles de robots réactifs coopérants 2003.
- [14] Vincent Vigneron note de cours réseaux de neurones considération statistiques 1998.
- [15] Gilson Braviano thèse de doctorat de l'université Josef fourrier Grenoble en mathématique appliqué, logique floue en segmentation d'images: seuillage par entropie et structures pyramidales irrégulières 1995.
- [16] J-M. Allenbach note de cours du Centre de compétences en automatisation industrielle et productive, Asservissements par logique floue 2001.
- [17] Goléa Noureddine thèse de doctorat de l'université de Batna Faculté des Sciences de l'Ingénieur, Identification et Commande Adaptative Floues 2001
- [18] Marc Antoine Roberge projet d'application présenté à l'école de technologie supérieure de l'école technologique supérieur du Québec, développement d'un système d'aide aux estimations énergétiques base sur la logique floue et les réseaux de neurones 1998.
- [19] Eric GAUTHIER thèse de doctorat de l'institut national polytechnique de Grenoble, Utilisation des Réseaux de Neurones Artificiels pour la Commande d'un Véhicule Autonome 1999.
- [20] N.Khenfer S.Ikni, Estimation simultanée des grandeurs internes d'une machine à induction par FKE, RNA, et Neuro-floue. UFAS 2004.
- [21] Philipe FOUSSIER thèse de doctorat de l'institut national des sciences appliquées de Lyon, contribution à l'intégration des systèmes de commandes des machines électriques à courant alternatif
- [22] Edouard Laroche thèse de doctorat de l'école normale supérieur de Cachan, Méthodologie multi modèles pour l'identification et la commande robuste de la machine asynchrone 2000.
- [23] Bertrand REVOL thèse de doctorat Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble, modélisation et optimisation des performances CEM d'une association variateur de vitesse – machine asynchrone.
- [24] Claude Richard simulation des machines électriques en régime dynamique a l'aide du logiciel Simulink.
- [25] M. Doumbia A. Traoré modélisation et simulation d'une machine asynchrone à cage à l'aide du logiciel Matlab/Simulink Montréal (Québec) CANADA.

- [26] J. Ghouili, A. Chériti comparaison de l'estimation de la vitesse par un observateur adaptative et par un observateur à réseaux de neurone dynamique d'une machine asynchrone (Québec) CANADA 2000 IEEE.

Remerciements

Tout d'abord, merci à Dieu de m'avoir donné la force pour terminer ce travail. Je tiens particulièrement à remercier : Monsieur Nabil KHENFER, professeur au département d'électronique de l'université de Farhat Abbas de Sétif, de bien vouloir m'encadrer et d'avoir su diriger mon travail avec compétence et disponibilité. Outre ses connaissances scientifiques, j'ai particulièrement apprécié sa gentillesse et son soutien moral tout au long de cette étude.

J'adresse mes plus vifs remerciements à Monsieur Saad BELKHIAT, maître de conférence au département d'électrotechnique de l'université de Farhat Abbas de Sétif, qui malgré ses responsabilités importantes, me fait l'honneur de présider mon jury.

Je suis très honoré que Monsieur, Lazhar RAHMANI, maître de conférence au département d'électrotechnique de l'université de Farhat Abbas de Sétif, pour son soutien et ses conseils, et d'avoir accepté de participer à mon jury.

Je remercie également Monsieur Authmane LAMAMRA, maître de conférence au département d'électrotechnique de l'université de Farhat Abbas de Sétif, aie accepté de juger ce travail.

Je profite de ses quelques lignes pour remercier particulièrement Messieurs : Lotfi BENHOCINE, Riad KHENFER, Riad KADRI, Nadir KETFI, pour leur amitié et leur disponibilité à toute épreuve.

Enfin, je souhaite remercier ma mère, toute ma famille pour leur soutien et leur grand amour.

Fig.I. 1 : Topologie de l'observateur	9
Fig.I. 2 : Les étapes du filtre de Kalman.....	14
Fig.I. 3 : Structure du filtre de Kalman.....	16
Fig.II. 1: Structure d'un neurone	22
Fig.II. 2: Schéma d'un neurone formel.....	22
Fig.II. 3: Réseau Statique.....	24
Fig.II. 4 Réseau dynamique	24
Fig.II. 5: Exemple de fonctions caractéristiques de deux ensembles en logique binaire (gauche) et en logique floue (droite).....	28
Fig.II. 6 exemples de FA -a triangulaire, -b trapézoïdale, -c gaussienne et -d cloche.....	29
Fig.II. 7 structure des systèmes flous.....	31
Fig.II. 8 Stratégies de défuzzification à partir de l'union de plusieurs sous-ensembles flous	32
Fig.II. 9 Système de règles floues sous la forme d'un RNA (Mamdani).....	34
Fig.II. 10 Réseau neuro-flou de deuxième type.....	35
Fig.III. 1 Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée.....	38
Fig.III. 2 Représentation schématique d'un passage du triphasé au biphasé.....	42
Fig.III. 3 Onduleur triphasé en pont	46
Fig.III. 4 Modulation d'une sinusoïde par une onde triangulaire.....	47
Fig.IV. 1 model Simulink d'un moteur asynchrone	55
Fig.IV. 2 tension d'alimentation MLI de la machine asynchrone	56
Fig.IV. 3 les grandeurs internes réelles de la machine asynchrone $(I_{ds}, I_{qs}, W_r, R_r, T_{em})$	57
Fig.IV. 4 Estimation des états et de la résistance	61
Fig.IV. 5 Les grandeurs internes de la machine asynchrone estimées par le FKE.....	65
Fig.IV. 6 Convergence du réseau de Neurone.....	66
Fig.IV. 7 Architecture neuronale pour l'estimation des grandeurs internes de la machine asynchrone.....	67
Fig.IV. 8 les grandeurs internes réelles de la machine asynchrone estimées par le réseau de neurone $(I_{ds}, I_{qs}, W_r, R_r, T_{em})$	68
Fig.IV. 9 SAINF pour l'estimation des grandeurs internes de la machine asynchrone.....	69
Fig.IV. 10 les grandeurs internes de la machine asynchrone estimées par la technique Neurofloue $(I_{ds}, I_{qs}, W_r, R_r, T_{em})$	70