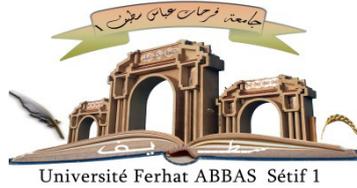


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS - SETIF1

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE

THESE

Présentée au Département d'Electrotechnique

Pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Option: AUTOMATIQUE

Par

BELLAHSENE HATEM Noura Rezika

THÈME

**Aide au diagnostic des systèmes dynamiques
hybrides**

Soutenue le 31/10/2019 devant le Jury:

| | | | |
|----------------------------|-------------------|------------------------------------|---------------------------|
| HEMSAS Kamel Eddine | Professeur | Univ. Ferhat Abbas Sétif 1 | Président |
| MOSTEFAI Mohammed | Professeur | Univ. Ferhat Abbas Sétif 1 | Directeur de thèse |
| AKTOUF O. El Kheir | M.C.A. | Univ. INPG France | Co-Directrice |
| DJENNOUNE Said | Professeur | Univ. M. Mammeri Tizi Ouzou | Examineur |
| ALKAMA A/Rezak | Professeur | Univ. A. Mira Béjaia | Examineur |
| SAIT Belkacem | Professeur | Univ. Ferhat Abbas Sétif 1 | Examineur |

À la mémoire de mon cher et inoubliable père Ali,

À ma chère mère Tassadit,

À ma petite famille : mon mari Hocine, mes enfants Mounia, Mehdi Redha

et Sara,

À papy, Mamy et à toute ma belle famille,

À mes frères et soeurs et leurs petites familles.

Une pensée particulière à Jugurta

...

REMERCIEMENTS

JE remercie Dieu, le tout puissant de m'avoir accordé santé, volonté, courage et patience qui m'ont été utiles tout le long de ce parcours.

Il y a tellement de gens à qui je dois des remerciements pour être arrivée à ce stade qu'il m'est vraiment difficile de pouvoir citer intégralement tout le monde. Ainsi, je remercie d'une manière générale tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre, m'ont aidée durant ces années de thèse.

Je voudrais remercier plus particulièrement Prof. Mostefai Mohammed, mon directeur de thèse, de m'avoir acceptée en thèse. Je le remercie pour sa confiance, sa sympathie et son assistance constante durant toutes ces années. Je lui en suis très sincèrement reconnaissante.

J'exprime ma gratitude à Dr Aktouf Oum El Kheir, Maître de Conférences à l'Université de Valence pour avoir co-encadré cette thèse et pour les nombreux échanges scientifiques qu'on a pu avoir ensemble. Sa sympathie, sa disponibilité et ses encouragements m'ont aidée à prendre progressivement confiance quant à l'aboutissement de ce sujet de recherche. Grâce à son aimable soutien, j'ai pu visiter durant ma thèse, le laboratoire LCIS, INP Grenoble ESISAR.

Mes vifs remerciements s'adressent aux membres du jury :

- Prof.Hemsas KamelEddine, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif 1,
- Prof.Djenoune Said, Professeur à l'université Moulou Mammeri de Tizi Ouzou,

- Prof. Alkama A/Rezak, Professeur à l’université Abderrahmane Mira de Béjaia,
 - Prof. Sait Belkacem, Professeur à l’université Ferhat Abbas de Sétif 1,
- qui me font l’honneur d’examiner ce travail.

Je n’oublie pas de remercier le directeur de LCIS INPG ESISAR de Valence, prof Mendès mais aussi Dr. Laurent LEFEVRE, responsable des relations extérieures et surtout Madame Florence Galli pour sa disponibilité.

Je tiens aussi à remercier toutes les personnes de la résidence Rochedolombe notamment Florence.

Je tiens à dire un grand merci à l’équipe du département ATE et des départements de génie électrique et ST. Merci plus particulièrement à mes collègues les deux Naima, Samira, Samia, Nora, Lila, Biba, Dahbia, Souad pour le climat de bonne humeur qu’elles contribuent à créer.

...

TABLE DES MATIÈRES

| | |
|---|----------|
| TABLE DES MATIÈRES | iv |
| LISTE DES FIGURES | x |
| LISTE DES TABLEAUX | xiv |
| NOTATIONS | xv |
| INTRODUCTION GÉNÉRALE | 1 |
| 1 MODÈLES DE SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES | 5 |
| 1.1 INTRODUCTION | 6 |
| 1.2 DÉFINITION DES SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES | 7 |
| 1.3 MODÉLISATION DES SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES | 7 |
| 1.4 FORMALISME DES SYSTÈMES HYBRIDES | 8 |
| 1.5 MODÈLES RÉSEAUX DE PETRI HYBRIDES | 10 |
| 1.5.1 Définition d'un réseau de Petri | 10 |
| 1.5.2 Définition formelle | 10 |
| 1.5.3 Représentation matricielle | 11 |
| 1.5.4 Evolution d'un RdP | 12 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1.6 | MODÈLES AUTOMATES HYBRIDES | 13 |
| 1.6.1 | Représentation d'un système par ATH | 14 |
| | CONCLUSION | 17 |
| 2 | PRÉSENTATION DES TECHNIQUES DE DIAGNOSTIC | 19 |
| 2.1 | INTRODUCTION | 21 |
| 2.2 | QUELQUES DÉFINITIONS | 21 |
| 2.3 | APPROCHES RELATIONNELLES | 24 |
| 2.3.1 | AMDE (Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets) | 24 |
| 2.3.2 | Arbres de défaillance | 25 |
| 2.3.3 | Systèmes experts | 25 |
| 2.4 | MÉTHODES DE TRAITEMENT DE DONNÉES | 25 |
| 2.4.1 | Diagnostic par Analyse Qualitative de Tendence (AQT) | 26 |
| 2.4.2 | Analyse en Composantes Principales (ACP) | 26 |
| 2.5 | MÉTHODES PAR RECONNAISSANCE DE FORMES | 26 |
| 2.5.1 | Principe de la reconnaissance de formes floues | 27 |
| 2.5.2 | Règles de décision | 29 |
| 2.5.3 | Application au diagnostic | 29 |
| 2.6 | DIAGNOSTIC PAR RDP HYBRIDES | 33 |
| 2.6.1 | Algorithme de diagnostic | 33 |
| 2.6.2 | Exemple de Rdp pour le diagnostic | 34 |
| 2.7 | DIAGNOSTIC PAR AUTOMATES HYBRIDES (ATH) | 37 |
| 2.7.1 | Algorithme | 37 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 2.7.2 | Détection des états défaillants | 38 |
| 2.7.3 | Calcul de fiabilité | 40 |
| 2.8 | APPROCHES À BASE DE MODÈLES QUANTITATIFS | 41 |
| 2.8.1 | Approche mono-signal | 41 |
| 2.9 | APPROCHE PAR OBSERVATEUR | 42 |
| 2.9.1 | Observateur à mode glissant | 42 |
| 2.9.2 | Observateur d'Andrea Balluchi | 43 |
| 2.9.3 | Observateur de Thau | 44 |
| 2.9.4 | Observateur à grand gain | 44 |
| | CONCLUSION | 45 |
| 3 | DIAGNOSTIC À BASE DE L'OBSERVATEUR DE KALMAN ÉTENDU | 47 |
| 3.1 | INTRODUCTION | 48 |
| 3.2 | MÉTHODOLOGIE À BASE DE L'OBSERVATEUR DE KALMAN ÉTENDU | 49 |
| 3.2.1 | Principe de l'observateur de Kalman étendu | 50 |
| 3.3 | CONCEPTION DE L'OBSERVATEUR | 51 |
| 3.4 | STRUCTURE DE L'OBSERVATEUR DE KALMAN ÉTENDU | 53 |
| 3.4.1 | Pour un système linéaire | 53 |
| 3.4.2 | Pour un système non linéaire | 54 |
| 3.5 | GÉNÉRATION DES RÉSIDUS | 56 |
| 3.6 | DÉTECTION | 57 |
| 3.6.1 | Choix du seuil | 58 |
| 3.6.2 | Prise de décision | 60 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 3.7 | ALGORITHME | 60 |
| 3.8 | CAS D'APPLICATION | 62 |
| | CONCLUSION | 68 |
| 4 | APPLICATION À UN ENTRAINEMENT ÉLECTRIQUE | 69 |
| 4.1 | INTRODUCTION | 70 |
| 4.2 | STRUCTURE DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 70 |
| 4.3 | DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 72 |
| 4.4 | MODÈLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 73 |
| 4.4.1 | Equations générales de la machine asynchrone | 74 |
| 4.5 | MODÈLE DE PARK DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 75 |
| 4.5.1 | Equations de la MAS dans la base de Park | 77 |
| 4.6 | COMMANDE DE LA MAS | 78 |
| 4.6.1 | Commande vectorielle de la MAS | 78 |
| 4.6.2 | Réponse de la machine en absence de défauts | 80 |
| 4.6.3 | Réponse de la machine en présence de défauts | 84 |
| 4.7 | DIAGNOSTIC DE LA MAS | 88 |
| 4.8 | CONCLUSION | 94 |
| 5 | COMMANDE TOLÉRANTE AUX FAUTES | 96 |
| 5.1 | INTRODUCTION | 97 |
| 5.2 | COMMANDE VECTORIELLE ASSOCIÉE AU RÉGULATEUR PI | 97 |
| 5.3 | ÉLÉMENTS DE LA LOGIQUE FLOUE POUR LA COMMANDE | 100 |
| 5.3.1 | Ensembles et sous-ensembles flous | 101 |

| | | |
|-------|---|------------|
| 5.3.2 | Variable linguistique | 103 |
| 5.3.3 | Univers de discours | 104 |
| 5.3.4 | Opérations sur les sous ensemble flous | 105 |
| 5.4 | PRINCIPE D'UNE STRUCTURE FLOUE | 106 |
| 5.4.1 | Base de connaissances | 107 |
| 5.4.2 | Fuzzification | 108 |
| 5.4.3 | Inférence floue | 108 |
| 5.4.4 | Défuzzification | 109 |
| 5.5 | SCHÉMA DU CONTRÔLEUR FLOU | 109 |
| 5.5.1 | Loi de commande | 111 |
| 5.5.2 | Implémentation du contrôleur flou | 111 |
| 5.5.3 | Fonctions d'appartenance | 112 |
| 5.5.4 | Méthode d'inférence | 113 |
| 5.5.5 | Règles de décision | 114 |
| 5.6 | RÉSULTATS ET ANALYSE | 115 |
| 5.6.1 | Commande floue avec occurrence d'un défaut | 115 |
| 5.6.2 | Commande floue avec inversion de la vitesse | 117 |
| 5.7 | ETUDE COMPARATIVE | 118 |
| 5.8 | CONCLUSION | 121 |
| | CONCLUSION GÉNÉRALE | 122 |
| | BIBLIOGRAPHIE | 125 |

| | |
|---|------------|
| A ANNEXES | 138 |
| A.1 MÉTHODES DE FUZZIFICATION | 144 |
| A.1.1 La méthode Max-Min | 144 |
| A.1.2 La méthode d'inférence max-prod | 145 |
| A.1.3 La Méthode d'inférence somme-prod | 145 |
| A.2 MÉTHODES DE DÉFUZZIFICATION | 145 |
| A.3 RÈGLES DE DÉCISION | 147 |

LISTE DES FIGURES

| | | |
|------|--|----|
| 1.1 | Système de régulation de niveau | 14 |
| 1.2 | Automates à états finis des composants et de la commande | 17 |
| 2.1 | Principe de la reconnaissance floue | 28 |
| 2.2 | Module de diagnostic par reconnaissance floue | 30 |
| 2.3 | Modes de fonctionnement | 31 |
| 2.4 | Décision sans traitement de la forme | 32 |
| 2.5 | Décision après traitement de la forme | 32 |
| 2.6 | Système de régulation de deux réservoirs | 34 |
| 2.7 | Modèle Rdp du système | 34 |
| 2.8 | Scénarios du système | 36 |
| 2.9 | Etat défaillant du système : Assèchement (drying) | 39 |
| 2.10 | Etat défaillant du système : Débordement (overflow) | 39 |
| 2.11 | Modes de fonctionnement du système test | 40 |
| 3.1 | Diagnostic à base d'observateur | 51 |
| 3.2 | Schéma de la méthodologie de diagnostic adoptée | 62 |
| 3.3 | Bruit blanc additionnel | 63 |

| | | |
|------|---|----|
| 3.4 | Sorties du système y_v et estimée y_e | 64 |
| 3.5 | Résidu r_k | 64 |
| 3.6 | Puissance instantanée pn du résidu | 65 |
| 3.7 | Sorties du système y_v et estimée y_e | 65 |
| 3.8 | Résidu r_k | 66 |
| 3.9 | Puissance " pn " et Indicateur " Ind " | 66 |
| 3.10 | Sortie du système y_v et estimée y_e (Système multi-défaillant) | 67 |
| 3.11 | pn et Ind | 67 |
| 4.1 | Modèle de Park de la machine asynchrone | 76 |
| 4.2 | Principe de découplage pour la commande vectorielle | 78 |
| 4.3 | Principe de l'orientation rotorique | 79 |
| 4.4 | Schéma de la commande vectorielle | 80 |
| 4.5 | Evolution de la vitesse ω de la MAS (Système sain) | 81 |
| 4.6 | Evolution du couple C_e | 81 |
| 4.7 | Evolution du flux $flux - qr$ | 82 |
| 4.8 | Evolution du flux $flux - dr$ | 82 |
| 4.9 | Evolution du courant Ids | 83 |
| 4.10 | Evolution du courant Iqs | 83 |
| 4.11 | Evolution du courant Is | 83 |
| 4.12 | Evolution de la vitesse(Système défaillant) | 84 |
| 4.13 | Evolution du courant Iqs | 85 |
| 4.14 | Evolution du courant Ids | 85 |

| | | |
|------|--|-----|
| 4.15 | Evolution du courant I_s | 85 |
| 4.16 | Evolution du flux $flux - dr$ | 86 |
| 4.17 | Evolution du flux $flux - qr$ | 86 |
| 4.18 | Evolution du couple electromangétique de la MAS | 87 |
| 4.19 | Vitesse estimée | 90 |
| 4.20 | Courant I_{qs} estimé | 91 |
| 4.21 | Couple electromagnétique estimé | 91 |
| 4.22 | Courant I_{as} estimé | 92 |
| 4.23 | Courant I_{as} réel et estimé | 92 |
| 4.24 | Résidu du courant I_{as} | 93 |
| 4.25 | Puissance instantanée "pn" et indicateur de défauts "Ind" | 93 |
| 4.26 | Résidus des composantes du courant I_{as}, I_{bs}, I_{cs} | 94 |
| 5.1 | Schéma de la commande vectorielle et PI dans la base de Park | 97 |
| 5.2 | Schéma détaillé du régulateur PI | 98 |
| 5.3 | Evolution de la vitesse (commande vectorielle-PI) | 99 |
| 5.4 | Evolution du Φ_{dr} (commande vectorielle-PI) | 100 |
| 5.5 | Evolution du Φ_{qr} (commande vectorielle-PI) | 100 |
| 5.6 | Ensembles classique et flou | 101 |
| 5.7 | Fonction caractéristique et fonction d'appartenance | 102 |
| 5.8 | Univers de discours et variable linguistique | 105 |
| 5.9 | Principe d'une structure floue | 107 |
| 5.10 | Schéma bloc de boucle de régulation du contrôleur flou | 109 |

| | | |
|------|---|-----|
| 5.11 | Fonction d'appartenance de l'entrée "e" | 112 |
| 5.12 | Fonction d'appartenance de l'entrée "de" | 113 |
| 5.13 | Fonction d'appartenance de la sortie "du" | 113 |
| 5.14 | Table de décision :règles d'inférence | 114 |
| 5.15 | Evolution de la vitesse de la MAS | 115 |
| 5.16 | Evolution du $flux - dr$ | 116 |
| 5.17 | Evolution du $flux - qr$ | 116 |
| 5.18 | Evolution de la vitesse de la MAS | 117 |
| 5.19 | Evolution du courant statorique I_s | 117 |
| 5.20 | Evolution du $flux - dr$ | 117 |
| 5.21 | Evolution de la vitesse de la MAS (Floue/PI) | 118 |
| 5.22 | Evolution du flux $flux - qr$ de la MAS (Floue/PI) | 119 |
| 5.23 | Evolution du flux $flux - dr$ de la MAS(Floue/PI) | 119 |
| 5.24 | Evolution du couple électromagnétique (Floue/PI) | 119 |
| 5.25 | Evolution da la vitesse de la MAS (Floue/PI) | 120 |
| A.1 | Caractéristiques de la MAS | 143 |
| A.2 | Rotor et stator de la MAS | 143 |
| A.3 | Diagramme fonctionnel du modèle de la MAS | 144 |
| A.4 | Diagramme fonctionnel de la commande tolérante aux fautes | 144 |

Liste des tableaux

| | | |
|-----|--|-----|
| 1.1 | Les lois de commande du système | 16 |
| 2.1 | Valeurs de probabilité (PMDPM RdP ASH ATH) | 41 |
| A.1 | Tableau récapitulatif | 139 |
| A.2 | Tableau récapitulatif | 140 |
| A.3 | Tableau récapitulatif | 141 |
| A.4 | Tableau récapitulatif | 142 |

NOTATIONS

| | |
|-------------|---|
| <i>SDH</i> | Système dynamique hybride. |
| <i>RLF</i> | Régulateur logique floue. |
| <i>MAS</i> | Machine asynchrone. |
| <i>RdP</i> | Réseau de Petri. |
| μ_A | Degré d'appartenance. |
| <i>NG</i> | Négatif Grand. |
| <i>NM</i> | Négatif Moyen. |
| <i>NP</i> | Négatif Petit. |
| <i>Z</i> | Zéro. |
| <i>PP</i> | Positif Petit. |
| <i>PM</i> | Positif Moyen. |
| <i>PG</i> | Positif Grand. |
| <i>PDMP</i> | Piecewise deterministic Markov processes. |
| <i>ASH</i> | Automates stochastiques hybrides. |
| $f_s[HZ]$ | Fréquence des courants du stator. |
| $f_r[HZ]$ | Fréquence des courants induits. |

| | |
|--|--|
| $F[N.m.sec/rad]$ | Coefficient de frottement. |
| $J[Kg.m^2]$ | Moment d'inertie de l'ensemble des éléments tournants. |
| $V_s = [V_{as}, V_{bs}, V_{cs}]^t [V]$ | Tensions statoriques triphasées. |
| $V_r = [V_{ar}, V_{br}, V_{cr}]^t [V]$ | Tensions rotoriques triphasées. |
| $V_{sdq} = [V_{ds}, V_{qs}]^t [V]$ | Tensions statoriques biphasées dans le repère tournant de Park. |
| $V_{rdq} = [V_{dr}, V_{qr}]^t [V]$ | Tensions rotoriques biphasées dans le repère tournant de Park. |
| $I_s = [I_{as}, I_{bs}, I_{cs}]^t [A]$ | Courant statorique triphasé. |
| $I_r = [I_{ar}, I_{br}, I_{cr}]^t [A]$ | Courant rotorique triphasé. |
| $I_{sdq} = [I_{ds}, I_{qs}]^t [A]$ | Courant statorique biphasé dans le repère tournant de Park. |
| $I_{rdq} = [I_{dr}, I_{qr}]^t [A]$ | Courant rotorique biphasé dans le repère tournant de Park. |
| A, B, C | Indices des trois phases statoriques pour les équations de la machine. Matrices d'état, de commande et de sortie. |
| a, b, c | Indices des trois phases rotoriques. |
| d, q | Indices relatives aux axes direct et en quadrature. |
| P | Matrice de Park. |
| $V1max$ | volume V1 Niveau maximal. |
| $V1min$ | volume V1 Niveau minimal. |
| $P1, P2, P3$ | Pompes. |
| $IPCFD$ | Instantaneous Power Computation based Fault Detection |
| EKF | Extended Kalman Filter |

| | |
|---|---|
| $\Phi [Wb]$ | Flux. |
| t_1, t_2, \dots | Transitions ; |
| $\Phi_s = [\Phi_{as}, \Phi_{bs}, \Phi_{cs}]^t [Wb]$ | Flux statorique triphasés. |
| $\Phi_r = [\Phi_{ar}, \Phi_{br}, \Phi_{cr}]^t [Wb]$ | Flux rotoriques triphasés. |
| $\Phi_{dqs} = [\Phi_{ds}, \Phi_{qs}]^t [Wb]$ | Flux statoriques biphasés dans le repère tournant de Park. |
| $\Phi_{dqr} = [\Phi_{dr}, \Phi_{qr}]^t [Wb]$ | Flux rotoriques biphasés dans le repère tournant de Park. |
| $M [H]$ | Inductance cyclique mutuelle. |
| $M_s [H]$ | Inductance mutuelle entre deux phases statoriques. |
| $M_r [H]$ | Inductance mutuelle entre deux phases rotoriques. |
| $M_{sr}, M_{rs} [H]$ | Matrice des inductances mutuelles stator-rotor et rotor-stator. |
| $l [H]$ | Inductance propre. |
| $l_s, l_r [H]$ | Inductances propres d'une phase de la machine. |
| $L_s = l_s - M_s [H]$ | Inductance cyclique statorique. |
| $L_r = l_r - M_r [H]$ | Inductance cyclique rotorique. |
| $L_{ss}, L_{rr} [H]$ | Matrice d'induction statorique et rotorique. |
| $L_m = M = 3/2 M_{sr} [H]$ | Inductance cyclique mutuelle entre le rotor et le stator. |
| kp, ki | Gains proportionnel et intégral. |
| $T_s = L_s / R_s$ | Constante du temps statorique. |
| $T_r = L_r / R_r$ | Constante du temps rotorique. |
| h, D | Niveau du liquide, débit. |

| | |
|---|---|
| $\sigma = 1 - M^2/(L_s L_r)$ | Coefficient du dispersion de Blondel. |
| $\Phi[Wb]$ | Flux. |
| $\Phi_s = [\Phi_{as}, \Phi_{bs}, \Phi_{cs}]^t [Wb]$ | Flux statorique triphasés. |
| $\Phi_r = [\Phi_{ar}, \Phi_{br}, \Phi_{cr}]^t [Wb]$ | Flux rotoriques triphasés. |
| $\Phi_{dqs} = [\Phi_{ds}, \Phi_{qs}]^t [Wb]$ | Flux statoriques biphasés dans le repère tournant de Park. |
| $\Phi_{dqr} = [\Phi_{dr}, \Phi_{qr}]^t [Wb]$ | Flux rotoriques biphasés dans le repère tournant de Park. |
| $\Omega_s = d\theta_s/dt [rad/s]$ | Pulsation des grandeurs électriques statoriques. |
| $\Omega_r = d\theta_r/dt [rad/s]$ | Pulsation des grandeurs électriques rotoriques. |
| $\theta [rd]$ | Position angulaire (angle entre l'axe rotorique et l'axe statorique). |
| $\theta_r [rd]$ | Position angulaire du rotor. |
| $\theta_s [rd]$ | Position angulaire du stator. |
| $R_s, R_r [\Omega]$ | Résistances statorique et rotorique. |
| $\Omega [rad/sec]$ | Vitesse angulaire mécanique du rotor. |
| $C_e [N.m]$ | Couple électromagnétique. |
| $C_r [N.m]$ | Couple électromagnétique résistant. |
| kp, ki | Gains proportionnel et intégral. |
| $T_s = L_s/R_s$ | Constante du temps statorique. |
| $T_r = L_r/R_r$ | Constante du temps rotorique. |
| $\sigma = 1 - M^2/(L_s L_r)$ | Coefficient du dispersion de Blondel. |

INTRODUCTION GÉNÉRALE

L'objectif de ce travail est la recherche d'une méthodologie de diagnostic des systèmes dynamiques hybrides et la synthèse d'une commande tolérante aux fautes. En abordant le problème de diagnostic, deux stratégies peuvent être trouvées dans la littérature : la redondance matérielle et la redondance logicielle (ou analytique). Cependant, l'utilisation de la redondance matérielle revient très onéreuse et très encombrante et la redondance logicielle trop gourmande en mémoire. Le développement de nouvelles technologies a introduit une complexité supplémentaire au niveau des systèmes réels par le fait qu'ils combinent à la fois des éléments matériels et des éléments logiciels et le maintien de leur performance et de leur productivité est un défi important. Dans ce contexte, le rôle du diagnostic et de la commande en présence de défauts est un enjeu important.

La fonction de diagnostic est de détecter et d'identifier, à partir de symptômes observés, la présence d'une dégradation ou d'une défaillance d'un composant ou plusieurs composants du système physique. En théorie, le panel de méthodes de diagnostic est considérable et de nombreuses classifications sont proposées dans la littérature [Frank and Koppen 1997], [Branicky 1995], [Isermann 1997], [Zaytoon 2001], [Venkatasubramanian et al. 2003], [Traves 1997] et [Chantler et al. 1998]. De ce fait, il est souvent délicat de déterminer la méthode la plus appropriée pour la résolution du problème de détection et de diagnostic.

Les méthodes de diagnostic fondées sur l'utilisation de modèles sont souvent préférables,

notamment dans un contexte dynamique. Ces méthodes et le type de modèles associés se différencient non seulement par la nature de la connaissance dont on dispose sur le système physique et ses défaillances, mais également par la manière dont cette connaissance est exploitée. On peut distinguer les méthodes qui nécessitent une connaissance approfondie du système physique, ce sont des méthodes à base de modèles phénoménologiques et les méthodes ne nécessitant pas de connaissances accrues du système physique, mais qui utilisent une connaissance puisée dans les expériences passées, dite aussi superficielle, on parle alors de méthodes sans modèle ou à base de modèles comportementaux. Les réseaux de Petri et les automates hybrides [Riviere 2003], [Hattem et al. 2012c] et [Hattem et al. 2013] sont les modèles les plus utilisés lorsqu'il s'agit de systèmes à événements discrets ou les systèmes continus régis par des régulateurs numériques [David 2000], [Hattem et al. 2011a] et [Hattem et al. 2011b]. Ils sont, en effet, bien adaptés pour décrire la dynamique de tels systèmes (description des passages d'un état à un autre) [Hattem et al. 2011c], [Izadian and Khayyer 2010], [Hattem et al. 2012a] et [Hattem et al. 2012b]. La tendance actuelle est d'affiner le diagnostic des systèmes en faisant intervenir explicitement le temps et la dynamique sous la forme de changements d'état discret. On se rapproche alors notablement de la problématique des systèmes à événements discrets. D'un autre côté, on cherche souvent à introduire des modèles continus, fonctionnels et structurels pour compléter la vision offerte par les modèles à événements discrets jugés trop réducteurs. En pratique, dans le milieu industriel, en particulier, la modélisation des systèmes en considérant la partie continue et la partie discrète est très importante d'autant plus que dans la liste des composants industriels qui font l'objet de ce traitement, les capteurs et les actionneurs sont plus

sujets aux défaillances, ce qui impose des structures de détection et des stratégies de diagnostic dès les premières étapes de conception, de manière à faciliter la détection de défauts, leur localisation et la reconfiguration de la commande.

Une méthode largement utilisée pour la détection et l'isolation de défauts est la méthode basée sur des observateurs [Ruiz et al. 2010], [Ceban 2012] et [Shin and Choi 2012]. Dans cette optique et dans le cadre de cette thèse, nous proposons une méthode de diagnostic [Hatem et al. 2019], basée sur l'observateur de Kalman étendu pour la génération des résidus, un calcul de seuil adaptatif permet d'assurer tant la robustesse de cet algorithme vis à vis du bruit que sa sensibilité vis à vis des défauts. Le mécanisme de base utilisé pour la détection de fautes étant de comparer les évolutions du système observé avec celles d'un modèle qui évolue de façon synchrone avec le système.

Par ailleurs et dans le cadre de cette thèse, nous considérons le cas de la commande des systèmes en présence de fautes. C'est la commande tolérante aux fautes. Nous nous intéresserons, dans ce cadre, à la conception d'un contrôleur flou robuste vis à vis des défauts qui peuvent survenir au cours du fonctionnement du système. Ensuite, nous analyserons les performances de ce régulateur à assurer la continuité du fonctionnement du système. Le cas de la commande de la machine asynchrone est pris comme exemple d'application.

Le *premier chapitre* est consacré à la présentation des systèmes dynamiques hybrides (SDH), les différentes classes de ces systèmes, leurs définitions formelles et quelques modèles représentatifs des SDH.

Dans le *second chapitre*, nous exposerons les principales approches de diagnostic liées à notre problématique de diagnostic et de modélisation que nous avons organisées selon la

classification suivante : les méthodes relationnelles, les méthodes de traitement de données et les méthodes à base de modèles. Nous exposerons aussi les différents observateurs répondant au problème de diagnostic en donnant les avantages et les inconvénients respectifs. Dans le *troisième chapitre*, nous présenterons une approche de diagnostic basée sur la synthèse d'observateurs de Kalman étendu avec un choix de seuil adaptatif.

Dans le *quatrième chapitre*, les résultats de l'application de l'algorithme proposé sur un enroulement électrique y seront exposées.

Dans le *chapitre cinq*, nous exposons les résultats de la commande tolérante aux fautes à base de la logique floue appliquée à une MAS en présence de défauts et dans le cas de l'inversion de vitesse et une étude comparative des performances avec la commande PID.

Nous terminerons par une conclusion générale et des perspectives.

MODÈLES DE SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES

SOMMAIRE

| | | |
|-------|---|----|
| 1.1 | INTRODUCTION | 6 |
| 1.2 | DÉFINITION DES SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES | 7 |
| 1.3 | MODÉLISATION DES SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES | 7 |
| 1.4 | FORMALISME DES SYSTÈMES HYBRIDES | 8 |
| 1.5 | MODÈLES RÉSEAUX DE PETRI HYBRIDES | 10 |
| 1.5.1 | Définition d'un réseau de Petri | 10 |
| 1.5.2 | Définition formelle | 10 |
| 1.5.3 | Représentation matricielle | 11 |
| 1.5.4 | Evolution d'un RdP | 12 |
| 1.6 | MODÈLES AUTOMATES HYBRIDES | 13 |
| 1.6.1 | Représentation d'un système par ATH | 14 |
| | CONCLUSION | 17 |

1.1 Introduction

En automatique, les systèmes physiques sont souvent représentés par un modèle dynamique continu ou par un modèle à événements discrets. Cependant, les systèmes réels sont généralement des systèmes complexes ayant une nature hétérogène dont la dynamique doit être modélisée, d'un point de vue macroscopique, par des phénomènes discrets et continus [DeLarminat 1995] et [Ould-Bouamama et al. 2006]. Les exemples de systèmes hybrides sont abondants dans la vie réelle : les systèmes autonomes ou intelligents de façon générale, les systèmes de contrôle automatique, le phénomène biologique, etc. En somme, un système hybride s'apparente à tout système comportant des phases, des états, des transitions, des modes [Alur et al. 1995] et [Branicky 1995]. La loi de planification ou de coordination des différents changements de modes du système global, peut être une entrée exogène ou événementielle, elle peut aussi être fonction de l'état du système ou du temps, déterministe ou même totalement aléatoire [Engell 1997] et [Gueguen and Lefebvre 2001].

Dans ce contexte, nous présentons dans ce qui suit, les différents modèles des systèmes dynamiques hybrides. Les formalismes mis en évidence présentent des propriétés plus ou moins intéressantes en termes de modularité et de structuration des données.

Signalons néanmoins qu'une classification des différentes modélisations a été faite par Zaytoon [Zaytoon 2001] et [Haddad 2006]. On distingue trois classes d'approches :

- Les approches basées sur l'extension des modèles des systèmes continus .
- Les approches basées sur l'extension des modèles des systèmes discrets.
- Approches mixtes, combinant le continu et le discret.

1.2 Définition des systèmes dynamiques hybrides

Le comportement des systèmes dynamiques est traditionnellement décrit par un modèle, dont la représentation, continue ou discrète, est directement liée à la nature des variables d'état et temporelles qui le caractérisent [Demongodin and Koussoulas 2006] et [Hamdi 2010]. Les variables d'état d'un système sont :

- Soit continues : la variable prend alors ses valeurs dans l'ensemble des réels (température, concentration)
- Soit discrètes : la variable prend ses valeurs dans un ensemble dénombrable, sous-ensemble des entiers naturels (nombre de pièces)
- Soit symboliques : la variable prend ses valeurs dans un ensemble fini non structuré (par exemple la vanne TOR)

La modélisation des systèmes dynamiques hybrides doit donc décrire deux comportements : d'une part, la dynamique continue généralement représentée par un système d'équations différentielles et algébriques et d'autre part, la dynamique discrète représentée par un ensemble d'états et de transitions. Les études menées pour concilier les composantes continue et discrète ont conduit à de nombreux formalismes.

1.3 Modélisation des systèmes dynamiques hybrides

Il existe dans la littérature une variété de modèles hybrides qui sont utilisés pour décrire des processus physiques dont le comportement peut être perçu comme étant à la fois continu et événementiel [Zaytoon 2001] et [Johansson 2003]. Nous pouvons citer les réseaux de Petri temporisés, les réseaux de Petri temporels, les réseaux de Petri prédicats-

transitions différentiels, les automates temporisés, les réseaux de Petri hybrides [Hatem et al. 2011a], [Jaume 2004] et [Hatem et al. 2011b], les automates hybrides [Hatem et al. 2011c], [Brogliato 2001] [Hatem et al. 2012a], [DauphinTanguy 2000] et [Hatem et al. 2013] les statecharts hybrides [Harel et al. 1986] et [Lunze and Lamnabhi 2009]. Le modèle est la traduction du comportement dynamique du système physique par un ensemble de propriétés qui facilitent la description et la compréhension. C'est une étape primordiale qui doit répondre à des contraintes en termes de qualité, de lisibilité et de réutilisabilité [Chua and Dang 1986] et [Juloski et al. 2003]. Le comportement des systèmes dynamiques est traditionnellement décrit par un modèle, dont la représentation, continue, discrète ou hybride, est directement liée à la nature des variables d'état et temporelles qui le caractérisent [Antsaklis and Koutsoukos 2003] et [Li et al. 2005].

1.4 Formalisme des systèmes hybrides

La difficulté de trouver un formalisme à même de reproduire exactement l'évolution d'un SDH est justifiée par la présence des interactions entre des dynamiques continues et discrètes [David 2000], [Gueguen and Lefebvre 2001] et [DeSantis et al. 2003]. Il apparaît alors évident que ces systèmes ne peuvent se contenter d'une présentation homogène à dynamique purement continue ou purement événementielle. Afin de mettre en évidence le couplage entre la dynamique discrète et la dynamique continue du système, de nombreux formalismes d'automates hybrides existent dans la littérature mais la définition de [DeSantis et al. 2003] et [Haddad 2006] qui tient ses sources de la définition proposée par [Branicky 1998] est la plus générale, surtout si l'on veut tenir compte des phénomènes hybrides déclenchés

par des événements extérieurs inconnus [Demongodin and Koussoulas 2006]. Ainsi, la définition formelle d'un SDH est la suivante [Hamdi 2010] :

Définition 1.1 *Un système dynamique hybride est un 15-uplet*

$H = (Q, \Sigma, \Psi, X, U, Y, V, \text{Init}, F_c, S, \Gamma, \gamma, \text{Inv}, R, G)$ où :

- $Q = \{q, i \in \{1, 2, \dots, s\}\}$ est un ensemble d'états finis discrets.
- $\Sigma = \Sigma_{\text{Ext}} \cup \{\varepsilon_\sigma\}$ est un ensemble fini d'entrées discrètes avec ε_σ l'événement d'entrée "vide" (utilisé pour désigner les événements d'entrée non observables).
- $\Psi = \{\{\psi_j\} \cup \{\varepsilon_\psi\}, j \in \{1, \dots, r\}\}$ est un ensemble fini de sorties discrètes, ε_ψ est la sortie discrète "vide" (utilisé pour désigner les événements de sorties discrètes non observables).
- X, U, Y, V sont des parties d'espaces vectoriels de dimension finie et correspondent respectivement aux espaces des états continus, des entrées continues et des perturbations continues. Pour un état continu $x \in X$, un état discret $q \in Q$ et une entrée de perturbation $\delta \in V$ donnés, le vecteur des sorties continues est donné par $y = h(x, q, \delta) \in Y$ avec $h : X \times Q \times V \rightarrow Y$
- $\text{Init} \subset X \times Q$ est l'ensemble des états initiaux.
- F_c est une sous-classe de systèmes dynamiques continus. La dynamique $F_i^c \in F_c$ est définie par l'équation en temps continu suivante :

$$\dot{x}(t) = F_i^c(x(t), u(t), \delta(t)) \quad i \in \{1, \dots, s\}.$$
où $t \in \mathbb{R}$, $x(t) \in X$ et F_i^c est un champ de vecteur.
- $S : Q \rightarrow F_c$ est une application associant à chaque état discret $q \in Q$ une dynamique continue $F_i^c \in F_c$.
- $\Gamma \subset Q \times \Sigma \times Q$ est la collection de transitions discrètes. Le triplet (q, σ, \hat{q}) représente la transition partant du mode q vers le mode \hat{q} suite à l'arrivée de l'entrée discrète σ .
- $\gamma : \Gamma \rightarrow \Psi$ est une application qui associe une sortie discrète à chaque transition discrète.
- $\text{Inv} : Q \rightarrow 2^{X \times \Sigma \times U \times V}$ est une application qui associe à chaque mode $q \in Q$ un domaine appelé invariant.

- $R : \Gamma \times X \times U \times V \rightarrow 2^X$ est l'application de réinitialisation qui après une transition discrète affecte une nouvelle valeur à l'état continu x
- $G : \Gamma \rightarrow 2^{X \times U \times V}$ est une application qui fait correspondre à chaque transition une condition de garde qui spécifie quelles conditions doivent être vérifiées pour que la transition soit franchie.

1.5 Modèles réseaux de Petri hybrides

Les réseaux de Petri constituent un outil graphique et mathématique qui permet de simuler et modéliser des systèmes dans lesquels la notion d'événements et d'évolution est importante [Riviere 2003]. Les RdP permettent essentiellement de représenter les systèmes à événements discrets mais les réseaux de Petri hybrides permettent de simuler l'évolution de systèmes dans lesquels, certaines variables évoluent de manière discrète, d'autres de manière continue et dont les taux de variations sont fonctions des variables du système.

1.5.1 Définition d'un réseau de Petri

Un réseau de Petri est constitué de places, transitions, arcs et jetons. Les places peuvent héberger des jetons. Une transition possède des arcs entrants, et des arcs sortants. Les réseaux de Petri hybrides constituent une extension des réseaux de Petri dans lesquels il y a 2 sortes de places et deux sortes de transitions : des places (resp. transitions) discrètes et des places (resp. transitions) continues.

1.5.2 Définition formelle

Un RdP est un quadruplet $R = (P, P, Pre, Post)$ où

- P est un ensemble fini de places

- T est un ensemble fini de transitions
- Pre est une application de $P \times T \rightarrow N$
- $Post$ est une application de $T \times P \rightarrow N$

A partir de P et T , on introduit la matrice d'incidence $W = Post^t - Pre$

1.5.3 Représentation matricielle

Le réseau de Petri est représenté par :

- Un ensemble de places : $\{p_1, p_2, p_3, p_4\}$
- Un ensemble de transitions : $\{t_1, t_2, t_3, t_4\}$
- Une matrice Pre qui représente les arcs allant d'une place à une transition. L'élément (i, j) de la matrice Pre est différent de 0 s'il y a un arc de la place i vers la transition j
- Une matrice $Post$ qui représente les arcs d'une transition à une place. L'élément (i, j) de la matrice $Post$ est différent de 0 s'il y a un arc de la transition i vers la place j

Exemple 4.1 Soient les matrices Pre et $Post$ sont données par :

$$Pre = \begin{matrix} & t_1 & t_2 & t_3 \\ \begin{matrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ p_4 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad \text{et} \quad Post = \begin{matrix} & p_1 & p_2 & p_3 & p_3 \\ \begin{matrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

$$W = \begin{matrix} & t_1 & t_2 & t_3 \\ p_1 & \left(\begin{array}{ccc} -1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{array} \right) \\ p_2 & \\ p_3 & \\ p_4 & \end{matrix}$$

A partir de ces deux matrices, on définit la matrice d'incidence par : $W = Post^t - Pre$.

L'élément (i, j) de la matrice C donne le bilan pour la place i du tirage de la transition j .

1.5.4 Evolution d'un RdP

Le marquage M définit l'état du système décrit par le réseau à un instant donné. Un marquage est une application $M : P \rightarrow N$. C 'est un vecteur colonne de dimension le nombre de places dans le réseau. Le i^{me} élément du vecteur correspond au nombre de jetons contenus dans la place P_i . Chaque place contient un nombre entier positif ou nul de marques ou jetons.

On utilise le graphe de marquages quand le nombre de marquages accessibles est fini :

- L'ensemble des sommets est l'ensemble des marquages possibles.
- Il existe une flèche allant d'un marquage M_1 à un autre marquage M_2 s'il existe à partir du marquage M_1 une transition tirable qui mène au marquage M_2 .

L'algorithme qui nous permet de tracer un RdP peut se résumer comme suit :

1. A partir du marquage initial M_0 indiquer toutes les transitions validées et les marquages accessibles successeurs correspondants. Si un des marquages est strictement supérieur à M_0 , on met la variable ω pour chacune des composantes supérieures aux composantes de M_0 .

2. Pour chaque nouveau marquage M_i , on fait l'une des étapes suivantes :
- S'il existe sur le chemin de M_0 jusqu'à M_i un marquage $M_j = M_i$ alors M_i n'a pas de successeurs.
 - Sinon, on prolonge le graphe avec les successeurs $M_k(M_i)$: Une composante ω de M_i reste une composante ω de M_k avec $M_k = M_i + WS$. S'il existe un marquage M_j sur le chemin de M_0 à M_k tel que $M_k > M_j$, alors on met ω pour chacune des composantes supérieures aux composantes de M_j .

Notons que le marquage symbolique ω désigne un nombre de jetons dans une place P_i qui peut atteindre un nombre très grand.

1.6 Modèles automates hybrides

Les automates hybrides [Alur et al. 1995] sont une extension des automates à états finis. Ils représentent des systèmes qui intègrent deux composantes : celle ayant un comportement discret, modélisée naturellement par un automate à états finis et celle dont le comportement varie de manière continue dans le temps, modélisée par un système algèbro-différentiel. Notons qu'un automate temporisé est un cas particulier d'un automate hybride pour lequel le temps constitue la seule variable continue.

De nombreux formalismes d'automates hybrides existent dans la littérature mais la définition de [DeSantis et al. 2003] et [Haddad 2006] est la plus générale, surtout si l'on veut tenir compte des phénomènes hybrides déclenchés par des événements extérieurs inconnus. Ce modèle fondamental des automates hybrides est celui qui représente mathématiquement le SDH, il est donné dans la définition 1.1.

1.6.1 Représentation d'un système par ATH

Afin de présenter le modèle ATH, nous prenons l'exemple [Hatem et al. 2013] d'un système pratique donné sur la figure 1.1.

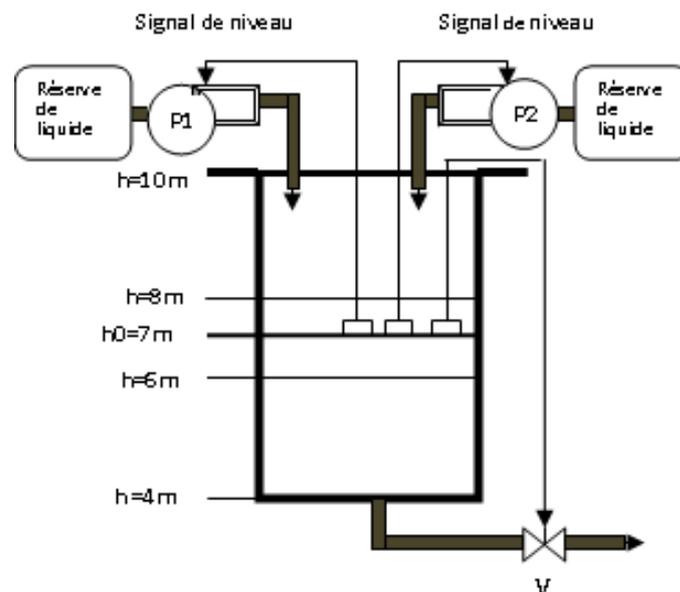


FIGURE 1.1 – Système de régulation de niveau

Le cas test consiste en un réservoir contenant un liquide dont le niveau h doit être maintenu à l'aide d'une pompe principale P_1 , d'une pompe de secours et d'une vanne de vidange V . Chacun des trois composants est commandé par une boucle de contrôle contenant un détecteur de niveau. La commande permettra de maintenir le niveau du liquide constant dans un intervalle $[6\text{ m}, 8\text{ m}]$. Si le niveau est inférieur à 6 m , la commande ferme la vanne et ouvre la pompe de secours et si le niveau est supérieur à 8 m , les pompes sont arrêtées et la vanne est ouverte. Deux situations extrêmes peuvent se produire : l'assèchement et le débordement. Ces deux cas arrivent quand la commande ne peut plus agir sur les composants du système qui deviennent alors défaillants (1 ou plusieurs composants). On dit alors que le système

est dans un état défaillant voir dangereux. Les trois composants la pompe P_1 , la pompe P_2 et la vanne V sont mutuellement indépendants et non réparables. La variable continue pour le système est le niveau du liquide h lequel est fonction de l'état des composants. Ainsi, l'équation différentielle pour le système est donnée par : $dh(t)/dt = \gamma(v)$.

Où $v = (v_c P_1, v_c P_2, v_c V)$. Notons que

$$v_c = \begin{cases} 0 & \text{si } c \text{ est } OFF \\ 1 & \text{si } c \text{ est } ON \end{cases} \quad (1.1)$$

Avec $\gamma(v) = (v_c P_1 + v_c P_2 - v_c V)D$. Où D est le débit des éléments P_1 , P_2 et vanne.

L'équation généralisée reflète les différents modes opératoires possibles du processus. Elle fait apparaître l'influence des phénomènes discrets sur l'évolution du processus au travers des termes $v_c P_1, v_c P_2, v_c V$.

Ces derniers peuvent prendre, dans le cas de cet exemple, la valeur 1 si le composant est actif ou bien si une défaillance le bloque dans la position ouverte ou active, et la valeur 0 dans le cas contraire (équation (1.1)).

En conditions nominales, le débit de P_1 est égal au débit de P_2 et de V . Ainsi $D = 1.5m^3h^{-1}$ pour P_1 , P_2 et V . Au temps $t = 0$, le niveau du liquide $h = 7m$, la pompe P_1 fonctionne, P_2 est à l'arrêt et la vanne V est ouverte. Les lois de commande du système qui définissent l'état des pompes et de la vanne en fonction du niveau de liquide sont données dans le tableau 1.1.

| Niveau h(m) | Pompe P1 | Pompe P2 | Pompe P3 |
|----------------|----------|----------|----------|
| $h < 6$ | Ouverte | Ouverte | Fermée |
| $6 < h < 8$ | Ouverte | Fermée | Ouverte |
| $h > 8$ | Fermée | Fermée | Ouverte |

TABLE 1.1 – Les lois de commande du système

Le système peut être considéré comme un automate hybride qui prend en compte les différents modes continus de fonctionnement du système et le passage de l'un à l'autre sur l'occurrence des événements déterministes qui sont produits par franchissement de seuils des variables continues. Les automates élémentaires correspondants sont donnés sur la figure 1.2. Les événements associés à P_1 , P_2 , P_3 sont :

- a_{-P_1} et a_{-P_2} : arrêt des pompes P_1 et P_2
- d_{-P_1} et d_{-P_2} : démarrage des pompes P_1 et P_2
- o_{-V} : ouverture de la vanne
- f_{-V} : fermeture de la vanne

Nous distinguons pour les composants P_1 , P_2 et V les états suivants :

- $ON - P_1, ON - P_2, ON - V$: pompes actives et vanne ouverte,
- $OFF - P_1, OFF - P_2, OFF - V$: pompes en arrêt et vanne fermée

Pour le réservoir nous avons les états ;

- N_n : niveau normal du réservoir ($6 \leq h \leq 8$)
- N_{ass} : niveau d'assèchement ($h \leq 4$) et
- N_{deb} : niveau de débordement ($h \geq 10$)

Les lois de contrôle de la commande :

- Initial : C_0 – P_1 active, P_2 arrêtée et V ouverte
- Si $h < 6$: $C_2 \rightarrow C_3$, P_1 active ; $C_3 \rightarrow C_4$, P_2 active et $C_4 \rightarrow C_5$, V fermée
- Si $h > 8$: $C_6 \rightarrow C_7$, P_1 arrêtée ; $C_7 \rightarrow C_8$, P_2 arrêtée et $C_8 \rightarrow C_1$, V ouverte

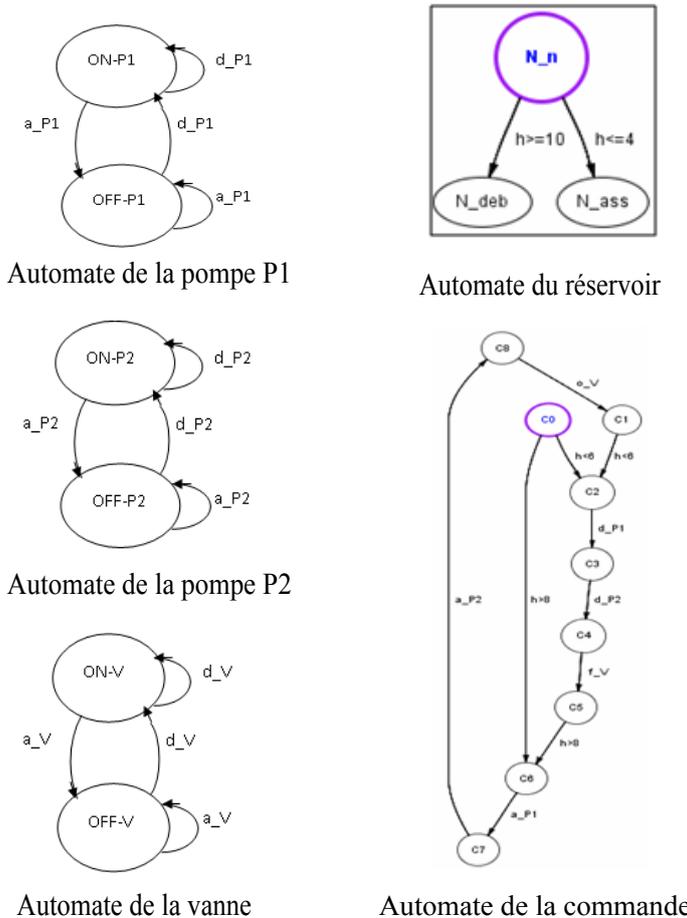


FIGURE 1.2 – Automates à états finis des composants et de la commande

Conclusion

Ce chapitre s’est attaché à définir les systèmes dynamiques hybrides et à présenter leur modélisation. Dans ce cadre, nous avons introduit la définition formelle, permettant de présenter une large classe de SDH ainsi que les formalismes permettant de représenter les

systèmes dynamiques hybrides. Ces formalismes se différencient par la technique de modélisation adoptée qui repose soit sur une approche visant à étendre un modèle discret ou un modèle continu, soit sur une approche visant à utiliser un modèle mixte. Nous avons présenté la définition formelle d'un SDH adoptée tiré du formalisme des automates hybrides. Il apparaît alors évident que ces systèmes ne peuvent se contenter d'une représentation homogène à dynamique purement continue ou purement événementielle. D'où la nécessité d'utiliser des modèles hybrides permettant la prise en compte à la fois des variables continues et des variables discrètes ainsi que l'interaction entre elles.

PRÉSENTATION DES TECHNIQUES DE DIAGNOSTIC

SOMMAIRE

| | | |
|-------|--|----|
| 2.1 | INTRODUCTION | 21 |
| 2.2 | QUELQUES DÉFINITIONS | 21 |
| 2.3 | APPROCHES RELATIONNELLES | 24 |
| 2.3.1 | AMDE (Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets) | 24 |
| 2.3.2 | Arbres de défaillance | 25 |
| 2.3.3 | Systèmes experts | 25 |
| 2.4 | MÉTHODES DE TRAITEMENT DE DONNÉES | 25 |
| 2.4.1 | Diagnostic par Analyse Qualitative de Tendence (AQT) | 26 |
| 2.4.2 | Analyse en Composantes Principales (ACP) | 26 |
| 2.5 | MÉTHODES PAR RECONNAISSANCE DE FORMES | 26 |
| 2.5.1 | Principe de la reconnaissance de formes floues | 27 |
| 2.5.2 | Règles de décision | 29 |
| 2.5.3 | Application au diagnostic | 29 |
| 2.6 | DIAGNOSTIC PAR RDP HYBRIDES | 33 |
| 2.6.1 | Algorithme de diagnostic | 33 |
| 2.6.2 | Exemple de Rdp pour le diagnostic | 34 |
| 2.7 | DIAGNOSTIC PAR AUTOMATES HYBRIDES (ATH) | 37 |
| 2.7.1 | Algorithme | 37 |
| 2.7.2 | Détection des états défaillants | 38 |
| 2.7.3 | Calcul de fiabilité | 40 |
| 2.8 | APPROCHES À BASE DE MODÈLES QUANTITATIFS | 41 |
| 2.8.1 | Approche mono-signal | 41 |

| | | |
|-------|---|----|
| 2.9 | APPROCHE PAR OBSERVATEUR | 42 |
| 2.9.1 | Observateur à mode glissant | 42 |
| 2.9.2 | Observateur d'Andrea Balluchi | 43 |
| 2.9.3 | Observateur de Thau | 44 |
| 2.9.4 | Observateur à grand gain | 44 |
| | CONCLUSION | 45 |

2.1 Introduction

Le diagnostic sous-entend la réalisation d'une architecture applicative qui, outre les fonctions nominales du système, met en oeuvre des fonctions de localisation de défauts et de détection des changements du mode de fonctionnement du système ainsi que des fonctions de reconfiguration de la commande ou des objectifs. Ce chapitre est consacré à la présentation des concepts fondamentaux des approches de diagnostic. Les méthodes de diagnostic sont généralement liées à la connaissance disponible sur le procédé et à sa représentation. Ces techniques sont classées de différentes façons par de nombreux auteurs [Albert 1962], [Frank and Koppen 1997], [Isermann 1997], [Traves 1997], [Chantler et al. 1998] et [Gentil 2003]. Cette classification non exhaustive est présentée en annexe.

Cependant, nous pouvons distinguer les approches relationnelles, les méthodes de traitement de données et les approches à base de modèles. Mais avant cela, nous donnerons quelques définitions que nous supposons être importantes.

2.2 Quelques définitions

Dans la littérature, de nombreuses définitions d'un même mot sont trouvées, parfois différentes selon le domaine d'application considéré. Afin de lever toute ambiguïté, il nous a semblé important de rappeler la terminologie utilisée dans ce contexte. Ces définitions reposent sur les travaux de [Dubuisson 1990], [Zwingelstein 1995] et [Isermann 1997].

Diagnostic Le diagnostic consiste à déterminer si un système est en fonctionnement normal ou non à l'aide d'un raisonnement logique basé sur les symptômes et les observations

du système. Dans la littérature scientifique, on rencontre aussi bien les termes « diagnostic de défaillances » (failure diagnosis) que « diagnostic de défauts » (fault diagnostic).

Défaut Un défaut est un écart de comportement du système, une dérive par rapport au comportement normal. Il n'entraîne pas nécessairement le dysfonctionnement du système mais laisse envisager une probable défaillance. On distingue alors les défauts additifs des défauts multiplicatifs :

- Le défaut additif représente un signal parasite qui s'ajoute au signal principal (offset constant sur un capteur, débit de fuite sur un réservoir, ouverture incomplète d'une vanne).
- Le défaut multiplicatif représente une modification de paramètres (taux d'encrassement d'une vanne ou d'une pompe, etc.).

Défaillance Une défaillance est une anomalie, une altération ou une interruption avérée des performances d'une des fonctionnalités d'un appareil. On peut classer les anomalies selon un degré de criticité :

- Une anomalie est *assimilable*, lorsqu'elle n'a aucun impact sur les performances des fonctionnalités de l'appareil.
- Une anomalie est *caractéristique*, lorsqu'elle peut être contournée par une action corrective provenant de la fonction de reprise.
- Une anomalie est *critique*, lorsqu'elle nécessite une action d'urgence de la fonction de reprise.

Modèle Un modèle caractérise un système physique par un ensemble de propriétés qui en facilitent la description et la compréhension. Il peut correspondre à une représentation structurelle, comportementale et/ou fonctionnelle de chacun de ses composants et dispositifs. Le niveau structurel traduit les connections entre les différents composants et dispositifs du système physique. La représentation comportementale est constituée de relations dites de « causes à effets » (relations entre les variables du système), tandis que la représentation fonctionnelle est plus abstraite et correspond aux fonctions que le système doit accomplir. On va alors distinguer deux types d'approches : les modèles phénoménologiques et les modèles comportementaux [Walter 1997] :

- Les modèles phénoménologiques, appelés aussi modèles de connaissance, reposent sur une compréhension plus approfondie des phénomènes régissant le système physique.
- Les modèles comportementaux se limitent à reproduire le comportement observé sans connaissances particulières sur le processus.

Observation Est une information obtenue sur le dispositif réel. Cette information peut être obtenue soit à une entrée, soit à une sortie du dispositif ou encore entre deux composants de celui-ci.

Mode de fonctionnement Le terme mode de fonctionnement est utilisé pour décrire les différentes situations de fonctionnement d'un dispositif. On distingue les modes de fonctionnement normal, dégradé et défaillant.

- Le mode de fonctionnement est *normal*, lorsque les variables du système restent dans

le domaine des valeurs nominales. Le système physique accomplit ses fonctions sans diminution de ses performances.

- Le mode de fonctionnement est *dégradé*, lorsque les variables du système ne sont plus dans le domaine des valeurs nominales et que le système accomplit partiellement sa fonction ou que ses performances sont amoindries.
- Le mode de fonctionnement est *défaillant*, lorsque les variables du système ne sont plus dans le domaine des valeurs nominales et que le système n'est plus apte à accomplir sa fonction ou que ses performances sont fortement amoindries.

2.3 Approches relationnelles

Ce sont des approches de diagnostic fondées sur une connaissance dépendante du système et sur une connaissance à priori des défauts et de leurs effets. Elles sont basées, en général, sur des systèmes à base de règles, de dictionnaires de défauts ou de graphes avec un raisonnement de parcours. On peut citer la méthode AMDE (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets), sur les graphes PCEG (Possible Cause and effect graph), HDG (Hazop-digraph) ou sur les réseaux Bayésiens

2.3.1 AMDE (Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets)

Cette méthode permet une analyse systématique et très complète composant par composant, de tous les modes de défaillance possibles et précise leurs effets sur le système global [Villemeur 1988]. L'ensemble des modes de défaillances des composants doit être établi pour chaque mode de défaillance, sont recherchées ensuite les causes possibles de son ap-

partition. Enfin, une étude des effets sur le système et sur l'opérateur est faite pour chaque combinaison (cause, mode de défaillance).

2.3.2 Arbres de défaillance

Cette approche est un outil majeur de l'analyse de risque technologique [Villemeur 1988]. Elle est employée communément dans les analyses de fiabilité, de disponibilité ou de sécurité des systèmes [Kempowski 2004]. Il s'agit d'une méthode optimisée qui permet la détermination des chemins critiques dans un système. C'est une méthode déductive dont la représentation graphique des combinaisons est réalisée par une structure arborescente, permettant un traitement à la fois qualitatif et quantitatif.

2.3.3 Systèmes experts

Les systèmes experts sont des outils issus de l'intelligence artificielle et constituent un moyen de traiter automatiquement les connaissances. Ils codifient les mécanismes cognitifs d'un expert humain. Ils ont la capacité de représenter et de restituer les connaissances acquises par les spécialistes d'un domaine particulier. Les connaissances utilisées reposent sur l'apprentissage des relations entre les causes et les effets observés pour chaque défaillance.

2.4 Méthodes de traitement de données

Les méthodes de traitement de données consistent dans l'exploitation des observations historiques ou des résultats de traitement en ligne issues de capteurs. Toutes ces approches sont fortement dépendantes d'un grand volume de données.

2.4.1 Diagnostic par Analyse Qualitative de Tendances (AQT)

L'analyse qualitative de tendance des signaux représente l'une de principales techniques pour le diagnostic et la supervision basées sur des données [Melendez and Colomer 2001]. Relativement simple conceptuellement, l'AQT présente de nombreux inconvénients. En effet, l'observation des dérivées des signaux demeure très délicate. Par ailleurs, des écarts faibles entre le dictionnaire (signatures) de tendances et les observations peuvent induire des erreurs d'interprétation et d'inférence au niveau du diagnostic [Dash et al. 2003], [Cheung and Stephanopoulos 1990], [Kempowski 2004] et [Vedam and Venkatasubramanian 1997].

2.4.2 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique statistique multivariable. Divers travaux menés par [MacGregor and Kourti 1995] ont montré l'application des méthodes statistiques multi-variables telles que les ACP et MCP (Moindres Carrés Partiels) dans la détection et le diagnostic de défaillances, notamment dans le cas de procédés continus. Néanmoins, la surveillance basée sur l'ACP reste très limitée car la représentation obtenue reste invariante dans le temps d'où la nécessité d'une mise à jour périodique pour suivre l'évolution du système.

2.5 Méthodes par reconnaissance de formes

Le problème de diagnostic peut se définir comme un problème de reconnaissance de formes. Une forme est représentée par un ensemble de paramètres ou attributs caractéris-

tiques qui peuvent être numériques ou symboliques. Un prototype est défini par des valeurs précises de l'ensemble des paramètres caractéristiques d'une situation particulière.

Le diagnostic, dans ce cas a pour but, la reconnaissance d'une forme parmi différentes possibilités à partir d'observations bruitées. Il consiste à décider de quel prototype une forme est la plus proche en fonction d'un critère d'évaluation. De nombreux travaux soulignent l'intérêt de ces méthodes dans les systèmes complexes [Ribes 2002] et [Kempowski 2004]. Il existe de nombreuses méthodes se basant sur cette approche. Parmi les plus classiques, citons les classificateurs statistiques tels que le classificateur bayésien, les k plus proches voisins (clustering, K-means) [MarieJoseph 2003] et [Casimir 2003] et de nombreuses approches probabilistes et non probabilistes sont développées dans [Dubuisson 1990] et [Dubuisson 2001] et la technique de reconnaissance de formes par logique floue que nous étalerons relativement dans ce qui suit.

2.5.1 Principe de la reconnaissance de formes floues

La classification est la reconnaissance d'une forme et son affectation à une classe particulière parmi M classes ou modes. Dans le cadre d'un diagnostic, un prototype $p1$ ou un mode $m1$, par exemple, peut-être lié au fonctionnement normal du procédé alors que les prototypes $p2$ et $p3$ ou modes $m2$ et $m3$ peuvent représenter deux modes défectueux distincts.

Le regroupement des observations selon leurs caractéristiques en classes constitue l'espace de décision. Il est fait à partir d'une phase d'apprentissage en utilisant une mesure de similitude par le biais des méthodes de classification.

Les paramètres caractérisant le vecteur d'observations, et par conséquent l'espace de représentation, sont les mesures disponibles issues des capteurs. Seule la connaissance a priori sur

le système permet de choisir les caractéristiques. Les classes correspondent aux différents modes de fonctionnement du processus. L'objectif est d'associer toute nouvelle observation x à une classe de l'espace de décision. L'affectation d'une observation x à l'une des M classes notées Ω_i , indique une opération de classement ou de discrimination en se basant sur des connaissances à priori.

Le système en évaluant un critère de décision (exemples : calcul de distance, de barycentre...) peut alors assigner une forme à une classe mais il peut aussi déterminer avec quelle confiance, il effectue cette décision. Si le critère de décision prend des valeurs très proches pour plusieurs classes, la confiance dans la décision est faible [Dubuisson 1990].

Le principe de la reconnaissance de formes floues (figure 2.1) est la structuration des données en classes représentatives des modes de fonctionnement du système tel que :

- M modes (classes) de fonctionnement $\Omega_i(v_i)$ du système spécifié.
- Le vecteur forme est la nouvelle observation disponible.

On calcule les degrés d'appartenance $\mu_i(x)$, $i = 1, \dots, M$ et on affecte x sur la base des degrés d'appartenance $\mu_i(x)$.

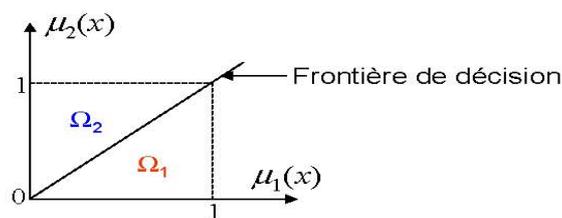


FIGURE 2.1 – Principe de la reconnaissance floue

2.5.2 Règles de décision

Le principe est donc basé sur la connaissance des M modes (classes) de fonctionnement du système. Dans la classification floue, la définition probabiliste [MOUCHAWEH 2008] des fonctions d'appartenance est donnée par l'équation (2.1).

$$\mu_i(x) = 1 / (1 + (\frac{\|x-v_i\|_A^2}{\eta_i})^{\frac{1}{m-1}}) \quad (2.1)$$

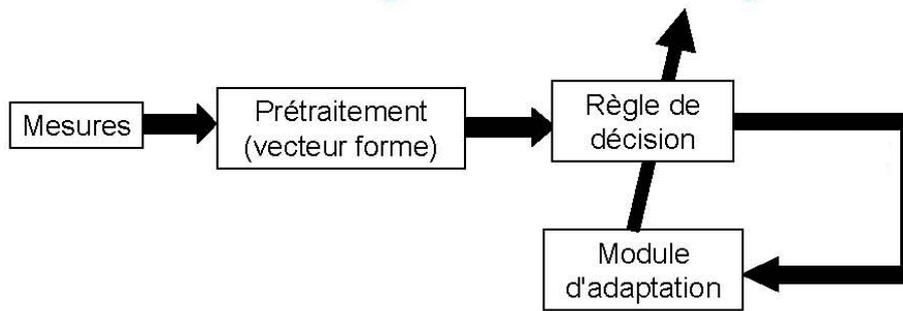
$$\forall i = 1, \dots, M \quad v_i : \text{prototype du mode(class) } \Omega_i$$

η_i est le carré de la distance séparant le centre v_i de la classe Ω_i de l'ensemble des points. m est un paramètre réglable, appelé indice de flou et qui détermine le degré de flou de la partition obtenue. A chaque mode de fonctionnement Ω_i correspond une fonction d'appartenance μ_i et pour toute nouvelle observation appelée aussi vecteur forme x , on calcule la fonction d'appartenance $\mu_i(x)$ et selon les degrés d'appartenance, on affecte x à un mode(class) $\Omega_i(\mu_i)$. Quatre règles d'appartenance sont utilisées et sont données en annexe.

2.5.3 Application au diagnostic

Le module de diagnostic est adapté selon le schéma donné sur la figure 2.2. Ce module de diagnostic permet :

- Prétraitement des données pour extraire le vecteur forme
- Structuration en classe(s) des données rejetées
- Mise à jour des paramètres des classes
- Mise à jour de la règle de décision

FIGURE 2.2 – *Module de diagnostic par reconnaissance floue*

Le module (Règle de décision) comprend la règle de décision choisie. A chaque présentation d'une nouvelle observation, le module de décision affecte l'observation présentée, à l'une des classes connues a priori, à la classe de rejet de distance Ω_0 si l'observation est éloignée de toutes les classes ou à la classe de rejet d'ambiguïté Ω_a si elle appartient au moins à deux classes de l'ensemble d'apprentissage. Lorsque la nouvelle observation x est affectée à la classe Ω_i avec $i = 1, \dots, M$, les caractéristiques (paramètres du modèle) de celle-ci sont mises à jour. La mise à jour en continu des paramètres des modèles permet de suivre en temps réel l'évolution des classes correspondant aux modes de fonctionnement. Les observations affectées à la classe Ω_0 seront utilisées pour mettre en évidence l'apparition de nouveaux modes de fonctionnement du système. La méthode de diagnostic doit être adaptative, elle doit permettre de rechercher une nouvelle structure en classe pour les points rejetés, dès lors que leur nombre devient significatif. Un nouvel apprentissage est relancé afin de prendre en compte cette classe supplémentaire. La règle de décision est aussi à adapter. Une fois la règle de décision déterminée, l'étape suivante consiste à reconnaître à quel mode de fonctionnement correspond une nouvelle observation effectuée à un instant donné sur le système. Un problème peut alors survenir si cette observation ne peut être affectée à une classe (rejet en distance ou en ambiguïté).

Prenons deux échantillons de loi normale à deux dimensions de moyennes μ_1 et μ_2 et d'écart-types σ_1 et σ_2 tels que :

$$\mu_1 = [0 \ 0] \text{ et } \mu_2 = [2 \ 1]; \sigma_1 = [1 \ 1] \text{ et } \sigma_2 = [1 \ 2].$$

Les deux modes m_1 et m_2 sont représentés sur la figure 2.3.

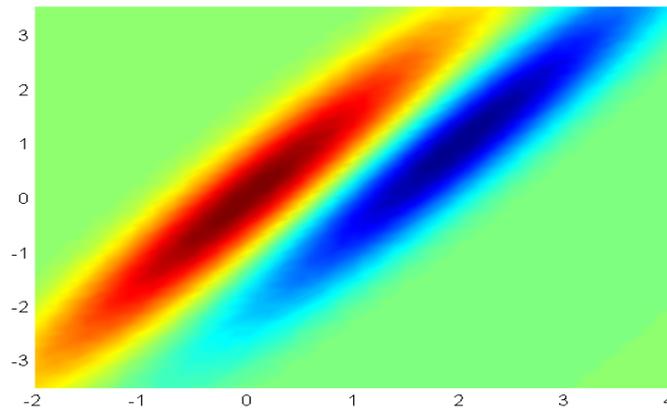
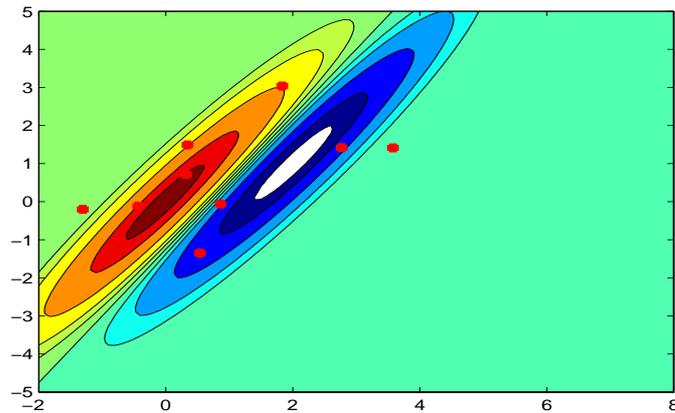
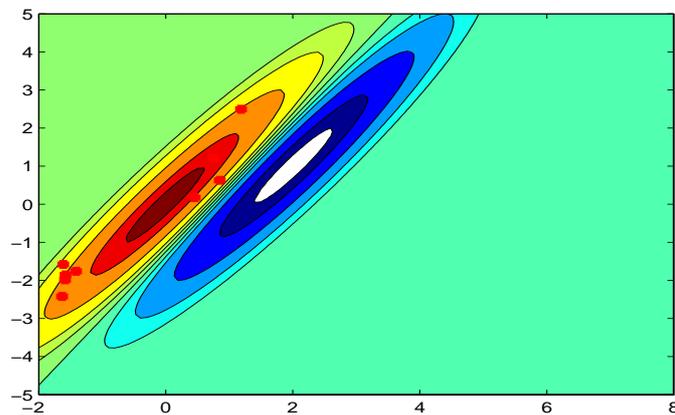


FIGURE 2.3 – Modes de fonctionnement

L'observation x à deux dimensions est donnée par un échantillon de 9 valeurs de la loi normale centrée. La figure 2.4 donne les résultats de la règle de décision par degrés de confiance. Ces résultats montrent que la décision présente un rejet en ambiguïté et les données de l'observation sont affectées aux deux modes. Nous avons alors fait subir aux données de l'observation un pré-traitement analytique tel que :

$$[x_{T_{11}} \ x_{T_{12}}] = [x_1 \ x_2] * [\sigma_1, \sigma_2] + \mu_1 \quad \text{et} \quad [x_{T_{21}} \ x_{T_{22}}] = [x_1 \ x_2] * [\sigma_1, \sigma_2] + \mu_2$$

ce traitement permet d'affiner la décision de classification et donc par là une meilleure décision de diagnostic. Dans ce cas, l'observation appartient au mode m_1 (figure 2.5).

FIGURE 2.4 – *Décision sans traitement de la forme*FIGURE 2.5 – *Décision après traitement de la forme*

Cette technique possède néanmoins, quelques inconvénients, on peut citer par exemple le problème de la sensibilité à l'initialisation (différentes initialisations peuvent aboutir à différentes partitions), la nécessité d'imposer le nombre de classes M à priori, la contrainte liant les degrés d'appartenance d'un point donné ou encore le manque de flexibilité sur la forme de classe qu'il peut détecter.

2.6 Diagnostic par RdP hybrides

L'objectif de cette technique est la construction des scénarios critiques à partir d'un modèle réseaux de Petri définis dans le précédent chapitre (section 1.5). Ces scénarios montrent comment le système quitte le fonctionnement normal pour évoluer vers l'état redouté [Champagnat et al. 998a], [Pradin-Chezalviel et al. 1999] et [Demmou et al. 2002]. Le modèle RdP décrit le fonctionnement nominal, les défaillances et les mécanismes de reconfiguration [Sadou et al. 2005] et [Girault 2006]. Pour que les scénarios redoutés générés soient pertinents, ils doivent satisfaire certaines propriétés. La minimalité est une de ces propriétés [Khalfaoui 2003] et [Riviere 2003]. La complétude des scénarios est une autre exigence à laquelle doit répondre la méthode. Pour prendre en compte la dynamique continue, il faut mettre en place une simulation hybride. Dans ce sens, nous donnerons en relief le concept et les résultats de la mise en oeuvre de cette technique [Hatem et al. 2011a] et [Hatem et al. 2011b] en présentant ses apports mais aussi ses limites notamment dans sa mise en oeuvre logicielle.

2.6.1 Algorithme de diagnostic

- Construire un modèle RdP du système hybride.
- Enrichir progressivement le contexte dans lequel s'est produit l'état redouté.
- On s'intéresse aux comportements qui permettent d'éviter le chemin critique (bifurcations représentées par des conflits de transitions).
- Prendre en compte les conditions associées au franchissement des transitions : des seuils impliquant des variables continues.

- Associer des durées au temps que met le système pour atteindre ces seuils.
- Introduire une nouvelle liste de transitions à ne pas franchir (en conflit avec des transitions qui doivent être franchies avant elles).

2.6.2 Exemple de Rdp pour le diagnostic

La méthode et l’algorithme sont illustrés sur un cas d’étude (figure 2.6). Le schéma fonctionnel et le modèle Rdp sont donnés en annexe 2.6 et 2.7, avec les phases de fonctionnement.

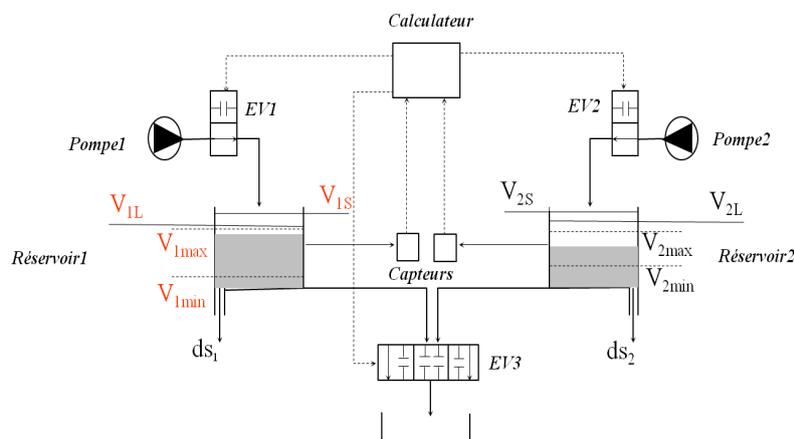


FIGURE 2.6 – Système de régulation de deux réservoirs

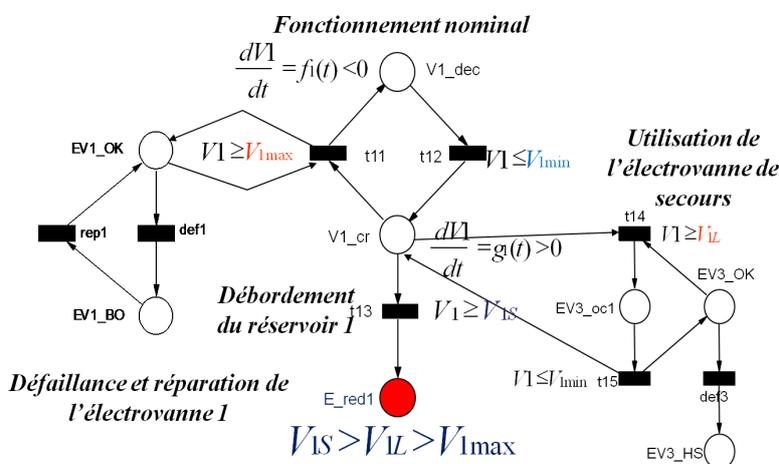


FIGURE 2.7 – Modèle Rdp du système

Ce système de régulation est constitué d'un calculateur, de deux pompes, de trois électrovannes (tout ou rien), de deux capteurs de volume et des deux réservoirs régulés (Réservoir 1, Réservoir 2) et d'un troisième réservoir de vidange. Les deux réservoirs régulés alimentent des utilisateurs selon un besoin prédéfini. Le volume dans chaque réservoir doit rester dans un intervalle donné $[V_{1min}, V_{1max}]$. Le contrôle s'opère à l'aide du calculateur qui décide selon la valeur du volume délivrée par le capteur, d'approvisionner le réservoir en question en alimentant (ou non) l'électrovanne concernée. La loi de contrôle du calculateur pour chaque réservoir est telle que lorsque le volume dépasse la limite supérieure de commande V_{1max} pendant la phase de conjonction, le calculateur commande la fermeture de l'électrovanne. Lorsque le volume devient inférieur à V_{1min} durant la phase de disjonction alors l'électrovanne s'ouvre et on change par conséquent de phase de fonctionnement. Une troisième électrovanne de secours est prévue à cet effet. Elle est partagée entre les deux réservoirs et assure leur vidange quand ils débordent. Elle ne peut être utilisée que par un seul réservoir à la fois. Quand le volume dans l'un des réservoirs dépasse la limite supérieure de sécurité (V_{1L}), alors le calculateur commande l'ouverture de cette électrovanne du côté du réservoir qui risque de déborder, et ce jusqu'à ce que le volume devienne inférieur à V_{1min} . Pour simplifier, nous supposons que seules les électrovannes peuvent subir des défaillances. Les électrovannes 1 et 2 (prévues pour l'alimentation des réservoirs) peuvent être bloquées en ouverture. Supposant que l'une des électrovannes ($EV1$, par exemple) est bloquée en ouverture alors le volume dans le réservoir 1 continue de croître jusqu'à atteindre V_{1L} . Dans ce cas on doit ouvrir l'électrovanne $EV3$ de secours pour vidanger le réservoir 1. Si l'électrovanne $EV3$ est aussi hors service (on ne peut pas l'ouvrir) ou si elle est occupée par

la vidange du réservoir 2 ($EV1$ bloquée et $EV3$ hors service ou occupée), alors le volume dans le réservoir 1 dépassera $V1L$ pour atteindre $V1S$ qui est l'événement redouté qu'on considère à savoir le débordement du réservoir 1.

La figure 2.8 donne les différents scénarios du fonctionnement d'un système. On constate 23 ordres partiels dans lesquels quatre sont des scénarios redoutés du réservoir 1, neuf correspondent à son fonctionnement normal et dix scénarios sont incohérents en tenant compte de l'aspect continu.

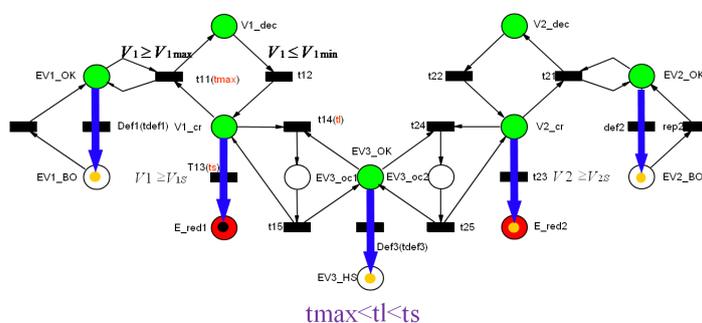


FIGURE 2.8 – Scénarios du système

L'application de l'algorithme élimine les dix scénarios incohérents :

Le 1^{er} scénario est : $t13, def1, def3, t23, def2$

Le 2^{me} scénario est : $t13, def1, t24, def2$

Ces deux scénarios sont éliminés. Par exemple, le 1^{er} scénario n'est pas produit car la transition $t14$ qui est en conflit avec $t13$ a un seuil de franchissement inférieur, donc elle est franchie avant et interdit le franchissement de $t13$.

L'avantage de cette approche est de séparer clairement l'aspect continu de l'aspect discret. Chaque scénario étant sous la forme d'un ordre partiel entre les événements nécessaires à l'apparition de l'évènement redouté, cette technique permet de déterminer les conditions probables de l'occurrence de l'évènement redouté.

2.7 Diagnostic par automates hybrides (ATH)

Cette méthode d'évaluation basée sur la connaissance à priori du système, au moins du point de vue de l'état de ses composants en fonctionnement normal (fermé ou ouvert, éteint ou allumé,...etc) en utilisant les automates hybrides [Zhang et al. 2007] et [Castaneda et al. 2009]. La représentation par un ATH, d'un point de vue diagnostic est de considéré le système comme étant un cycle de fonctionnement qui est interrompu par l'occurrence d'un événement qui fait basculer le mode de fonctionnement du système d'un état normal à un état défaillant [Hatem et al. 2012a] et [Hatem et al. 2012b].

2.7.1 Algorithme

Le fonctionnement du système à diagnostiquer est divisé en étapes temporelles. On considère une étape de fonctionnement comme un sous-état de fonctionnement qui peut être un état normal comme il peut être un état défaillant. Dans le cas le plus simple, le système peut être considéré comme une seule étape. Les paramètres de l'état sont les valeurs des bits représentant les composants du système.

Le sous-système avec l'étape temporelle correspondante est alors une combinaison des bits représentatifs des composants. Une étape faisant intervenir N composants aura 2^N combinaisons représentant 2^N sous-états possibles (défaillants et normaux). Aussi, chaque combinaison nous informe de l'état de chaque composant et par là même, elle nous informe sur les composants qui sont à l'origine de l'état défaillant. Cette technique passe par trois étapes :

Modélisation

- Décomposer le fonctionnement total du système en étapes .

- Repérer les composants intervenant dans chaque étape.
- Représenter chaque composant par un automate.
- Représenter l'étape par un nombre binaire dont le nombre de bits est égal au nombre de composants intervenant.
- Exprimer les combinaisons représentatives de l'étape (sous-états de fonctionnement).

Etude en ligne

- Identifier les états défectueux.
- Dresser la liste des composants responsables de cet état.
- Reconfiguration.

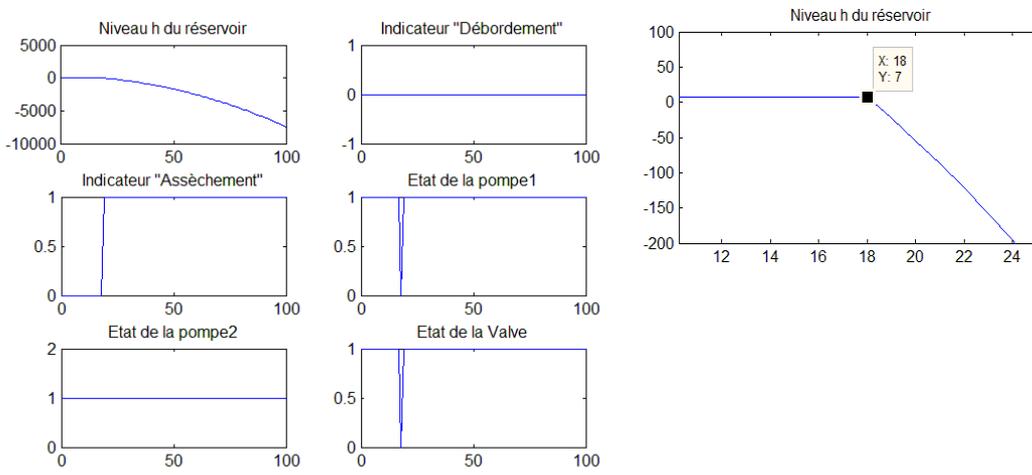
Etude hors ligne

- Détecter les états défectueux en analysant l'indicateur de chaque événement.
- Calculer la probabilité de chaque état défectueux.

2.7.2 Détection des états défectueux

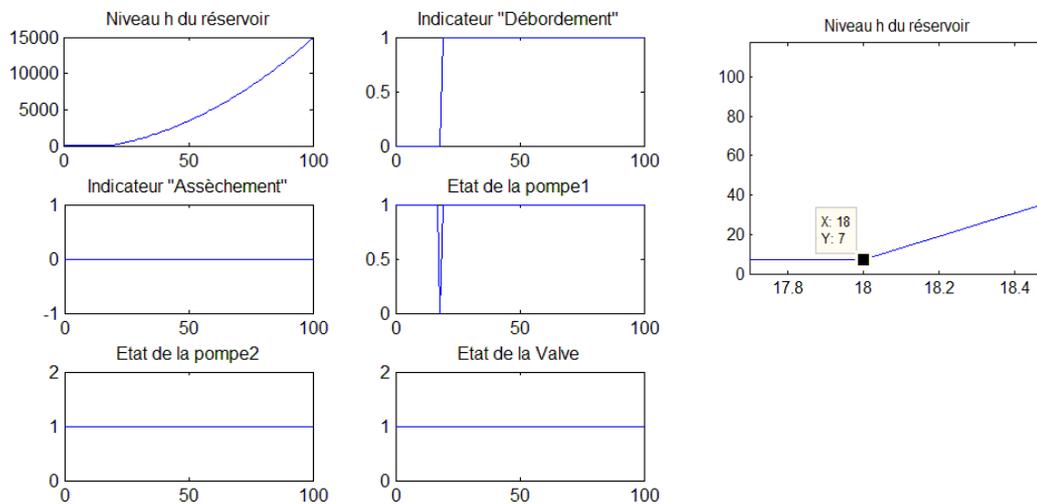
Considérons le cas de l'exemple test donné sur la figure 1.1 modélisé par des automates élémentaires (figure 1.2), le fonctionnement total du système peut-être décrit par une seule étape ou bien un seul état à savoir maintenir le niveau du liquide h dans l'intervalle $[6m, 8m]$. Si le niveau $h < 4m$, il y a assèchement (drying) et si le niveau $h > 8m$, c'est l'état de débordement (overflow). La simulation d'une panne (la pompe P_1 n'arrive pas à s'ouvrir et la pompe P_2 est bloquée en fermeture, la vanne étant ouverte), le niveau descend au plus bas niveau et l'indicateur de l'état assèchement est passé à 1 (figure 2.9). La simulation

d'une panne à la 18^{me} itération montre que le niveau du liquide augmente indéfiniment : débordement et l'indicateur de cet état défaillant se met à 1 (figure 2.10).



*Indicateur assèchement (drying indicator/0:Normal/1:Drying
Indicateur débordement (overflow indicator/ indicator/0:Normal/1:Overflow
Etats P1,P2,V/1:Normal/0:Faute (Failing))*

FIGURE 2.9 – Etat défaillant du système : Assèchement (drying)



*Indicateur assèchement (drying indicator/0:Normal/1:Drying
Indicateur débordement (overflow indicator/ indicator/0:Normal/1:Overflow
Etats P1,P2,V/1:Normal/0:Faute (Failing))*

FIGURE 2.10 – Etat défaillant du système : Débordement (overflow)

2.7.3 Calcul de fiabilité

Le calcul de probabilité permet d'évaluer la fiabilité du système. La figure 2.11 représente les différentes combinaisons possibles (sous-états).

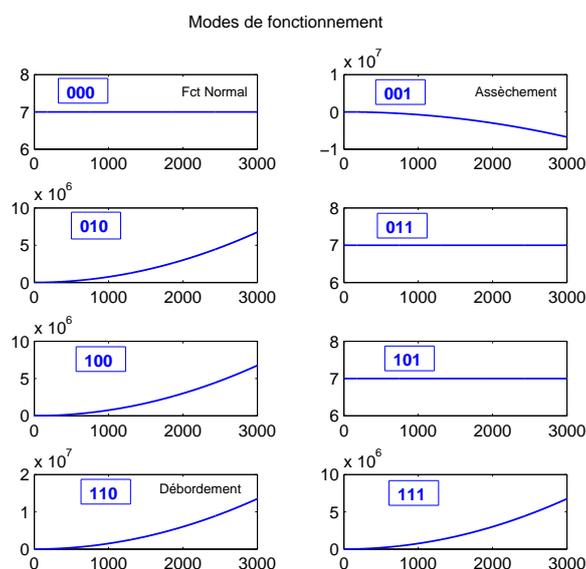


FIGURE 2.11 – Modes de fonctionnement du système test

Ces modes de fonctionnement sont résumés dans ce qui suit, à noter que seul l'état 101 est l'état de fonctionnement initial.

- 000 : La pompe P_1 est fermée, la pompe P_2 est fermée et la vanne est fermée. Etat stationnaire.
- 001 : La pompe P_1 fermée, la pompe P_2 fermée et la vanne ouverte. Assèchement.
- 010 : la pompe P_1 est fermée, la pompe P_2 est ouverte et la vanne est fermée. Débordement
- 011 : la pompe P_1 est fermée, la pompe P_2 est ouverte et la vanne est ouverte. La pompe de secours prend le relais de la pompe P_1 . Etat normal (de secours).
- 100 : la pompe P_1 est ouverte, la pompe P_2 est fermé et la vanne fermée. Débordement.
- 101 : la pompe P_1 est ouverte, la pompe P_2 est fermé et la vanne ouverte. Etat normal
- 110 : la pompe P_1 ouverte, la pompe P_2 ouverte et la vanne fermée. Débordement.
- 111 : la pompe P_1 ouverte, la pompe P_2 ouverte et la vanne ouverte. Débordement.

Les résultats de la simulation ont montré que tous les modes défailants ont été détectés.

Ainsi, le mode débordement apparaît dans 4 cas, le mode assèchement 1 fois et l'état normal 3 fois. Les valeurs de probabilité sont données sur le tableau 2.1. Ces valeurs obtenues sont comparées aux valeurs d'autres études relatives à la fiabilité dynamique savoir PDMP (Piecewise deterministic Markov processes)[Zhang et al. 2007], RdP(réseaux de Petri) et ASH (automates stochastiques hybrides)[Castaneda et al. 2009].

| Temps(h) | Débordement (overflow) | | | | Assèchement (drying) | | | |
|----------|------------------------|-------|-------|-----|----------------------|-------|-------|-------|
| | PMDPM | RdP | ASH | ATH | PMDPM | RdP | ASH | ATH |
| 1000 | 0.486 | 0.486 | 0.475 | 0.5 | 0.118 | 0.118 | 0.117 | 0.125 |

TABLE 2.1 – Valeurs de probabilité (PMDPM RdP ASH ATH)

L'avantage majeur du formalisme d'automates hybrides, par rapport aux autres formalismes, est sa simplicité à décrire sans ambiguïté les évolutions possibles d'un système.

2.8 Approches à base de modèles quantitatifs

Diverses approches pour la détection de défaillances à partir des modèles quantitatifs ont été développées [Isermann 1997], [Traves 1997] et [Gentil 2003].

2.8.1 Approche mono-signal

Pour les méthodes basées sur l'approche mono-signal, on peut distinguer l'analyse spectrale et les approches statiques.

Analyse spectrale Le principe de cette méthode est basé sur l'analyse des signaux en état normal de fonctionnement. Toute déviation des caractéristiques fréquentielles d'un signal

est synonyme d'une situation de défaillance. Cette approche est intéressante dans le cas où les fréquences représentatives de défauts sont connues. Les méthodes d'auto-corrélation, la densité spectrale des signaux, la transformée de Fourier, les ondelettes sont alors bien appropriées.

Approches statistiques Elles sont utilisées dans le cas des procédés quasi stationnaires. En effet, ces approches se basent sur l'hypothèse de changements rapides des caractéristiques des signaux ou des paramètres des modèles par rapport à des dynamiques considérées comme étant lentes. Elles restent tout de même très limitées vu le nombre important d'informations nécessaire qui suppose un nombre croissant de capteurs installés.

2.9 Approche par observateur

Dans ce qui suit, nous allons présenter les concepts de certains observateurs utilisés dans le diagnostic avant de s'intéresser plus particulièrement à l'observateur de Kalman étendu dans la suite de la thèse.

2.9.1 Observateur à mode glissant

Les observateurs à mode glissant ont été largement utilisés pour la détection de défauts [Yan and Edwards 2008].

La robustesse aux bruits et aux incertitudes les rend appropriés pour l'estimation d'états et le diagnostic. Le principe des observateurs à mode glissant consiste à contraindre, à l'aide d'une fonction discontinue, les dynamiques d'un système d'ordre. Si ces conditions de glissement sont vérifiées, le système converge vers la surface de glissement. Son principe, un

peu complexe, peut se résumer comme suit :

Considérons le système donné par :

$$\dot{x} = Ax + g(x, u) = E\psi(t, u, x) + Dd(t, u, y)$$

$$y = Cx$$

x , u et y sont le vecteur d'état, d'entrées et de sorties.

E , D et C sont des matrices de valeurs constantes. $g(x, u)$ est Lipschitzienne par rapport à x . $\psi(t, u, x)$ est une perturbation inconnue qui vérifie :

$$\|\psi(t, u, x)\| \leq \xi(t, u, x)$$

Sous certaines conditions [Edwards et al. 2000], l'observateur à mode glissant peut s'exprimer par : $\dot{x}_1 = A_1x_1 + A_2x_2 + g_1(x, u)$

$$\dot{x}_2 = A_3x_1 + A_4x_2 + g_2(x, u) + E_2\psi(t, u, x) + D_2d(t, u, y) \text{ et } y = C_2x_2.$$

2.9.2 Observateur d'Andrea Balluchi

L' Observateur d'Andrea Balluchi est un observateur hybride constitué de deux parties : un observateur d'emplacement et un observateur continu. Le premier identifie la position actuelle de la partie hybride, tandis que la deuxième partie produit une estimation de l'évolution de l'état continu de la plante hybride. Considérons un SDH, H et H_0 l'observateur de H tel que pour tout k positif, et $c \geq 1$, $\mu > 0$ et $b \geq 0$ et $Init$, l'ensemble des états initiaux, on a :

$$\forall (q_0, x_0) \in Init, \text{ toute entrée } u(\tau), \tau \in [0, t], \text{ pour tout séquence } \sigma(1), \dots, \sigma(k) \text{ et } p(1), \dots, p(k) : \hat{x}(k) = q(k), \quad \forall k \geq K \text{ et } \|\hat{x}(k) - x(t)\| \leq c\|\hat{x}(t_k) - x(t_k)\|e^{\mu t} + b$$

μ représente le taux de convergence et b est un seuil. Si $b = 0$, l'observateur est expo-

nellement convergent. L'observateur hybride ainsi synthétisée identifie l'emplacement actuel après un nombre fini d'étapes et converge exponentiellement à l'état continu.

2.9.3 Observateur de Thau

L'observateur de Thau a été développé pour la première fois par [Thau 1973], par la suite une solution a été apportée par [Schreier et al. 1997]. En utilisant cet observateur pour la détection de défauts. Son principe est le suivant :

Considérons le système :

$\dot{x} = Ax + Bu + g(x, u)$ et $y = Cx$ Avec (C, A) est supposé observable et $g(x, u)$ une fonction vectorielle dépendante de x et u et satisfaisant la condition de Lipchits :

$$\|g(x, u) - g(\hat{x}, u)\| \leq \gamma \|x - \hat{x}\|$$

La structure de l'observateur de Thau est alors donné par :

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + g(\hat{x}, u) + L(y - \hat{y}) \text{ et } r = y - C\hat{x}$$

L est le gain de l'observateur tel que $L = P^{-T}C^{-T}$, avec P la solution de l'équation de Liapounov ($A^{-T}P + PA - C^{-T}C + \theta P = 0$) où θ est une constante qui vérifie l'équation de Liapounov.

2.9.4 Observateur à grand gain

C'est un observateur adapté aux systèmes non linéaires observables. Considérons le système non linéaire suivant :

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \quad y = h(x) \tag{2.2}$$

Le système doit être uniformément localement observable. Un changement de variables est alors effectué $z = \Gamma, x$ qui transforme le système (2.2) en la forme : $\dot{z} = Az + \Phi(u, z)$ et $y = Cz$

L'observateur doit satisfaire certaines conditions du théorème de Bornard [Bornard and Hamnouri 1991]. L'observation passe par l'étape de prédiction telle que : $\hat{y} = f(\hat{x}) + g(\hat{x})u$ et une étape de correction $(\frac{\partial \Gamma}{\partial \hat{x}}(\hat{x}))S_{\theta}^{-1}(h(\hat{x}) - y)$

Le réglage de la dynamique de l'observateur est faite avec les paramètres $\theta(k)$ choisis arbitrairement, ces paramètres sont les gains de l'observateur. Cet observateur présente l'avantage d'avoir un nombre d'équations différentielles à résoudre. Mais il reste que sa mise en oeuvre est assez complexe.

Conclusion du chapitre

Après avoir introduit vaguement les différentes grandes classes de techniques de diagnostic, dans la première partie de ce chapitre, nous avons montré comment on peut translater les règles de décision floues au problème du diagnostic en identifiant les classes en modes de fonctionnement du système dont l'état inconnu est le vecteur forme.

L'avantage des techniques floues est que les résultats sont les appartenances des mesures courantes aux différents états fonctionnels identifiés sur des données historiques.

Cette caractéristique permet d'anticiper et prendre des mesures pour diminuer la tendance au basculement dans l'état de défaillance. Nous avons présenté la méthode de diagnostic basée sur les modèles réseaux de Petri. L'approche conduit à la génération des scénarios redoutés qui permettent au concepteur de comprendre les raisons de la dérive du système vers

l'état critique. Il peut donc prévoir les reconfigurations nécessaires qui permettent d'éviter cet état. Nous avons, par ailleurs, présenté la méthode de diagnostic basée sur les automates hybrides. Cette technique est surtout très utilisée pour le calcul de la fiabilité du système dynamique hybride. Enfin, nous avons présenté les concepts de quelques observateurs. Après cette analyse, certes, pas très objective, nous avons opté pour la technique de diagnostic par observateurs, plus précisément l'observateur de Kalman avec modélisation par représentation d'état.

DIAGNOSTIC À BASE DE L'OBSERVATEUR DE KALMAN ÉTENDU

SOMMAIRE

| | | |
|-------|---|----|
| 3.1 | INTRODUCTION | 48 |
| 3.2 | MÉTHODOLOGIE À BASE DE L'OBSERVATEUR DE KALMAN ÉTENDU . . . | 49 |
| 3.2.1 | Principe de l'observateur de Kalman étendu | 50 |
| 3.3 | CONCEPTION DE L'OBSERVATEUR | 51 |
| 3.4 | STRUCTURE DE L'OBSERVATEUR DE KALMAN ÉTENDU | 53 |
| 3.4.1 | Pour un système linéaire | 53 |
| 3.4.2 | Pour un système non linéaire | 54 |
| 3.5 | GÉNÉRATION DES RÉSIDUS | 56 |
| 3.6 | DÉTECTION | 57 |
| 3.6.1 | Choix du seuil | 58 |
| 3.6.2 | Prise de décision | 60 |
| 3.7 | ALGORITHME | 60 |
| 3.8 | CAS D'APPLICATION | 62 |
| | CONCLUSION | 68 |

3.1 Introduction

L'accès en ligne à l'état du système constitue un élément essentiel pour le diagnostic. Cependant, seules quelques mesures en ligne donnant une information sur l'évolution du système sont disponibles [Li and Zhou 2007] et [Balluchi 2002]. Ces limitations sont dues principalement au manque d'instrumentation en ligne, des capteurs, par exemple. Une des solutions à ce problème consiste à développer des observateurs d'état ou des estimateurs permettant de reconstruire une estimation des variables non mesurées ou des paramètres mal connus à partir de données accessibles. Dans ce contexte, l'utilisation d'observateurs dans le diagnostic et la détection et l'isolation des défauts revêt un intérêt particulier dans la recherche, ces dernières années. D'un côté, par le fait qu'elle ne cause qu'un très faible retard dans le processus de prise de décision mais aussi et surtout qu'un processus physique est souvent soumis à des perturbations qui ont comme origine des bruits dûs à l'environnement du processus, des incertitudes de mesures... etc. Ces perturbations ont des effets indésirables sur la tâche de détection de défauts et peuvent causer soit de fausses alarmes ou ce qu'on appelle des non détections. Dès lors, la prise en compte de ces phénomènes s'avère indispensable dans la tâche de détection de défauts [Qin and Dunia 1998] et [Harkat 2003]. On parle alors de robustesse des observateurs hybrides pour la détection de défauts [Wang et al. 2006], [Yang 2009] et [Wang et al. 2007].

Les approches de diagnostic par observateurs pour des classes particulières de systèmes linéaires à commutations, ont été proposées récemment dans [Gentil 2003], [Fragkoulis 2008] et [Bejarano and Pisano 2011]. Néanmoins, ces travaux ne traitent pas les cas de systèmes non linéaires dans l'optimisation de la robustesse des résidus, vis-à-vis des entrées inconnues,

par rapport à leur sensibilité aux défauts. Dans ce qui suit, nous allons présenter les concepts de la méthodologie de diagnostic basée sur l'observateur de Kalman que nous avons proposé, programmé et testé sur un exemple analytique [Hatem et al. 2019] et ensuite sur un cas réel.

3.2 Méthodologie à base de l'observateur de Kalman étendu

Les méthodes de diagnostic par observateurs sont aussi appelées méthodes de diagnostic par estimation d'états [An and Sepehri 2003], [Chinniah 2004], [Izadian and Khayyer 2010], [Gobbo et al. 2007] et [An and Sepehri 2003].

La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à reconstruire une ou plusieurs variables d'état ou de sorties du processus à l'aide d'observateurs et à utiliser l'erreur d'estimation comme résidu. La méthode de génération de résidus dépend du type de modèle et de procédé ou du type de défaut que l'on souhaite détecter (défauts additifs, multiplicatifs) [Xie and Chen 2007] et [Gertler 1992]. Le modèle peut être statique ou dynamique, linéaire ou non linéaire. Il est utilisé pour générer des indicateurs de défaut. Ces indicateurs représentent des symptômes de comportement anormal du système physique, c'est-à-dire une divergence entre le comportement réel et celui prévu par le modèle de référence [Adjallah 1993], [Izadian and Khayyer 2010] et [Massoumnia 1986].

3.2.1 Principe de l'observateur de Kalman étendu

Le filtre de Kalman a fait son apparition depuis les années soixante [Kalman 1960]. L'observateur de Kalman étendu est très adapté au diagnostic des SDH linéaires et non linéaires. La linéarisation s'effectue au tour de la trajectoire estimée par le filtre. Dans notre cas, nous nous intéressons à l'observateur de Kalman pour le diagnostic et la détection de défauts. Le principe consiste alors à reconstruire des variables d'état et à générer les résidus. La comparaison de ces résidus ou d'un paramètre du résidu à un seuil préalablement choisi conduit à une décision sur la présence ou l'absence de défauts.

En plus de la mise en oeuvre d'un observateur permettant de reproduire les états du système, la principale difficulté est le choix du seuil. Un seuil trop grand risque d'engendrer une non détection : la situation est supposée normale alors qu'elle ne l'est pas. Au contraire, un seuil trop faible entrainera de fausses alarmes, la situation est supposée anormale alors qu'elle ne l'est pas.

Ainsi, se pose le problème de déterminer à partir de quel écart peut-on considérer qu'un défaut est potentiellement détecté. La problématique est donc de bien construire l'observateur et de trouver un seuil optimal qui constituera le compromis idéal entre un taux de non détection et un taux de fausse alarme minimum. Pour cela, nous proposons dans ce qui suit, une méthode de diagnostic basée sur l'observateur de Kalman étendu à seuil adaptatif avec le calcul de la puissance instantanée des résidus (IPCFD) [Hatem et al. 2019].

Cette méthode permet à l'observateur d'être robuste vis-à-vis des incertitudes du modèle et le bruit. L'idée est de définir le seuil, qui reste un problème majeur dans la décision de diagnostic, comme étant la valeur maximale de la puissance instantanée du système en ab-

sence de défauts. La bornitude et la monotonie font que le choix du concept de la puissance instantanée est justifié. En effet, la propriété de la monotonie permet de détecter les sauts d'une valeur à une autre qui sont révélateurs de l'occurrence d'une défaillance. Dans ce qui suit, nous présentons les étapes de la technique proposée, de la conception de l'observateur à la décision de diagnostic en passant par la génération des résidus, l'évaluation et le choix du seuil.

3.3 Conception de l'observateur

Un observateur peut être réalisé si le système est observable, c'est-à-dire qu'il est possible de reconstruire l'état initial à partir de l'information sur ses entrées et ses sorties pendant un intervalle de temps fini. Le but d'un observateur (figure ??) est précisément de fournir une estimation de la valeur courante de l'état en fonction des entrées et sorties du système. La conception d'un observateur est souvent basée sur l'idée de retour de l'information.

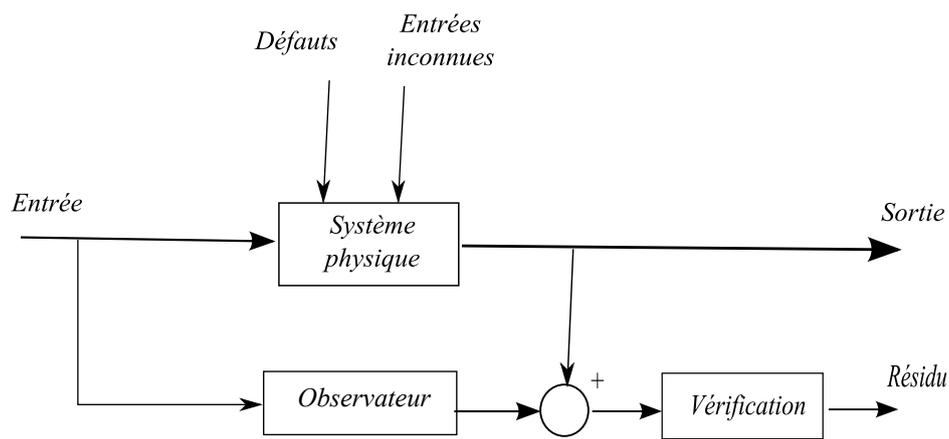


FIGURE 3.1 – Diagnostic à base d'observateur

Plus précisément si la valeur initiale $x(0)$ est connue, l'estimation de x peut être obtenue

tout simplement par l'intégration du système donné par l'équation (3.1).

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) \\ y = h(x) \end{cases} \quad (3.1)$$

Où x représente le vecteur d'état, u est le vecteur d'entrée et y est le vecteur de sortie.

Par contre, si la valeur initiale $x(0)$ n'est pas connue, nous pouvons essayer de corriger l'intégration par la valeur \hat{x} en ligne à partir de sa valeur initiale $\hat{x}(0)$ en fonction de l'erreur mesurable donnée par :

$$h(\hat{x}) - y \quad (3.2)$$

Cela revient à chercher une estimation \hat{x} de x comme la solution du système tel que :

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) + k(t, h(\hat{x}) - y) \quad (3.3)$$

Dans le cas où l'erreur est nulle, k est nul ($k(t, 0) = 0$). La conception d'un observateur passe par la vérification de trois propriétés : l'observabilité, la convergence et la stabilité.

L'observabilité permet de savoir si la reconstitution de l'état à partir des mesures est réalisable. Pour un système linéaire représenté par l'équation : $\dot{x} = Ax + Bu$ et $y = Cx$,

l'observabilité est vérifiée par la condition suivante : le rang de la matrice d'observabilité est n , $\begin{bmatrix} C & CA & \dots & CA^{n-1} \end{bmatrix}^T = n$. Pour les systèmes non-linéaires, il n'existe pas une solution systématique. L'observabilité d'un système non-linéaire dépend générale-

ment de l'entrée appliquée. Prenons l'exemple du système non linéaire suivant : $\dot{x}_1 = 0$ et $\dot{x}_2 = x_1 u$ et $y = \dot{x}_2$, il est évident que la variable dépend de l'entrée et de la sortie ($x_1 = \frac{y}{u}$).

3.4 Structure de l'observateur de Kalman étendu

3.4.1 Pour un système linéaire

Considérons le système linéaire dont la représentation en espace d'état est donnée par les équations d'état (3.4).

$$\begin{cases} x[k+1] = Ax[k] + Bu[k] + w[k] \\ y[k] = Cx[k] + v[k] \end{cases} \quad (3.4)$$

Les matrices A, B et C sont respectivement les matrices d'état, de commande et de sortie du système. $u \in \mathbb{R}^{n_u}$ est l'entrée de commande, $x \in \mathbb{R}^{n_x}$ et $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ représentent l'état et la sortie du système. En plus des vecteurs d'état, de mesure et de commande, nous ajoutons ici à nos équations d'évolution et de mesure des vecteurs de bruits. On suppose pour notre étude que les bruits w et v sont des bruits blancs non corrélés à l'entrée u .

Le filtre de Kalman est une simplification du filtre Bayésien pour lequel les bruits de mesure et d'état sont supposés gaussiens. Ces deux hypothèses fortes permettent de réduire la complexité de l'estimateur à un calcul de moyennes et de covariances au travers de transformations linéaires.

Considérons à présent le cas qui nous intéresse à savoir le cas où les défauts de capteurs (défauts d'entrée) et les défauts d'actionneurs (défauts de sortie) interviennent dans le fonctionnement du système.

La représentation d'état peut alors s'écrire de la façon suivante (équation (3.5)) :

$$\begin{cases} x[k+1] = Ax[k] + B[u[k] + f_u[k]] + w[k] \\ y_v[k] = Cx[k] + f_y[k] + v[k] \end{cases} \quad (3.5)$$

Où f_u et f_y sont les défauts de capteurs et les défauts d'actionneurs. L'état estimé par l'observateur est donné par :

$$\hat{x}[k | k] = \hat{x}[k | k - 1] + M(y_v[k] - C\hat{x}[k | k - 1]) \quad (3.6)$$

Avec $\hat{x}[k | k]$ l'estimé de $x[k]$. L'erreur d'estimation entre la sortie estimée et la sortie du système est donnée par la différence (équation (3.7))

$$y_v[k + 1] - c\hat{x}[k + 1 | k] \quad (3.7)$$

Nous calculons le gain d'innovation M de sorte à minimiser la covariance de l'erreur compte tenu des covariances des bruits w et v données par :

$$E(w[k]w[k]^T) = Q; \quad E(v[k]v[k]^T) = R \quad \text{et} \quad E(w[k]v[k]^T) = O$$

Les équations d'états (3.5) peuvent alors s'écrire de la façon suivante :

$$\hat{x}[k + 1 | k] = A(I - MC)\hat{x}[k | k - 1] + [B \quad AM] \begin{bmatrix} u[k] \\ y_v[k] \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$$\hat{y}[k | k] = C(I - MC)\hat{x}[k | k - 1] + CM y_v[k]$$

3.4.2 Pour un système non linéaire

Le filtre de Kalman étendu [Chinniah 2004], [An and Sepehri 2003] et [Gobbo et al. 2007] est une extension de l'algorithme de l'estimateur de Kalman linéaire adapté aux systèmes non linéaires. Les équations de ce filtre sont obtenues en linéarisant les équations du modèle autour de l'estimation courante de l'état.

Considérons un système non linéaire de la forme :

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f(x, u, f_u) + w \\ y &= h(x, u, f_y) + v\end{aligned}\tag{3.9}$$

w et v sont des bruits blancs gaussiens de variances Q et R et f_u et f_y sont les défauts additifs et les opérateurs de transition f et d'observation h non linéaires. La linéarisation nécessite l'hypothèse que f et h soient deux fonctions différentiables. On se base sur une linéarisation autour d'un point de fonctionnement. L'observation se fait en deux étapes : une étape de prédiction $\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u, f_u)$ qui consiste à évaluer les variables d'état à partir des équations du modèle. La deuxième étape est celle de la correction qui consiste à corriger l'erreur de prédiction sur les variables observées et celles mesurées.

Les étapes de linéarisation sont basées sur le développement en série de Taylor au tour d'un point connu :

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= f(\hat{x}_{k/k}, u_k, k) + \frac{df}{dx}(\hat{x}_{k/k}, u_k, k)(x_{k/k} - \hat{x}_{k/k}) + w_k \\ y_k &= h(\hat{x}_{k/k}, k) + \frac{dh}{dx}(\hat{x}_{k/k}, k)(x_{k/k} - \hat{x}_{k/k}) + v_k\end{aligned}\tag{3.10}$$

Etape de prédiction :

$$\hat{x}_{k+1/k} = f(\hat{x}_{k/k}, u_k, k) + Bu_k\tag{3.11}$$

La valeur approchée de l'erreur de prédiction est donnée par :

$$\tilde{x}_{k+1/k} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k} = \frac{df}{dx}(\hat{x}_{k/k}, u_k, k)(x_{k/k} - \hat{x}_{k/k}) + w_k\tag{3.12}$$

Pour calculer la matrice de covariance P , le système a été linéarisé autour de $\hat{x}_{k/k}$, elle est donnée par :

$$P_{k+1/k} = A_k \cdot P_{k/k} \cdot A_k^T + Q$$

Avec $A_k = \frac{df}{dx}(\hat{x}_{k/k})$

Étape de correction :

$$\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + H_{k+1} \cdot (y_{k+1} - H(x_{k+1/k})) \quad (3.13)$$

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.

$$H_{k+1} = H(x_{k+1/k}) + \frac{dh}{dx}(\hat{x}_{k+1/k})(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k}) \quad (3.14)$$

L'erreur devient :

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{k+1/k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k+1} \\ \tilde{x}_{k+1/k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k} - D_{k+1} \left[\frac{dh}{dx}(x_{k+1/k}) \tilde{x}_{k+1/k} + w_{k+1} \right] \\ \tilde{x}_{k+1/k+1} &= \tilde{x}_{k+1/k} - D_{k+1} \left[\frac{dh}{dx}(x_{k+1/k}) \tilde{x}_{k+1/k} + w_{k+1} \right] \end{aligned} \quad (3.15)$$

Ce qui donne :

$$P_{k+1/k+1} = [I - D_{k+1} C_{k+1}] P_{k+1/k} \quad (3.16)$$

avec $D_{k+1} = P_{k+1/k} C_{k+1}^T (R - C_{k+1} P_{k+1/k} C_{k+1}^T)^{-1}$ la matrice de gain.

et $C_{k+1} = \frac{dh}{dx}(\hat{x}_{k+1/k})$

3.5 Génération des résidus

Le terme résidu reflète d'une manière claire son utilité. En effet, c'est un indicateur de la défaillance du système. Dans le cas des observateurs, les résidus représentent l'écart entre la sortie réelle et la sortie estimée. En d'autres termes, c'est l'erreur d'estimation donnée par

l'équation (3.2). D'une manière générale, les résidus sont directement liés aux variations provenant des entrées (bruit de mesures, défauts capteurs), des sorties (défaut actionneurs, entrées inconnues, perturbations...).

Reprenons le vecteur de mesure y_v lié au vecteur d'état x , au vecteur de commande u , au vecteur de bruit θ et au vecteur des défauts d par la fonction f telle que (équation (3.17)) :

$$y_v = f(x, u, \theta, d) \quad (3.17)$$

Le résidu est le vecteur, dans le cas de l'estimation de la sortie exprimé par l'équation (3.18) :

$$r = \hat{y} - f(x, u, \theta, d) = \Psi(y(k), u(k)) \quad (3.18)$$

r est nul dans le cas sans défaut et sans bruit. Ψ est la fonction qui permet de générer le résidu. Cette fonction permet, en effet, de calculer la suite des résidus à tout instant à partir des entrées et sorties. Les résidus générés sont directement liés aux valeurs des sorties $y_v(k)$ et $\hat{y}(k)$ qui sera d'ores, noté y_e :

$$r(k) = y_v(k) - y_e(k) \quad (3.19)$$

où y_v est la sortie du système et y_e est la sortie estimée, $r \in \mathbb{R}^{n_y}$ est le vecteur de résidus.

3.6 Détection

La détection consiste en l'évaluation des résidus. La dimension du résidu dépend à la fois de la méthode utilisée par la génération et du système étudié. La tâche de la détection de défaut consiste donc à détecter la présence d'un défaut affectant le système contrôlé en vérifiant chaque résidu ou un paramètre relatif au résidu par rapport à un seuil qui tient

compte de l'incertitude du modèle, du bruit et des perturbations externes. Il faut noter qu'en l'absence de défaut affectant le système, les résidus doivent être nuls ou inférieurs au seuil prédéfini. L'étape de détection se décompose en deux étapes, le choix du seuil et la prise de décision.

3.6.1 Choix du seuil

Dans le cas idéal, où il y a absence totale de défaut et de bruit, les résidus sont nuls et le seuil est donc 0. Le plus grand problème dans la détection est le choix du seuil δ vérifiant la propriété suivante, avec m un paramètre à définir :

- $m > \delta$, présence de défauts
- $m < \delta$, absence de défauts

Il est alors important de définir un paramètre adéquat et de trouver un seuil optimal sans risque d'engendrer une non détection ou une fausse alarme. Dans le cas où le système n'est soumis à aucune défaillance, les valeurs sont supposées être nulles. Le système est, cependant affecté par des entrées inconnues (bruit, incertitudes,...), les valeurs du résidu ne peuvent pas être nulles. Dans notre cas, le choix s'est porté sur la puissance instantanée notée pn du résidu. Ce paramètre nous permettra de détecter les sauts de variations brusques et conclure sur la présence ou non d'un défaut. Le choix de ce paramètre est motivé par le fait qu'il amplifie les valeurs des résidus mais aussi par rapport à ses deux propriétés fondamentales, la bornitude et la monotonie qui seront vérifiées dans la définition 3.1 et la proposition 5.2. L'expression de la puissance instantanée pn est donnée par la proposition 5.1.

Proposition 5.1 La puissance instantanée du résidu $r(k)$ défini dans \mathbb{R} , par l'expression (3.19) et pour tout $k \in \mathbb{R}^+$ et $n \in \mathbb{R}^+$, est donnée par l'équation (3.20).

$$pn_k = \frac{1}{N} \sum_{n=k-N+1}^k r^2(n) \quad (3.20)$$

Définition 3.1 La puissance instantanée est définie, monotone et à variations bornées sur tout intervalle bornée $[a, b]$.

Proposition 5.2 Soit f une fonction, définie et bornée sur un intervalle $[a, b]$, f est à variations bornées sur chaque subdivision σ définie par :

$$\sigma = (a = x_0, \quad x_1, \quad x_2, \dots, \quad x_n = b) \in [a, b]$$

On définit $V(f, \sigma)$ par :

$$V(f, \sigma) = \sum_{i=1}^n |f(x_i) - f(x_{i-1})| \quad (3.21)$$

On appelle $V_a^b \in \mathbb{R}$ la variation de f sur l'intervalle $[a, b]$ et elle est définie par l'équation (3.22).

$$V_a^b(f) = \sup_{\sigma \in [a, b]} V(f, \sigma) \quad (3.22)$$

On dit que f est à variation bornée si $V_a^b(f)$ est finie.

La puissance instantanée pn vérifie la condition donnée dans la proposition 5.2 et $V_a^b(f)$, nous la prenons comme équivalente à la valeur maximale de la puissance instantanée du système à diagnostiquer dans les conditions normales en absence de défauts et représentera le seuil de détection dans notre algorithme qu'on notera p_{max} . Ainsi p_{max} représente l'énergie du résidu (r_s) dans le cas de l'absence de défauts (pn_s).

3.6.2 Prise de décision

L'ensemble des résidus $r_i(k)$ produit ainsi une suite de valeurs de puissance instantanée tel que (équation (3.20)). $pn_s = pn(r_s(k))$ est la puissance du résidu (r_s) dans le cas d'absence de défauts et p_{max} sa valeur maximale qui représentera le seuil de décision ($\delta_i = p_{max}$) tel que ((3.23)) :

$$\psi_i(k) = \begin{cases} 0 & \text{si } (pn_k - pn_{k-1}) < \delta_i \\ 1 & \text{si } (pn_k - pn_{k-1}) > \delta_i \end{cases} \quad (3.23)$$

Les valeurs $\psi(k)$ appelées signatures de défauts (ou fautes) représenteront le vecteur Ind tel que $Ind = [\psi_1(k), \psi_2(k), \dots, \psi_n(k)]$. Cette suite de signatures est injectée dans le module d'isolation de défauts du bloc de diagnostic qui a pour rôle d'isoler le défaut connaissant la relation entre les défauts $f(k) = f_1(k), f_2(k), \dots, f_n(k)$ et leurs signatures correspondantes $\psi(k)$.

Cette relation entre le défaut et la signature est représentée par un nombre binaire dans une matrice de signatures binaires (binary fault signature matrix (FSM)).

Ainsi, un élément FSM_{ij} de cette matrice est égal à 1 si le défaut $f_j(k)$ affecte le résidu $r_i(k)$ tel que la signature $\psi_i(k)$ correspondante à ce défaut est égal à 1. Sinon, l'élément FSM_{ij} est égal à zéro.

3.7 Algorithme

Proposition 5.3 (Algorithme) Linéarisation et Prédiction :

$$x_{k+1} = f(\hat{x}_{k/k}, u_k, k) + \frac{df}{dx}(\hat{x}_{k/k}, u_k, k)(x_{k/k} - \hat{x}_{k/k}) + w_k$$

$$y_k = h(\hat{x}_{k/k}, k) + \frac{dh}{dx}(\hat{x}_{k/k}, k)(x_{k/k} - \hat{x}_{k/k}) + v_k$$

$$\hat{x}_{k+1/k} = f(\hat{x}_{k/k}, u_k, k) + Bu_k$$

Calcul de la matrice de variance de l'erreur d'estimation

$$P_{k+1/k+1} = [I - D_{k+1}C_{k+1}]P_{k+1/k}$$

Matrice de gain :

$$D_{k+1} = P_{k+1/k}C_{k+1}^T(R - C_{k+1}P_{k+1/k}C_{k+1}^T)^{-1}$$

Calcul de l'erreur (résidu) :

$$r = \tilde{x}_{k+1/k+1} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1/k}$$

Calcul du paramètre pn :

Pour tout $k \in \mathbb{R}^+$ et $n \in \mathbb{R}^+$, :

$$pn_k = \frac{1}{N} \sum_{n=k-N+1}^k r^2(n)$$

Détermination du seuil :

Pour tout $k \in \mathbb{R}^+$ et $n \in \mathbb{R}^+$,

$$pn_s = pn(r_s(k))$$

$$p_{max} = \max(pn_s)$$

Si

$$(pn_k - pn_{k-1}) > p_{max}$$

Alors

$$IndiSaut = pn_k - pn_{k-1}$$

$Ind = 1$ Prise de décision :

$$\psi_i(k) = 1$$

Sinon $\psi_i(k) = 0$

$$Ind = [\psi_1(k), \psi_2(k), \dots, \psi_n(k)]$$

La structure du bloc de diagnostic est conçue autour d'un schéma à base d'observateur hybride (figure 3.2). Ce schéma est configuré de façon à générer des résidus structurés sensibles uniquement aux défauts. Ces résidus seront évalués, par la suite, pour déterminer les signatures de défauts.

Dans cette structure, nous avons mis en oeuvre deux modules principaux qui interagissent entre eux. Le module observateur qui estime l'état et la sortie du système et le bloc de détection de défaut qui contient l'algorithme proposé.

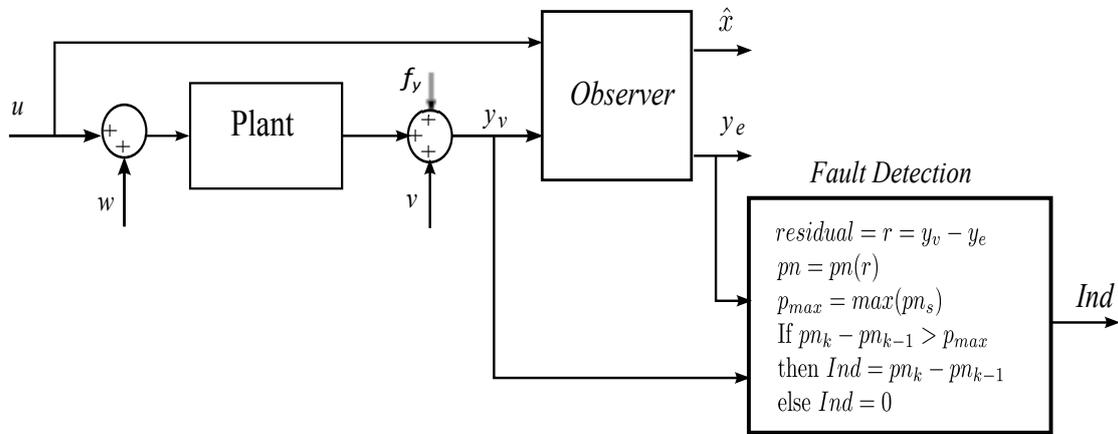


FIGURE 3.2 – Schéma de la méthodologie de diagnostic adoptée

3.8 Cas d'application

L'algorithme proposé a été appliqué sur un système [Izadian and Khayyer 2010] dont les équations d'état sont données par (3.24).

$$\begin{cases} x[k+1] = Ax[k] + Bu[k] + f_u(k) + w[k] \\ y_v[k] = Cx[k] + f_y(k) + v[k] \end{cases} \quad (3.24)$$

$$\text{Avec } A = \begin{bmatrix} 0.156 & -0.310 & 0.216 \\ 1.000 & 0 & 0 \\ 0 & 1.000 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -0.725 \\ 0.140 \\ 0.681 \end{bmatrix} \text{ et } C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$v[k]$ et $w[k]$ sont des bruits blancs additionnels (figure3.3).

Dans un premier temps, on vérifie l'observabilité, la matrice d'observabilité (Obs) est donnée par :

$$Obs = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 1.0000 \\ 0.1560 & 0.6900 & 0.2160 \\ 0.7143 & 0.1676 & 0.0337 \end{bmatrix}$$

Le rang de la matrice d'observabilité Obs est égal à l'ordre du système $n(Obs) = n = 3$. Le système est observable. L'estimation des sorties et états du système en absence de défauts donnent les résultats suivants. La figure 3.5 donne les sorties réelle y_v et estimée y_e et la figure 3.4 donne le résidu dans ce cas. On note que le résidu ne peut pas être nul et ceci est dû à la présence des bruits d'entrées et sorties w et v .

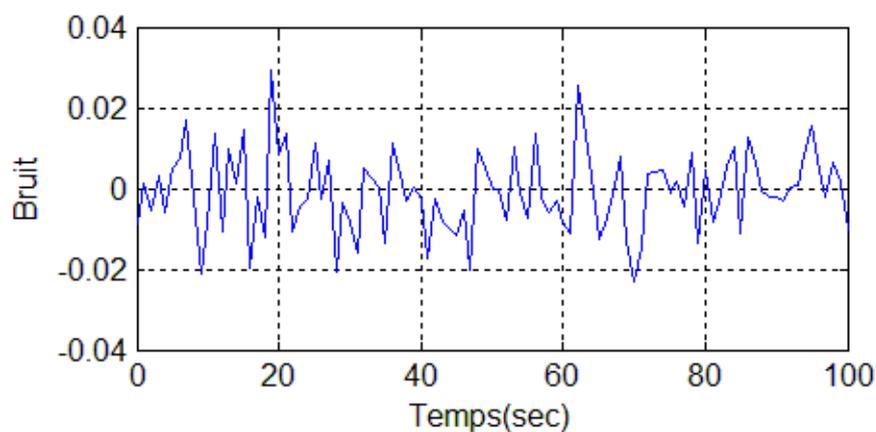
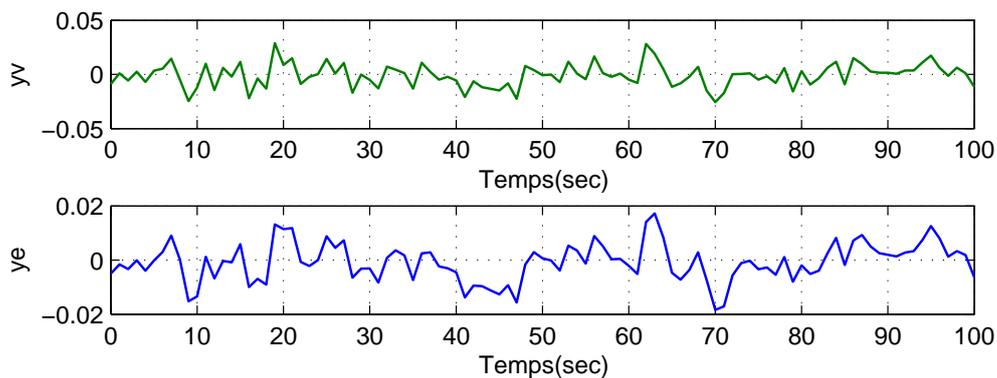
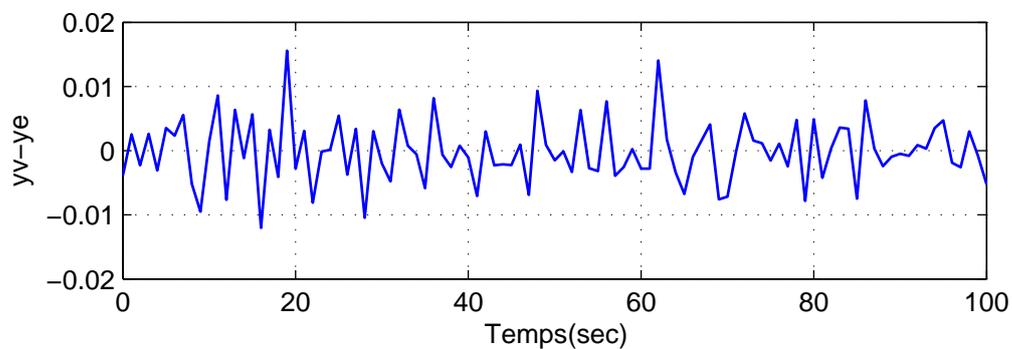
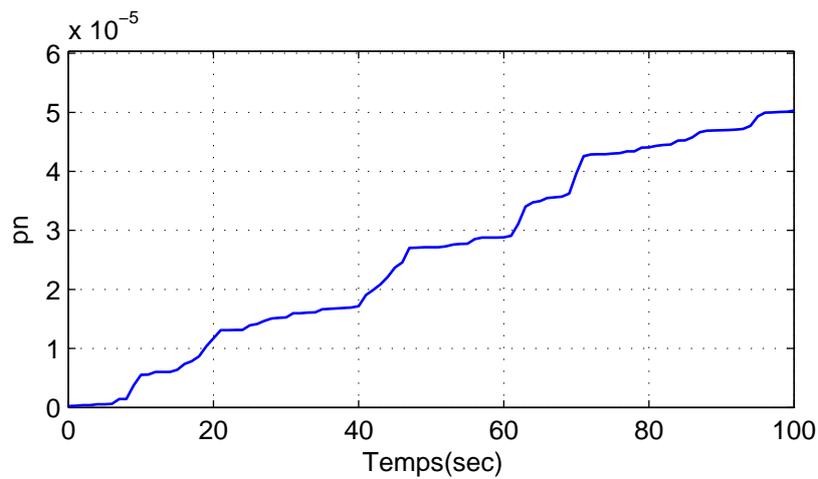


FIGURE 3.3 – *Bruit blanc additionnel*

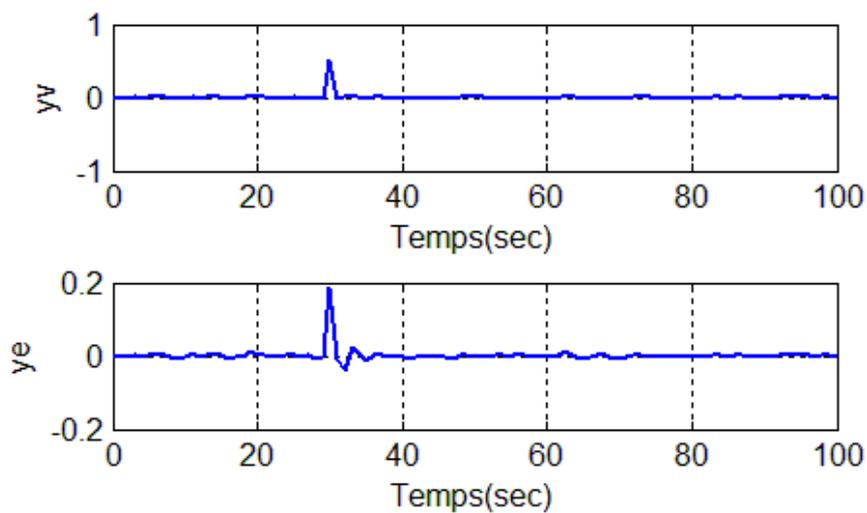
FIGURE 3.4 – Sorties du système y_v et estimée y_e FIGURE 3.5 – Résidu r_k

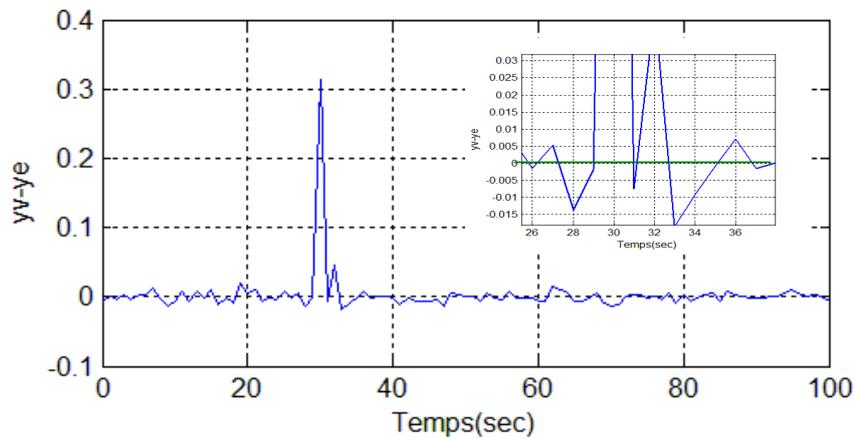
La matrice de gain M est évaluée à : $M = \begin{bmatrix} 0.3675 \\ 0.0686 \\ -0.3957 \end{bmatrix}$. La puissance instantanée p_n , représentée sur la figure 3.6, est régulière et monotone.

FIGURE 3.6 – Puissance instantanée p_n du résidu

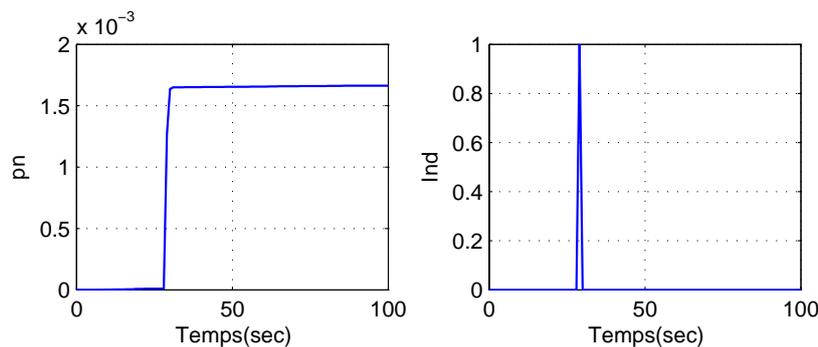
En l'occurrence d'un défaut capteur ($f_u(k)$) à $t = 30s$, La sortie réelle et estimée y_v et y_e sont représentées sur la figure 3.7 et le résidu, dans ce cas, est représenté sur la figure 3.8.

Il est à noter que la puissance maximale pour la référence obtenue est de $7,2345e^{-04}$.

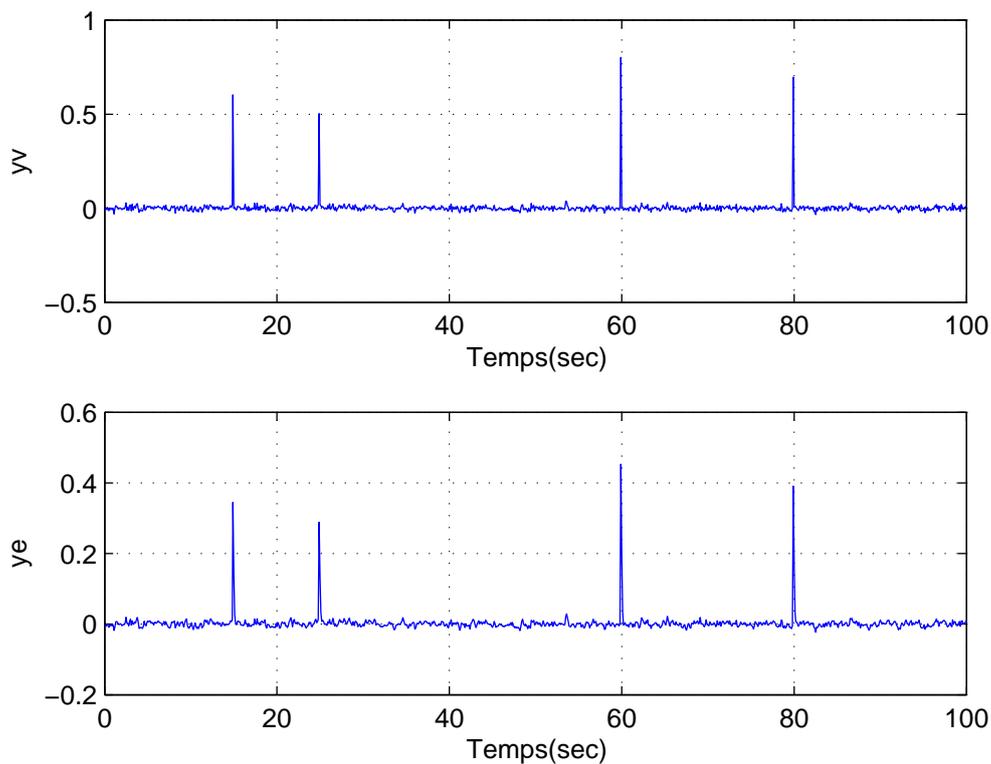
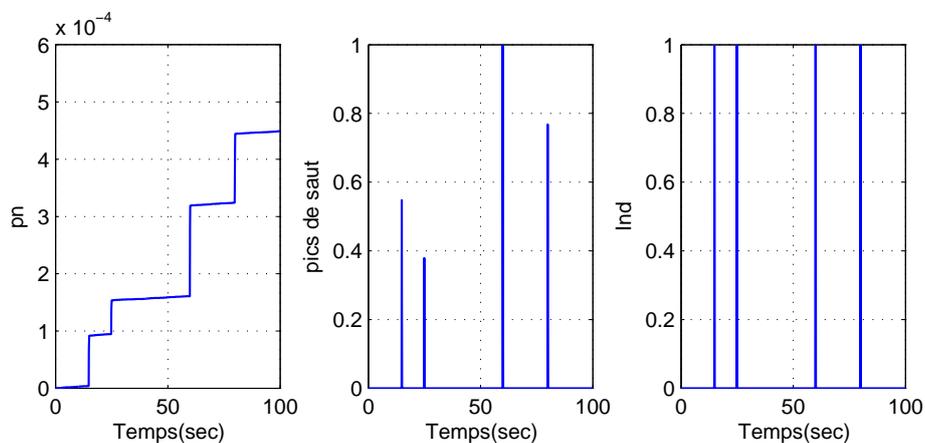
FIGURE 3.7 – Sorties du système y_v et estimée y_e

FIGURE 3.8 – Résidu r_k

Nous notons la présence d'un pic à $t = 30$ s. La puissance instantanée pn est donnée sur la figure 3.9.

FIGURE 3.9 – Puissance " pn " et Indicateur " Ind "

La présence d'un saut à $t = 30$ s indique bien la présence d'un défaut et l'indicateur Ind détecte bien ce saut. Dans le cas de l'occurrence de multi-défauts à des instants différents (15s, 25s, 60s, 80s) (voir figure 3.10). L'application de l'algorithme génère, avec une puissance maximale de référence de $8,7972e^{-04}$, les résidus dont les puissances instantannées correspondantes et les indicateurs de défauts sont donnés sur la figure figure 3.11. Il est à noter que les défauts, dans ce cas, n'ont pas altéré le système. Cette approche permet de donner le pouvoir de décision, concernant le bon fonctionnement du système, au module de

FIGURE 3.10 – *Sortie du système y_v et estimée y_e (Système multi-défaillant)*FIGURE 3.11 – *pn et Ind*

diagnostic dont les entrées sont les états et sorties réels et estimés du système et la sortie étant l'indicateur d'état du système. Les résultats préliminaires montrent que l'approche proposée (IPCFD) est à la fois robuste vis-à-vis des entrées inconnues et sensible aux défauts.

Conclusion du chapitre

Nous avons présenté une approche de synthèse d'observateur hybride robuste basée sur l'EKF pour la détection de défauts affectant une partie des systèmes dynamiques hybrides. Comme nous l'avons indiqué ci-avant, la structure analytique du générateur de signatures de défauts est conçue autour d'un observateur hybride. Il est configuré de façon à générer des résidus structurés sensibles uniquement aux défauts. Ces résidus seront évalués, par la suite, pour déterminer les signatures de défauts.

L'idée clé de cette contribution consiste à prendre en considération, dès la phase de la conception de l'observateur hybride, la robustesse vis à vis des entrées inconnues et la sensibilité aux défauts. L'approche de synthèse proposée est réalisée en deux phases.

Dans la première phase, nous traitons de la synthèse de l'observateur hybride sans prendre en compte les défauts. Des conditions de convergence, assurant la bornitude de l'erreur d'estimation ont été considérées. La seconde phase propose une procédure itérative permettant d'assurer la robustesse vis-à-vis des entrées inconnues et la sensibilité aux défauts de l'observateur hybride.

La puissance instantanée reste cumulative. Les indicateurs de défauts dépendent de la commutation de la puissance instantanée et leurs valeurs sont dépendantes des résidus.

L'algorithme proposé malgré sa relative complexité, permet de retrouver les estimés du système, de générer les résidus, de calculer le seuil et prendre une décision sur l'état de fonctionnement, absence ou présence de défauts. Nous avons donné un exemple analytique d'un système linéaire et dans le prochain chapitre, nous présenterons un exemple non linéaire qui est la machine asynchrone.

APPLICATION À UN ENTRAINEMENT ÉLECTRIQUE

SOMMAIRE

| | | |
|-------|--|----|
| 4.1 | INTRODUCTION | 70 |
| 4.2 | STRUCTURE DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 70 |
| 4.3 | DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 72 |
| 4.4 | MODÈLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 73 |
| 4.4.1 | Equations générales de la machine asynchrone | 74 |
| 4.5 | MODÈLE DE PARK DE LA MACHINE ASYNCHRONE | 75 |
| 4.5.1 | Equations de la MAS dans la base de Park | 77 |
| 4.6 | COMMANDE DE LA MAS | 78 |
| 4.6.1 | Commande vectorielle de la MAS | 78 |
| 4.6.2 | Réponse de la machine en absence de défauts | 80 |
| 4.6.3 | Réponse de la machine en présence de défauts | 84 |
| 4.7 | DIAGNOSTIC DE LA MAS | 88 |
| 4.8 | CONCLUSION | 94 |

4.1 Introduction

Afin de valider l'algorithme proposé, nous l'avons appliqué sur un exemple analytique et dans ce qui suit au diagnostic des entraînements électriques, un ensemble d'une machine asynchrone (MAS) et onduleur, dans ce cas [Ruiz et al. 2010], [Assaf and Henao 2001], [Martin 2013], [Ceban 2012], [Shin and Choi 2012] et [Hemsas 2013].

L'observation des courants statoriques, les flux rotoriques et la vitesse permet de détecter une défaillance et à diagnostiquer si la MAS est dans un mode de dysfonctionnement à savoir un mode de fonctionnement dégradé ou défaillant. Cette observation génère des informations à partir de la connaissance de certaines des caractéristiques de la MAS [Assaf and Henao 2001].

Pour cela, nous allons présenter, dans un premier temps, le modèle de la machine asynchrone dans le repère de Park et ensuite, les résultats de la commande vectorielle en absence et en présence de défauts.

L'objectif étant d'appliquer l'approche de diagnostic proposée sur la MAS, les résultats obtenus sont exposés.

4.2 Structure de la machine asynchrone

La machine asynchrone, connue également sous le terme de machine à induction, est une machine à courant alternatif sans connexion entre le stator et le rotor. Le terme asynchrone provient du fait que la vitesse de ces machines n'est pas forcément proportionnelle à la fréquence des courants qui la traversent.

Le moteur asynchrone est le plus utilisé dans l'industrie, du fait de sa facilité de mise en

oeuvre, de son faible encombrement, de son bon rendement et de sa fiabilité, son seul point noir est l'énergie réactive toujours consommée pour magnétiser l'entrefer. Les machines triphasées, alimentées directement sur le réseau, représentant la grande majorité des applications. Les éléments composant la MAS sont le stator et le rotor (figure A.2).

- Le stator : Le circuit magnétique est un empilement de tôles fines d'acier découpées, faisant apparaître les différentes encoches statoriques. Le bobinage statorique est constitué de deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Les conducteurs d'encoches permettent de créer dans l'entrefer le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant leur circulation, l'objectif étant d'obtenir une répartition des forces magnétomotrices et du flux la plus sinusoïdale possible dans l'entrefer, pour limiter les oscillations du couple électromagnétique.
- Le rotor (induit) : Le rotor est constitué comme le stator de tôles empilées et habituellement du même matériau. Dans les petits moteurs, les tôles sont découpées dans une seule pièce et assemblées sur un arbre. Dans de plus gros moteurs, chaque lamination est constituée de plusieurs sections.

Dans le cas des rotors à cage d'écureuil, les encoches peuvent être semi-ouvertes ou fermées. Les enroulements sont constitués de barres court-circuitées par un anneau terminal placé à chaque extrémité du rotor. Les conducteurs sont généralement réalisés par couplage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre ou en laiton, frettées dans les tôles du rotor.

Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les

tôles magnétiques. Leur résistance est suffisamment faible pour que les courants ne circulent pas dans les tôles, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre

4.3 Défauts de la machine asynchrone

Pour une machine asynchrone, on peut distinguer deux types de défauts principaux : internes et externes. Les défauts internes de la machine sont causés par les constituants de la machine (circuits magnétiques rotorique et statorique, bobinages statoriques, entrefer mécanique, cage rotorique,...) alors que les défauts externes sont provoqués, soit par les tensions d'alimentation et la charge mécanique, soit par l'environnement de l'utilisation de la machine. Les démarrages fréquents provoquent des courants élevés dans les barres rotoriques. Celles-ci engendrent par conséquent des échauffements et des contraintes mécaniques conduisant à terme à des fissures puis à une cassure de barres. Par la suite, la barre cassée accélère la rupture des barres adjacentes pouvant causer la destruction totale du rotor. De même, les efforts électrodynamiques que subissent les conducteurs des phases se traduisent par des vibrations mécaniques ayant pour effet de détériorer l'isolation.

Sur le plan électrique, les fronts de tensions générés par les convertisseurs statiques accentuent le phénomène de décharges partielles et réduisent, par conséquent, la durée de vie de l'isolant. Quand aux origines environnementales, l'humidité et les produits corrosifs ou abrasifs sont les plus rencontrés. Au niveau de l'entrefer, les défauts se manifestent par une excentricité statique, une excentricité dynamique ou une excentricité mixte. Le défaut d'excentricité statique est généralement dû à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator. Le défaut d'excentricité dynamique peut être causé aussi bien par

une déformation du cylindre rotorique que par une déformation du cylindre statorique. L'excentricité mixte est une combinaison des deux.

Au niveau de la cage, les défauts se manifestent par la rupture de barres ou d'anneaux de court-circuit. Ces ruptures de barres ou de portions d'anneau peuvent être dûes, par exemple, à une surcharge mécanique (démarrages fréquents,..), à un échauffement local excessif ou encore à un défaut de fabrication (bulles d'air ou mauvaises soudures). Au niveau des paliers nous pouvons citer le défaut de décentrage des flasques conduisant généralement à une excentricité statique alors qu'une détérioration de roulements à billes conduit le plus souvent à une excentricité dynamique. Il est important de signaler que les défauts de paliers comme étant les plus fréquents, suivis par les défauts statoriques et en dernier, les défauts de cage rotorique.

4.4 Modèle de la machine asynchrone

Un modèle dynamique de la machine asynchrone, faisant l'objet de commande, doit être connu pour comprendre et élaborer la commande vectorielle [Benbouzid and Vieira 1999], [Boumégoura and Yahoui 1999] et [Calis and Unsworth 1999].

L'objectif d'une commande étant de répondre à n'importe quel changement possible durant le fonctionnement. Le modèle dynamique de la MAS doit être une bonne approximation du modèle réel [Hénao and Garcia 1999],[Kral and Pirker 1999] et [DeLara 1995]. De plus, il doit contenir tous les effets dynamiques importants rencontrés durant les régimes permanent et transitoire et il doit être valable pour n'importe quel changement au niveau de l'alimentation de l'onduleur tel que les tensions ou les courants.

Un tel modèle peut être obtenu au moyen de la théorie des deux axes des machines électriques, c'est le modèle de Park [Moreau et al. 1999], [Martin 2013], [Ceban 2012] et [Shin and Choi 2012].

Il est à noter que les nominations des grandeurs utilisées sont données dans les symboles et certaines seront rappelées dans les différentes définitions.

4.4.1 Equations générales de la machine asynchrone

En vue d'obtenir des relations simples, on supposera que les inductances propres sont constantes, les inductances mutuelles sont en fonction de la position de leurs axes magnétiques et les résistances rotoriques sont constantes. La machine asynchrone à cage d'écureuil est alimentée par une source de tension à fréquence variable type MLI. Le diagramme fonctionnel de la machine asynchrone est donné sur la figure A.3.

Equations électriques

La forme matricielle de la loi d'Ohm et la loi de Faraday ([Calis and Unsworth 1999] et [DeLara 1995]) appliquées à la MAS aux enroulements du stator et du rotor, est donnée par les équations (4.1).

$$\begin{aligned} [V_s] &= [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \\ [V_r] &= [R_r][I_r] + \frac{d}{dt}[\Phi_r] \end{aligned} \tag{4.1}$$

Avec V_s et V_r , les tensions statoriques et rotoriques.

R_s et R_r , les résistances statoriques et rotoriques.

Φ_s et Φ_r , les flux statoriques et rotoriques.

Equations magnétiques

Les flux couplés entre les phases statoriques et rotoriques sont donnés par l'équation :

$$\begin{aligned} [\Phi_r] &= [L_{rr}][I_r] + [M_{rs}][I_s] \\ [\Phi_s] &= [L_{ss}][I_s] + [M_{sr}][I_r] \end{aligned} \quad (4.2)$$

Equations mécaniques

Le principe de la dynamique donne l'expression de la vitesse (équation (4.3)).

$$J \frac{d\Omega}{dt} + F\Omega = C_e - C_r \quad (4.3)$$

L'expression généralisée du couple électromagnétique est donnée par l'équation (4.4).

$$C_e = \frac{1}{2} [I_s]^T \left(\frac{d}{d\theta} [M_{sr}] \right) [I_r] \quad (4.4)$$

4.5 Modèle de Park de la machine asynchrone

La simulation temporelle des grandeurs électriques et mécaniques instantanées prenant en compte le caractère diffusif de l'effet de peau dans le rotor, nécessite d'adapter le modèle de Park afin d'isoler la fonction de transfert d'ordre non entier représentant le rotor. Physiquement, on peut la comprendre comme une transformation des trois enroulements de la machine asynchrone à un système biphasé.

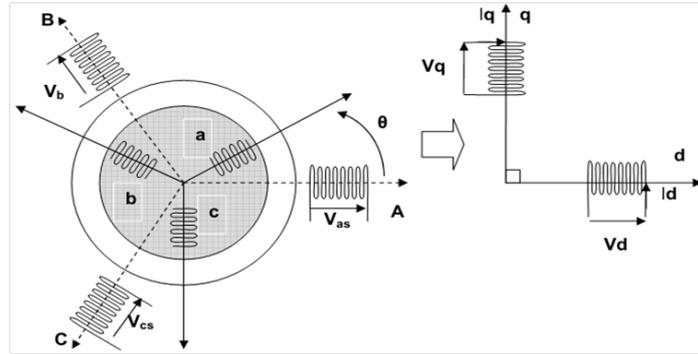


FIGURE 4.1 – Modèle de Park de la machine asynchrone

Le changement de variables dans la base de Park (d, q, o) , relatif aux courants, aux tensions et aux flux représentés ici par le vecteur variable X est donné par la transformation (4.5). Il est à noter que l'axe (o) représente l'axe homolaire.

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \\ X_o \end{bmatrix} = P(\theta) \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Cette transformation se fait à l'aide de la matrice P donnée en équation (4.6) et P^{-1} sur équation (4.7), qui consiste de passer d'un enroulement triphasé à un enroulement biphasé et inversement.

$$P = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$P^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \sqrt{\frac{1}{2}} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \sqrt{\frac{1}{2}} \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \sqrt{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

4.5.1 Equations de la MAS dans la base de Park

L'application de la transformation de Park (d, q) donne lieu aux nouvelles équations sous forme matricielle suivantes :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 \\ 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Phi_{ds} \\ \Phi_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_s \\ \omega_s & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_{ds} \\ \Phi_{qs} \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$\begin{bmatrix} V_{dr} \\ V_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{dr} \\ I_{qr} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_r \\ \omega_r & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$\begin{bmatrix} \Phi_{ds} \\ \Phi_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 \\ 0 & L_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} M & 0 \\ 0 & M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{dr} \\ I_{qr} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_r & 0 \\ 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{dr} \\ I_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} M & 0 \\ 0 & M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix}$$

Avec :

$\omega_s = \frac{d\theta_s}{dt}$: Pulsation des grandeurs électriques statoriques

$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt}$: Pulsation des grandeurs électriques rotoriques

$L_s = l_s - m_s$: Inductance cyclique du stator

$L_r = l_r - m_r$: Inductance cyclique du rotor

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

Le couple électromagnétique exprimé en fonction des courants statoriques et des flux rotoriques dans le repère de Park (d, q) est donné dans l'équation (4.10), p étant le nombre de paires de pôles.

$$C_e = p \frac{M}{L_r} (\Phi_{dr} I_{qs} - \Phi_{qr} I_{ds}) \quad (4.10)$$

On constate que l'équation du couple électromagnétique n'est pas linéaire, à cause du produit croisé des composantes du courant et du flux (couplage). Le recours à la commande vectorielle et plus précisément la commande du flux rotorique permet de résoudre ce problème en annulant le flux Φ_{qr} [Ceban 2012]. L'expression du couple électromagnétique se réduit à : $C_e = p \frac{M}{L_r} \Phi_{dr} I_{qs}$

4.6 Commande de la MAS

4.6.1 Commande vectorielle de la MAS

Le principe de la commande vectorielle est d'avoir un fonctionnement similaire à celui d'un moteur à courant continu à excitation indépendante où il y a un découplage naturel entre la grandeur commandant le flux (courant d'excitation) et celle liée au couple (le courant d'induit).

Ce découplage permet d'obtenir une réponse très rapide du couple. Le principe de découplage pour la commande vectorielle est donné sur la figure 4.2.

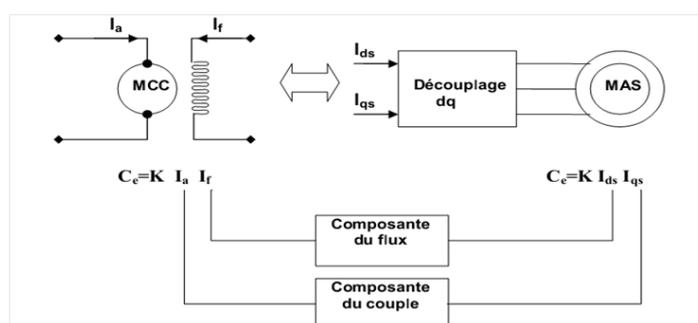


FIGURE 4.2 – Principe de découplage pour la commande vectorielle

Plusieurs stratégies sont envisageables tels que :

1. Orientation du flux statorique $\Phi_{ds} = \Phi_s$ et $\Phi_{qs} = 0$

2. Orientation du flux rotorique $\Phi_{dr} = \Phi_r$ et $\Phi_{qr} = 0$

3. Orientation du flux d'entrefer $\Phi_{de} = \Phi_e$ et $\Phi_{qe} = 0$

Nous nous limiterons à la commande à flux rotorique orienté dont le principe est d'annuler le flux Φ_{qr} (figure 4.3). Cette commande repose sur deux points :

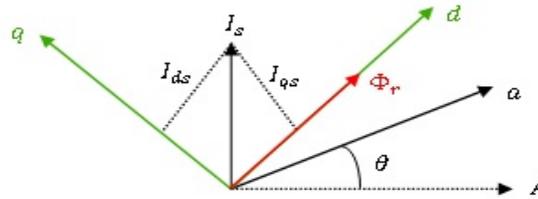


FIGURE 4.3 – Principe de l'orientation rotorique

1. Le maintien du flux Φ_{dr} constant et aligné sur l'axe d du repère $d - q$ par action sur le courant I_{ds} .
2. Le contrôle du couple électromagnétique par action sur le courant I_{qs} .

$$\begin{aligned}
 V_{ds} &= R_s I_{ds} + \frac{d\Phi_{ds}}{dt} - \omega_s \Phi_{qs} \\
 V_{qs} &= R_s I_{qs} + \frac{d\Phi_{qs}}{dt} - \omega_s \Phi_{ds} \\
 0 &= R_s I_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \\
 0 &= R_s I_{qr} + (\omega_s - \omega_m) \Phi_{dr}
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

Après transformations pour trouver des relations en fonction de Φ_{dr} :

$$\begin{aligned}
 V_{ds} &= R_s I_{ds} + \sigma L_s \frac{dI_{ds}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - \omega_s \sigma L_s I_{qs} \\
 V_{qs} &= R_s I_{qs} + \sigma L_s \frac{dI_{qs}}{dt} + \omega_s \frac{M}{L_r} \Phi_{dr} + \omega_s \sigma L_s I_{ds} \\
 M I_{ds} &= \Phi_{dr} + \frac{L_r}{R_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \\
 \text{avec } \sigma &= 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}
 \end{aligned}$$

Les équations de la commande vectorielle s'écrivent sous la forme (équation (4.12)).

$$V_{ds} = \frac{R_s}{M_{sr}} \Phi_{dr-ref} - \hat{\omega}_s \sigma L_s \left[\frac{1}{R_s + \frac{L_s}{L_r} R_r} (V_{qs} - P\Omega \frac{L_s}{M_{sr}} \Phi_{dr-ref}) \right] \quad (4.12)$$

$$\hat{\omega}_s = P\Omega + \frac{M_{sr} R_r}{L_r \Phi_{dr-ref}} \left[\frac{1}{R_s + \frac{L_s}{L_r} R_r} (V_{qs} - P\Omega \frac{L_s}{M_{sr}} \Phi_{dr-ref}) \right]$$

A partir de ces équations, nous pouvons facilement déduire et tracer le schéma de la commande vectorielle donné sur la figure 4.5. Les entrées du bloc 'pilotage vectoriel' sont le

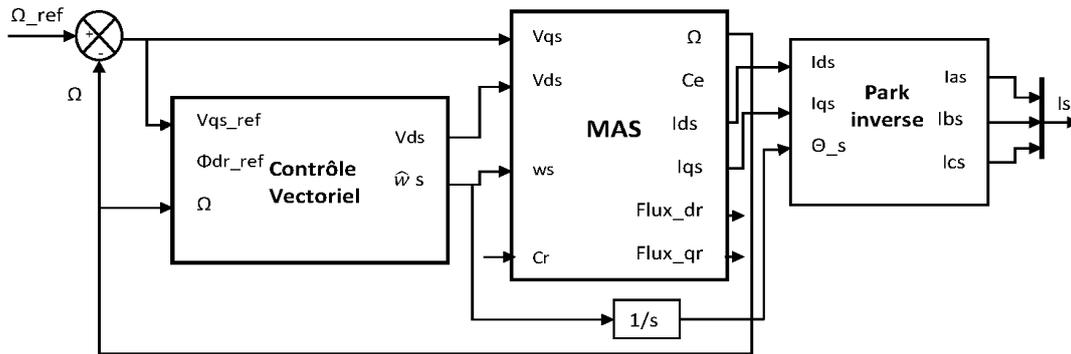


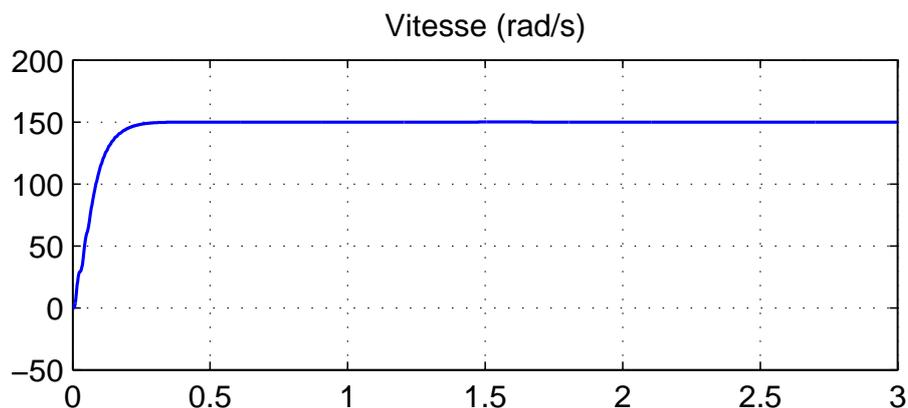
FIGURE 4.4 – Schéma de la commande vectorielle

flux Φ_{dr-ref} , la tension de référence V_{qs-ref} et la vitesse Ω . Les sorties étant la tension V_{ds} et la pulsation $\hat{\omega}_s$.

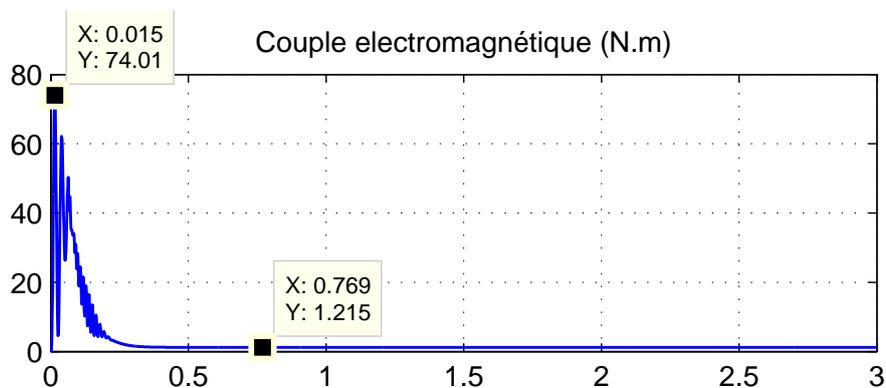
4.6.2 Réponse de la machine en absence de défauts

Les caractéristiques de la MAS sont données sur le tableau A.1. Les figures suivantes représentent l'évolution des paramètres de la MAS à vide et en absence de défauts.

Au démarrage et pendant le régime transitoire, la vitesse (figure 4.5) augmente et évolue d'une manière presque linéaire avec un temps de montée de 0.2s, ensuite, elle se stabilise à la valeur de référence 150rad/s avec un glissement pratiquement nul.

FIGURE 4.5 – Evolution de la vitesse ω de la MAS (Système sain)

L'oscillation de couple (figure 4.6) atteint une valeur maximale de l'ordre de 7.4 fois le couple nominale (monte jusqu'à plus de $74N.m$). Nous constatons des oscillations durant le régime transitoire, ceci est dû aux bruits engendrés par la partie mécanique pour ensuite se stabiliser à la valeur de $1.21N.m$.

FIGURE 4.6 – Evolution du couple C_e

Comme nous l'avons indiqué précédemment, la stratégie de commande adoptée est celle du découplage à orientation rotorique dont le principe est d'annuler le flux $flux - qr$. Nous vérifions à travers la figure 4.7 que le $flux - qr$ tend vers 0 après un régime transitoire de 0.25s alors que le $flux - dr$ (figure 4.8) est non nul et se stabilise à sa valeur nominale de $0.68Wb$.

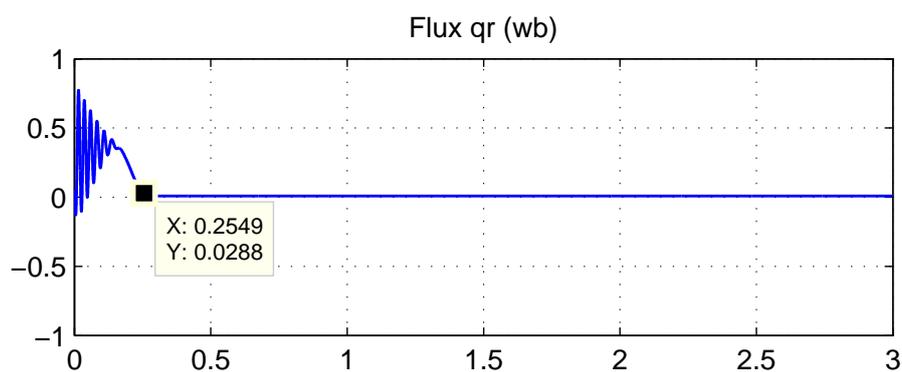


FIGURE 4.7 – Evolution du flux flux – qr

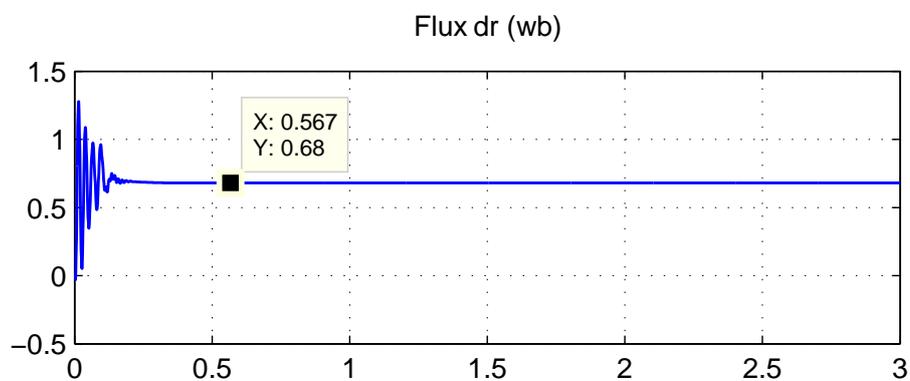


FIGURE 4.8 – Evolution du flux flux – dr

En régime transitoire, l'alimentation par le réseau montre un fort appel de courant de l'ordre de $27.06A$, qui représente cinq fois le courant nominal de la machine. En régime permanent, Le courant I_{ds} selon l'axe d se stabilise à la valeur de $2.6A$ (figure 4.9) et le courant I_{qs} selon l'axe q , à la valeur de $1A$ (figure 4.10) et le courant I_s avec ses composantes selon les axes a , b et c par application de la transformation de Park inverse est représenté sur la figure 4.11.

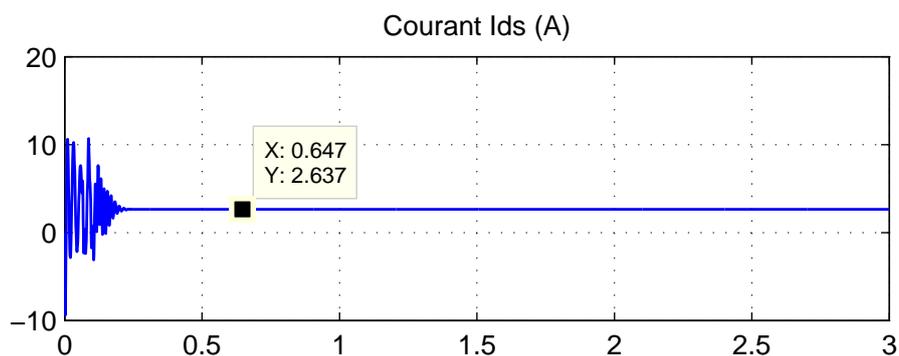


FIGURE 4.9 – Evolution du courant I_{ds}

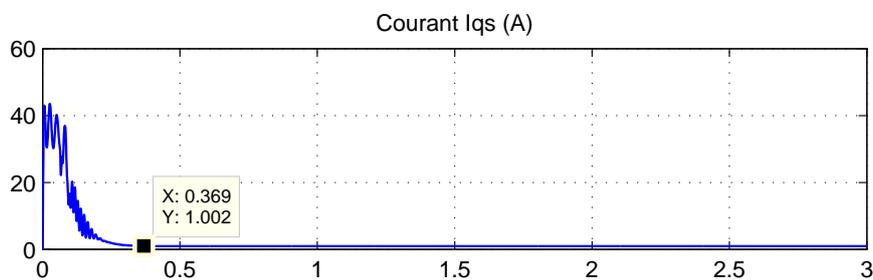


FIGURE 4.10 – Evolution du courant I_{qs}

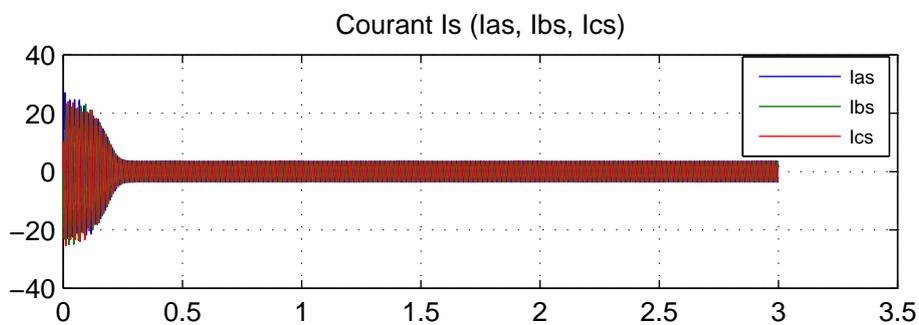


FIGURE 4.11 – Evolution du courant I_s

Après sa disparition, le régime permanent est atteint et il reste le courant correspondant au comportement inductif du moteur à vide.

4.6.3 Réponse de la machine en présence de défauts

La variation des paramètres de la MAS qui peut être due à la saturation ou à l'échauffement, peut avoir une incidence directe sur la commande. Le but ici, étant de détecter la présence de ces défauts.

Nous appliquons une consigne de vitesse de 150rad/s avec occurrence d'un défaut capteur de courant après 1.5s du démarrage pendant 1s . Ainsi, pour connaître si c'est un des trois capteurs de phase qui est défectueux, on s'intéresse aux résidus de courant I_{as} , I_{bs} et I_{cs} . Etant donné que le courant est régulé en boucle fermée, la perte d'informations de courant précises en raison d'une défaillance du capteur de courant peut entraîner une dégradation importante des performances donc la nécessité d'une reconfiguration.

La figure 4.12 représente l'évolution de la vitesse de MAS. La vitesse augmente à la valeur de 156rad/s pour diminuer à la valeur 147.5rad/s durant l'occurrence du défaut.

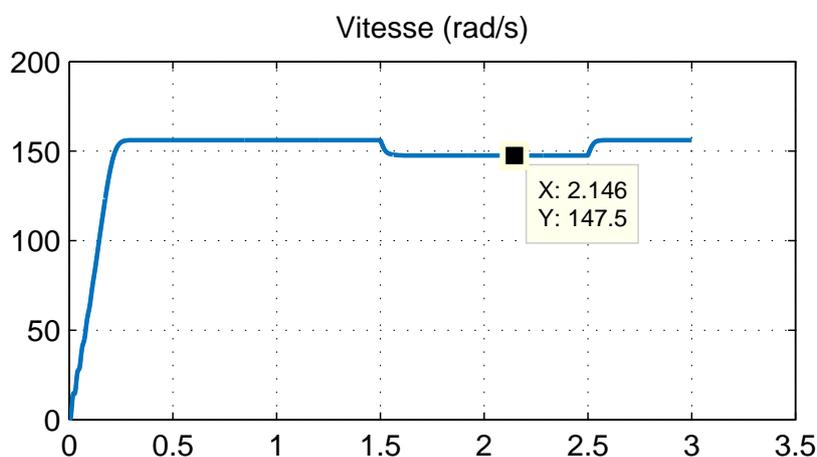


FIGURE 4.12 – Evolution de la vitesse(Système défaillant)

Sur la figure 4.13, est représenté le courant statorique I_{qs} suivant l'axe quadrature. Le courant statorique suivant l'axe quadrature I_{qs} diminue et se stabilise aux environs de 7A durant la durée de la présence de défauts. Le courant statorique suivant l'axe direct I_{ds}

(figure 4.14) prend la valeur de $2.5A$, au début et à la fin de l'apparition du défaut qui sont marquées par des impulsions positives et négatives de $2.5A$.

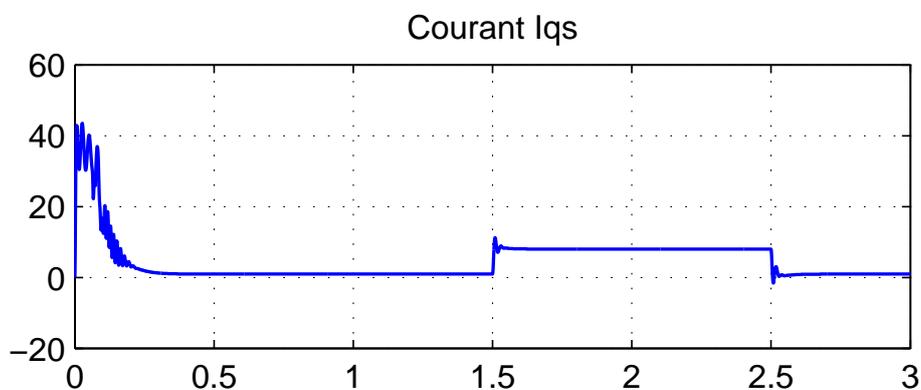


FIGURE 4.13 – Evolution du courant I_{qs}

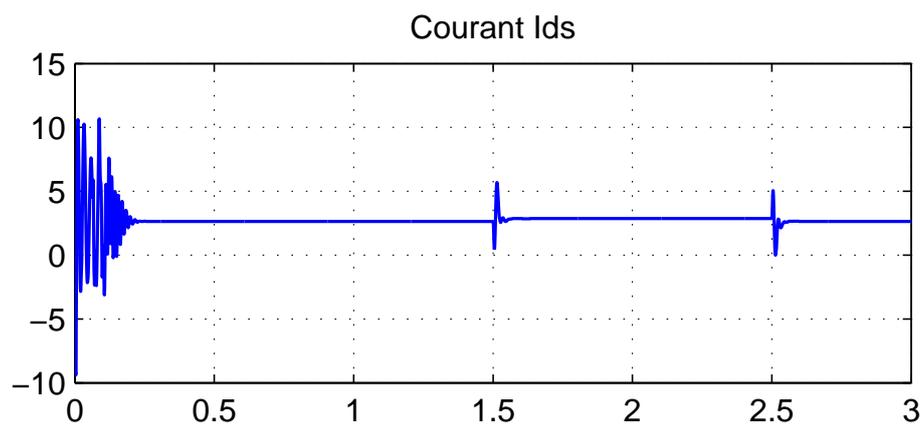


FIGURE 4.14 – Evolution du courant I_{ds}

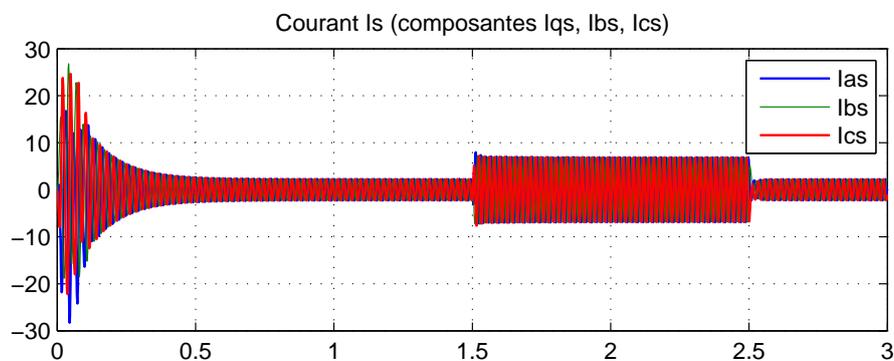


FIGURE 4.15 – Evolution du courant I_s

Les figures 4.16 et 4.17 représentent l'évolution des flux $flux - dr$ et $flux - qr$. Les flux rotoriques selon (d, q) augmentent et se stabilisent respectivement à -1.05 Wb et 0.1 Wb.

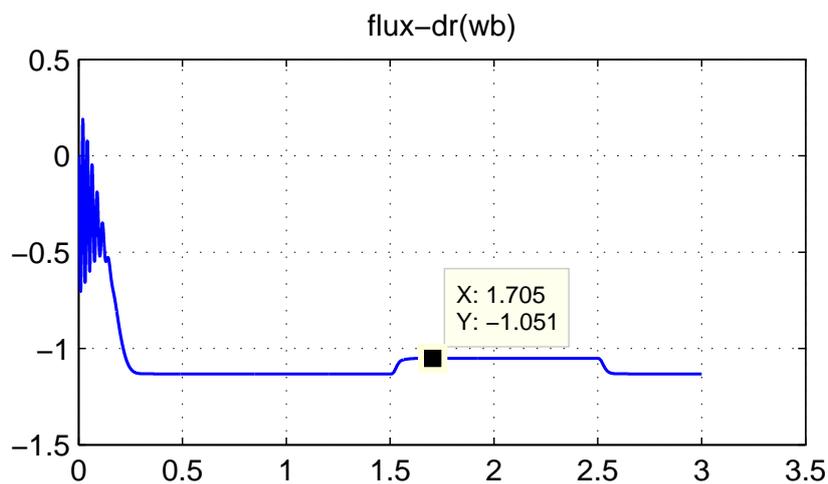


FIGURE 4.16 – Evolution du flux $flux - dr$

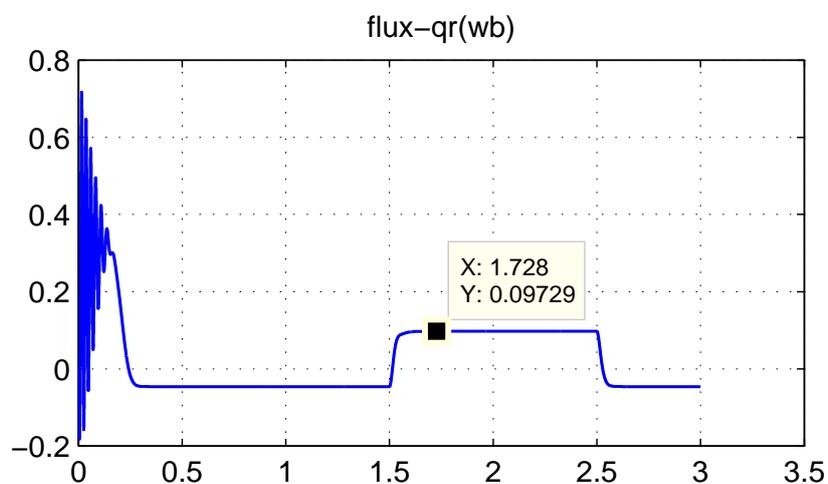


FIGURE 4.17 – Evolution du flux $flux - qr$

La figure 4.18 représente l'évolution le couple électromagnétique de la MAS. Sa valeur est de $11.2N.m$. Nous remarquons une ondulation du couple électromagnétique (figure 4.18) et du flux autour de la valeur de fonctionnement. Cette ondulation est présente à cause de

l'alimentation dont l'effet du couplage naturel de la machine asynchrone entre le couple et le flux crée des harmoniques d'ordre supérieure.

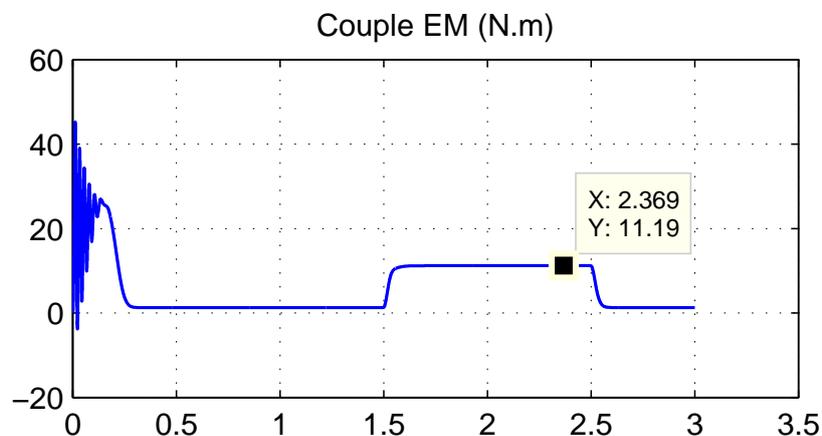


FIGURE 4.18 – Evolution du couple électromagnétique de la MAS

Les résultats obtenus montrent que la machine répond à un échelon de vitesse au bout de 0.5s. Le couple électromagnétique atteint la valeur maximale de $40.5N.m$ à $t = 0.02s$. A $t = 1.5s$, l'apparition du défaut engendre une augmentation au niveau du couple électromagnétique qui croît rapidement pour atteindre $11.2N.m$ pendant 1s et la chute de vitesse résultante est importante (1.33%).

Les flux rotoriques progressent d'une manière analogue à celle du couple électromagnétique pendant le régime transitoire, toutefois ils se stabilisent après un temps court de 0.6s pour atteindre sa valeur de référence durant le régime permanent avant de subir l'effet de l'occurrence du défaut.

Les courants statoriques observent un courant d'appel et puis durant le régime permanent, ils évoluent d'une façon sinusoïdale image du couple, ils ont la même forme de variation.

4.7 Diagnostic de la MAS

En considérant le modèle électrique de la MAS, les variables mesurables sont les courants de phase, les tensions de phase et la vitesse du rotor. Dans le fonctionnement requis par les standards, trois capteurs de courant sont implémentés. Le filtre de Kalman est utilisé pour l'estimation des courants et des flux dans le repère (d, q) ainsi que la vitesse de rotation mécanique Ω . Celle-ci peut être considérée comme un état en introduisant l'équation mécanique dans le système d'état ou comme un paramètre lorsque l'on suppose que sa dynamique est très lente par rapport aux dynamiques des grandeurs électriques. Dans notre cas, nous considérons le cas où la vitesse est considérée comme une variable d'état. Le vecteur d'état est alors étendu à la vitesse de rotation Ω .

Les courants, les flux et la vitesse $[\hat{I}_{ds}, \hat{I}_{qs}, \hat{\Phi}_{dr}, \hat{\Phi}_{qr}, \hat{\Omega}]$ représentent les variables d'état estimées et les tensions $[V_{ds}, V_{qs}]^T$ comme entrées et les sorties sont les deux composantes du courant statorique $[I_{ds}, I_{qs}]$:

$$[\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3, \hat{x}_4, \hat{x}_5] = [\hat{I}_{ds}, \hat{I}_{qs}, \hat{\Phi}_{dr}, \hat{\Phi}_{qr}, \hat{\Omega}]^T$$

$$\text{et } u = [V_{ds}, V_{qs}]^T$$

Les équations d'état de l'estimation de Kalman de la MAS dont les équations générales ont été présentées précédemment, s'écrivent dans le repère de Park (d, q) sous la forme donnée

par les équations(4.13).

$$\begin{aligned}
\dot{\hat{x}}_1 &= -\zeta\hat{x}_1 + \frac{K_1}{T_r}\hat{x}_3 + K_1p\hat{x}_5\hat{x}_4 + \frac{1}{\sigma L_s}V_{ds} \\
\dot{\hat{x}}_2 &= -\zeta\hat{x}_2 + \frac{K_1}{T_r}\hat{x}_4 - K_1p\hat{x}_5\hat{x}_3 + \frac{1}{\sigma L_s}V_{qs} \\
\dot{\hat{x}}_3 &= \frac{L_m}{T_r}\hat{x}_1 - \frac{1}{T_r}\hat{x}_3 - p\hat{x}_5\hat{x}_4 \\
\dot{\hat{x}}_4 &= \frac{L_m}{T_r}\hat{x}_2 - \frac{1}{T_r}\hat{x}_4 - p\hat{x}_5\hat{x}_3 \\
\dot{\hat{x}}_5 &= \mu(\hat{x}_3\hat{x}_2 - \hat{x}_4\hat{x}_1) - \frac{F}{J} - \frac{C_r}{J}
\end{aligned} \tag{4.13}$$

$$\zeta = \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{R_r L_m^2}{\sigma L_s L_r^2}, K_1 = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \text{ et } \mu = \frac{3pL_m}{2JL_r}$$

$L_m = M = 3/2M_{sr}$: Inductance cyclique mutuelle entre le rotor et le stator.

$T_r = L_r/R_r$: Constante du temps rotorique.

L'objectif est l'estimation des états dans un environnement stochastique par le filtre de Kalman étendu, des vecteurs de bruit d'état w et de mesure v sont ajoutés dans les équation d'état et de mesure respectivement. De plus, ce filtre exige la discrétisation du modèle en vue de son fonctionnement en temps réel sur les calculateurs numériques. Les équations (4.13) s'écrivent :

$$\begin{aligned}
\hat{x}(k+1) &= f(\hat{x}(k), u(k) + w(k) \\
y(k) &= h(k) + v(k)
\end{aligned} \tag{4.14}$$

Les matrices de linéarisation sont données par :

$$A_k = \frac{\zeta f(\hat{x}_k)}{\delta \hat{x}_k} \begin{bmatrix} 1 - T_e \zeta & 0 & T_e \frac{K_1}{T_r} & T_e p K_1 x_5 & T_e p K_1 x_4 \\ 0 & 1 - T_e \zeta & -T_e p K_1 x_5 & T_e \frac{K_1}{T_r} & -T_e p K_1 x_5 \\ T_e \frac{L_m}{T_r} & 0 & 1 - T_e \frac{1}{T_r} & -T_e p x_5 & -T_e p x_4 \\ 0 & T_e \frac{L_m}{T_r} & T_e p x_5 & 1 - T_e \frac{1}{T_r} & -T_e p x_3 \\ -T_e \mu x_4 & T_e \mu x_3 & T_e \mu x_2 & T_e \mu x_1 & 1 - T_e \frac{F}{J} \end{bmatrix} \tag{4.15}$$

$$H_k = \frac{\delta h(\hat{x}_k)}{\delta \hat{x}_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

La période d'échantillonnage T_e du filtre équivaut au pas de résolution ($T_e = 100\text{s}$). La figure 4.19 représente l'évolution de la vitesse Ω estimée.

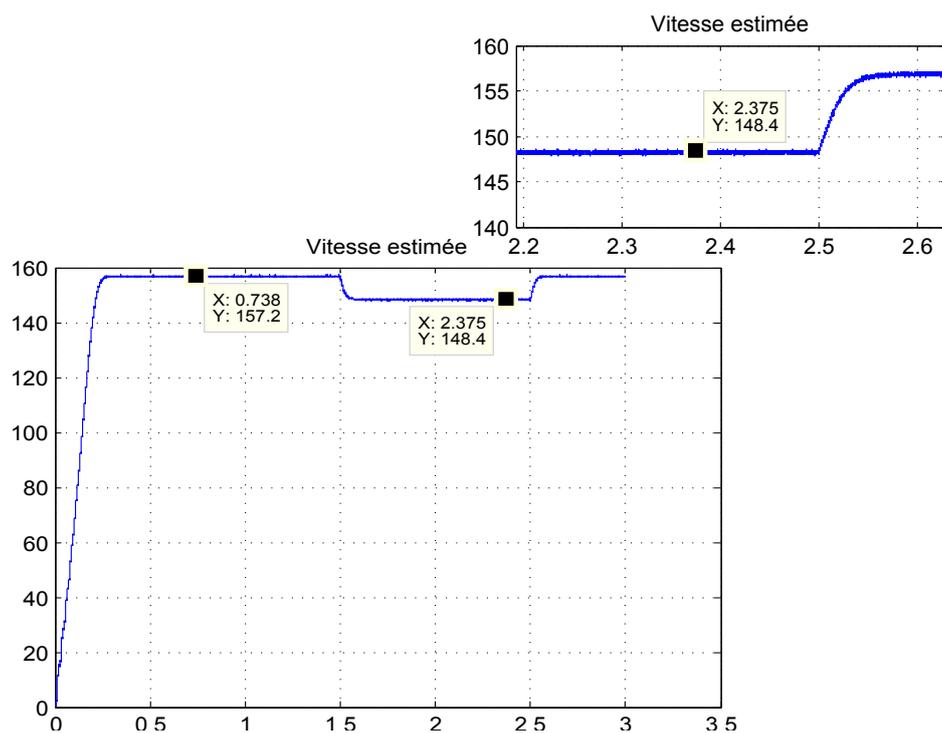


FIGURE 4.19 – *Vitesse estimée*

Les figures 4.20 représente l'évolution du courant statorique quadratique I_{qs} estimé. On remarque de faibles oscillations durant approximativement 0.15s qui correspond au régime transitoire qui pourrait être inhibé à l'entrée du bloc de diagnostic.

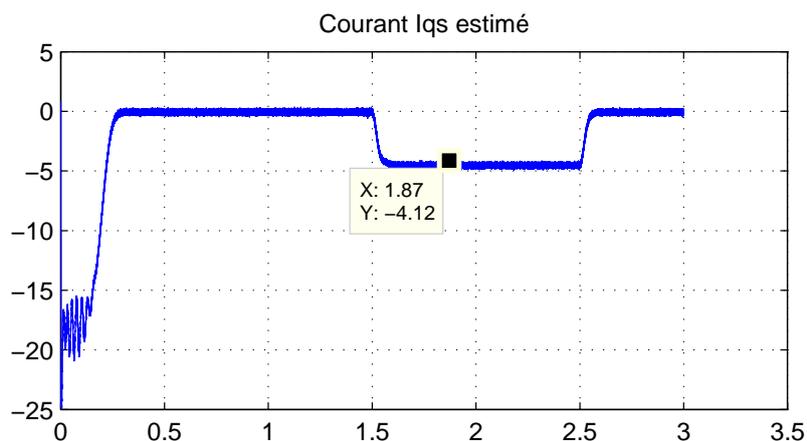


FIGURE 4.20 – Courant I_{qs} estimé

Le couple électromagnétique estimé est donné sur la figure 4.21

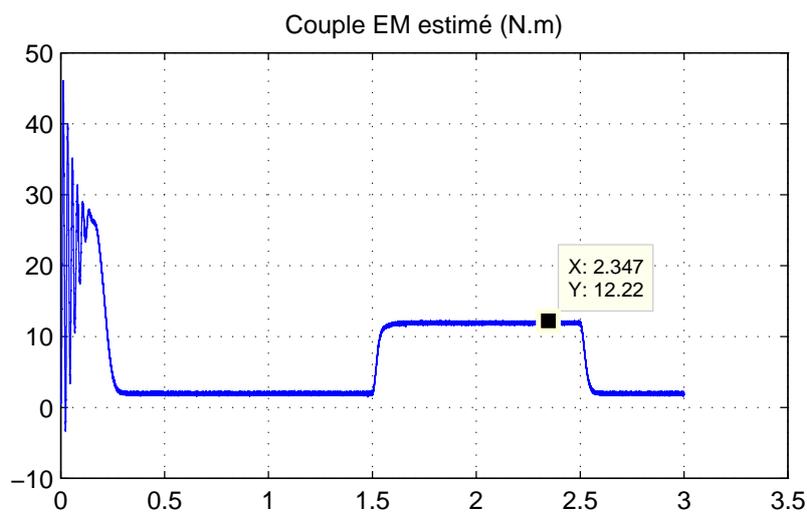


FIGURE 4.21 – Couple électromagnétique estimé

Le courant statorique quadratique I_{qs} donne, par la matrice de Park inverse P^{-1} , le courant I_{as} donné sur la figure 4.22 et la figure 4.23 représente les courants I_{as} réels et estimés.

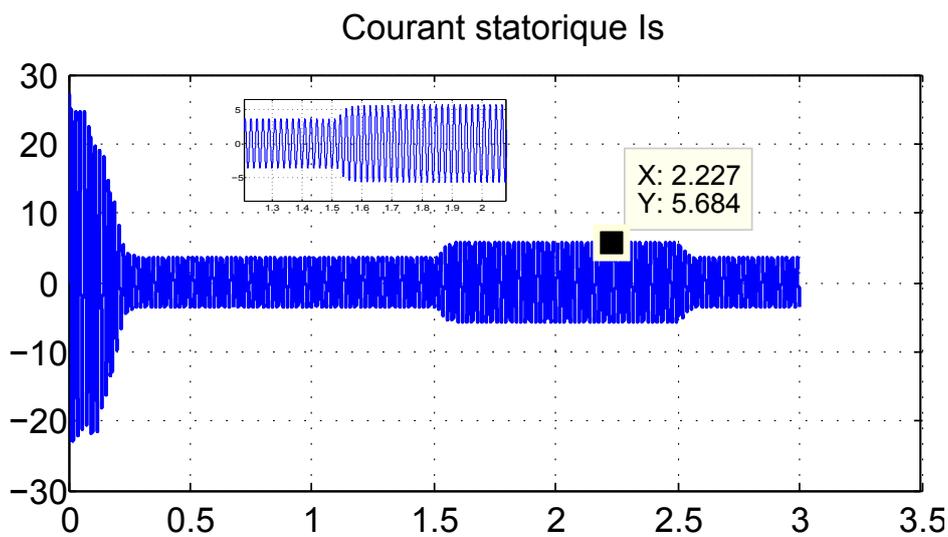


FIGURE 4.22 – Courant I_s estimé

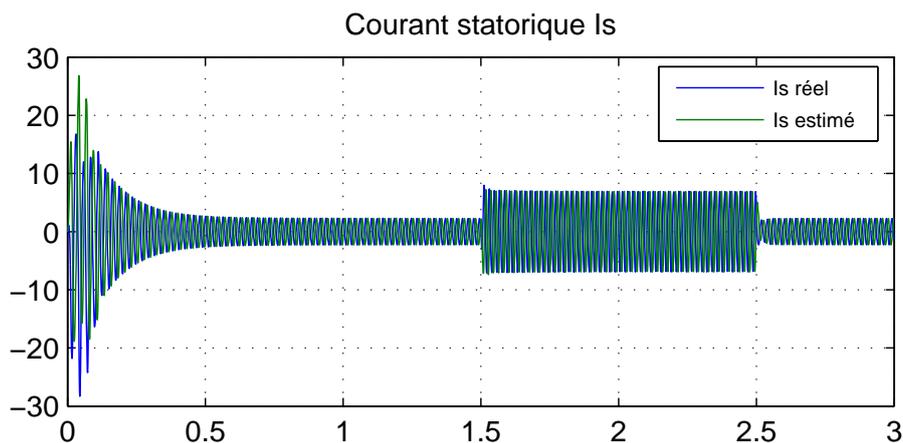


FIGURE 4.23 – Courant I_s réel et estimé

L'application de l'algorithme génère, avec une puissance maximale de référence de $9.5711e^{-04}$ les résidus donnés sur la courbe de la figure 4.24.

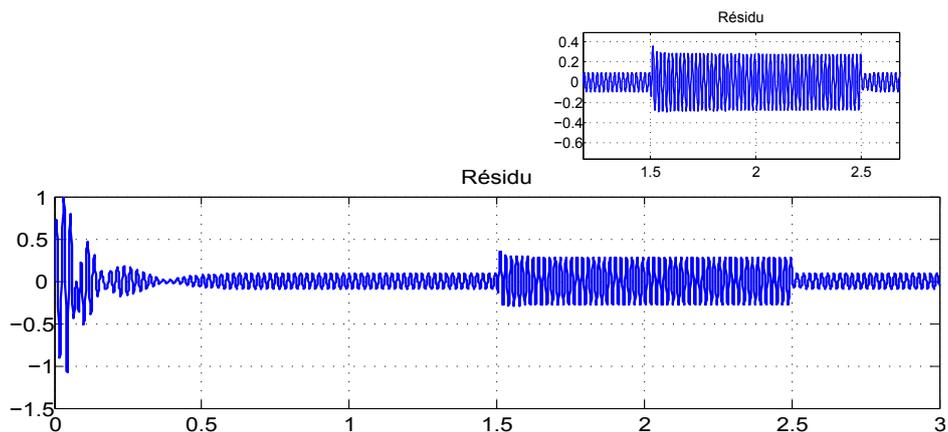


FIGURE 4.24 – Résidu du courant I_{as}

La puissance instantanée correspondante et l'indicateur sont donnés sur la figure 4.25.

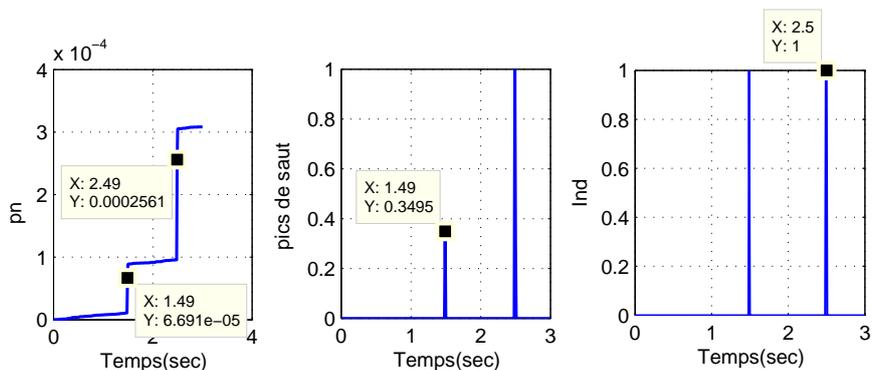
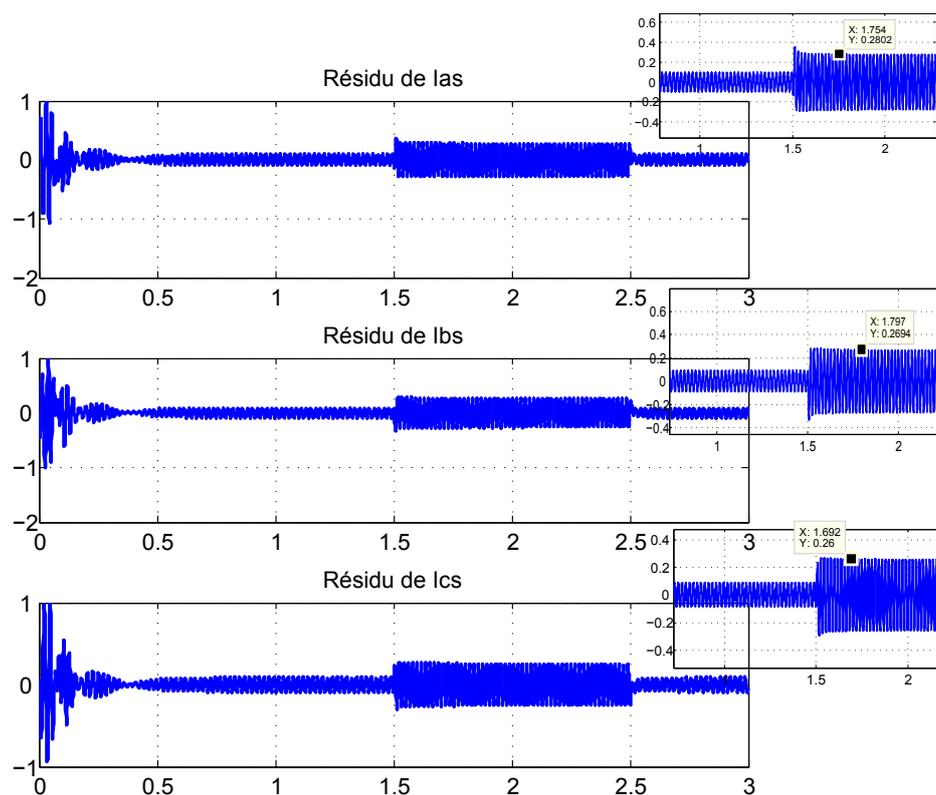


FIGURE 4.25 – Puissance instantanée "pn" et indicateur de défauts "Ind"

On note que l'indicateur est égal à 1, il indique la présence du défaut sur l'intervalle de son occurrence [1.5, 2.5]

FIGURE 4.26 – Résidus des composantes du courant I_{as} , I_{bs} , I_{cs}

La validation de la méthode de détection de défauts capteurs de courant est effectuée. La variation la plus importante est remarquée sur le premier résidu qui indique que le défaut de mesure affecte le capteur de la phase A.

Nous avons montré à travers l'exemple présenté, la pertinence de l'approche de synthèse proposée.

4.8 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les résultats obtenus dans le cas du diagnostic d'une machine asynchrone qui est un système non linéaire. Les résultats obtenus montrent que la technique de diagnostic proposée présente de gros avantages car s'appuyant directement sur

le filtre de Kalman étendu en présentant au filtre, un système linéarisé autour d'un point de fonctionnement déterminé par l'état et évoluant au cours du temps. Ce filtre a cependant, une faiblesse pour les systèmes présentant de fortes non-linéarités, la propagation de l'erreur s'effectuant de façon linéaire. Par ailleurs, l'EKF étant un estimateur basé sur un modèle, la performance de l'algorithme se dégrade à très basse vitesse.

COMMANDE TOLÉRANTE AUX FAUTES

SOMMAIRE

| | | |
|-------|--|-----|
| 5.1 | INTRODUCTION | 97 |
| 5.2 | COMMANDE VECTORIELLE ASSOCIÉE AU RÉGULATEUR PI | 97 |
| 5.3 | ÉLÉMENTS DE LA LOGIQUE FLOUE POUR LA COMMANDE | 100 |
| 5.3.1 | Ensembles et sous-ensembles flous | 101 |
| 5.3.2 | Variable linguistique | 103 |
| 5.3.3 | Univers de discours | 104 |
| 5.3.4 | Opérations sur les sous ensemble flous | 105 |
| 5.4 | PRINCIPE D'UNE STRUCTURE FLOUE | 106 |
| 5.4.1 | Base de connaissances | 107 |
| 5.4.2 | Fuzzification | 108 |
| 5.4.3 | Inférence floue | 108 |
| 5.4.4 | Défuzzification | 109 |
| 5.5 | SCHÉMA DU CONTRÔLEUR FLOU | 109 |
| 5.5.1 | Loi de commande | 111 |
| 5.5.2 | Implémentation du contrôleur flou | 111 |
| 5.5.3 | Fonctions d'appartenance | 112 |
| 5.5.4 | Méthode d'inférence | 113 |
| 5.5.5 | Règles de décision | 114 |
| 5.6 | RÉSULTATS ET ANALYSE | 115 |
| 5.6.1 | Commande floue avec occurrence d'un défaut | 115 |
| 5.6.2 | Commande floue avec inversion de la vitesse | 117 |
| 5.7 | ETUDE COMPARATIVE | 118 |
| 5.8 | CONCLUSION | 121 |

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la conception d'une commande tolérante aux fautes basée sur la logique floue qui peuvent survenir au cours du fonctionnement du système qui est dans notre cas la machine asynchrone, une étape très importante dans le diagnostic, appelée communément la reconfiguration. Pour pouvoir faire une étude comparative, nous présentons, dans un premier temps, la commande vectorielle-PI, ensuite nous exposerons la commande tolérante aux fautes basée sur la logique floue.

5.2 Commande vectorielle associée au régulateur PI

Schématiquement, la commande vectorielle-PI, appelée commande vectorielle indirecte, est représentée sur la figure 5.1. Elle se compose d'un régulateur de type PI qui permet de

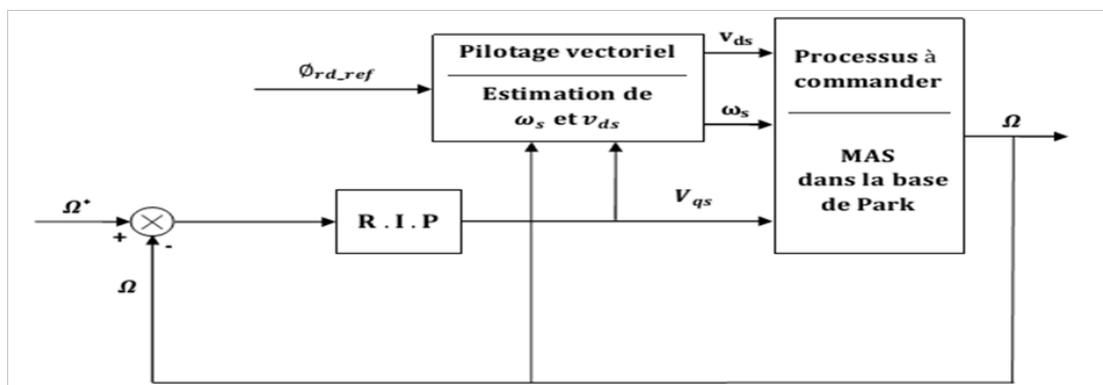


FIGURE 5.1 – Schéma de la commande vectorielle et PI dans la base de Park

déterminer la tension de référence V_{qs} et du bloc de pilotage vectoriel, développé dans le précédent chapitre, utilisé pour l'estimation des grandeurs ω_s et V_{ds} à partir de Ω et V_{qs} tel que :

- Le maintien du flux Φ_{dr} constant permet d'exprimer la tension V_{qs} par :

$$V_{qs} = \frac{R_s + L_s}{L_r R_r} + \sigma L_s \frac{d}{dt} I_{qs} + P \Omega \frac{L_s}{M} \Phi_{dr}$$

- La pulsation ω_s est estimée par l'équation :

$$\hat{\omega}_s = P \Omega + \frac{M R_r}{L_r \Phi_{dr-ref}} \hat{I}_{qs}$$

- Le courant I_{qs} est estimé, en négligeant la constante de temps électrique liée à l'inductance de fuite de l'axe q :

$$\hat{I}_{qs} = V_{qs} - P \Omega \frac{L_s}{M} \Phi_{dr-ref} R_s + \frac{L_s}{L_r} R_r$$

- Le flux est contrôlé par l'ajout dans le calcul de la tension V_{ds} d'un terme de découplage visant à annuler l'action de l'axe q sur l'axe d , par la relation :

$$V_{ds} = \frac{R_s}{M} \Phi_{dr-ref} - \hat{\omega}_s \sigma L_s \hat{I}_{qs}$$

Le schéma détaillé du régulateur PI est donné sur la figure 5.2.

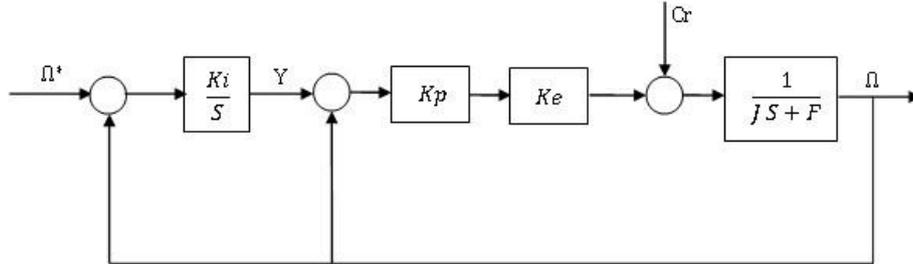


FIGURE 5.2 – Schéma détaillé du régulateur PI

Nous pouvons écrire les équations régissant le régulateur :

$$\Omega = [K_e K_p \left(\frac{K_i}{S} (\Omega^* - \Omega) - \Omega \right) - C_r] \frac{1}{J S + F}$$

Ce qui donne, sous forme canonique d'un système du second ordre :

$$\Omega = \frac{K_e K_p K_i / J}{S^2 + \frac{F - K_e K_p}{J} S + \frac{K_e K_p K_i}{J}} \Omega^* - \frac{S C_r / J}{B}$$

$$\text{Avec } B = S^2 + \frac{F - K_e K_p}{J} S + K_e K_p K_i / J$$

$$\text{Par identification, } 2\varepsilon\omega_n = \frac{F - K_e K_p}{J} \text{ et } \omega_n^2 = K_e K_p K_i / J$$

Les coefficients du régulateur PI sont donnés par $K_p = \frac{F - 2\varepsilon\omega_n J}{K_e}$ et $K_i = \frac{\omega_n^2 J}{K_p K_e}$ et les valeurs de ces coefficients sont déterminées par la connaissance des valeurs de la pulsation propre ω_n et du coefficient de frottement ε . Les valeurs numériques des coefficients PI sont $K_p = 9.25$ et $K_i = 6.25$ pour ($K_e = 3$, $w_s = 100 * \pi \text{rad/s}$ et $\Phi_{ref} = 0.7 \text{Wb}$).

Nous présentons l'évolution de la vitesse et du couple électromagnétique avec la commande vectorielle-PI, les autres caractéristiques seront présentées dans la section (5.4).

La figure 5.3 présente l'évolution de la vitesse avec la commande vectorielle-PI.

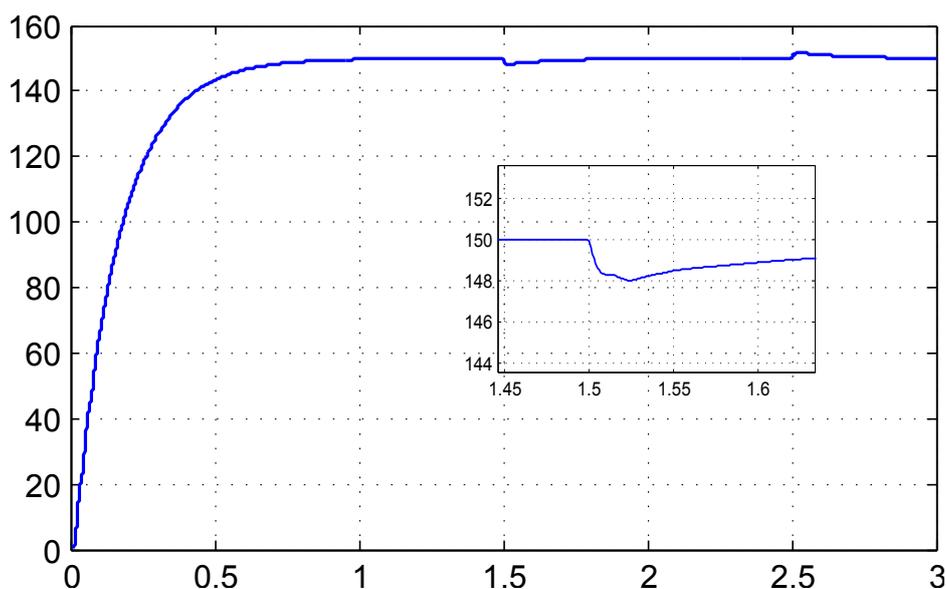


FIGURE 5.3 – Evolution de la vitesse (commande vectorielle-PI)

Contrairement aux résultats trouvés avec la commande vectorielle donnés au chapitre précédent, la vitesse, dans ce cas ne dépasse pas la valeur de référence et à l'occurrence du défaut, elle subit une dégradation moindre mais assez nette au début et à la fin de la durée de la présence du défaut pour reprendre après une durée de $1/2\text{s}$ sa valeur nominale.

Nous constatons une diminution des oscillations du flux en régime transitoire (figure ??).

La commande vectorielle étant basée sur le flux rotorique orienté afin d'annuler le Φ_{qr} , la figure 5.5 montre que le flux Φ_{qr} tend vers 0 pour présenter des pics d'ordre de $0.045Wb$ au début et à la fin de la présence du défaut.

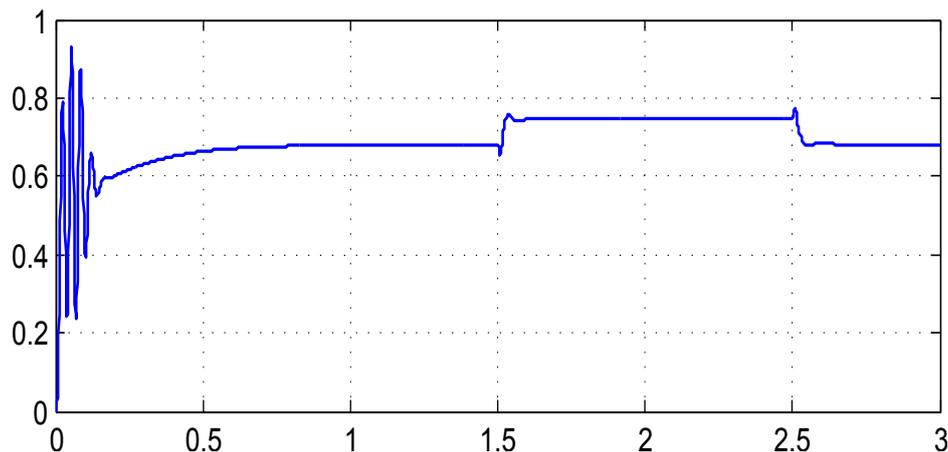


FIGURE 5.4 – Evolution du Φ_{dr} (commande vectorielle-PI)

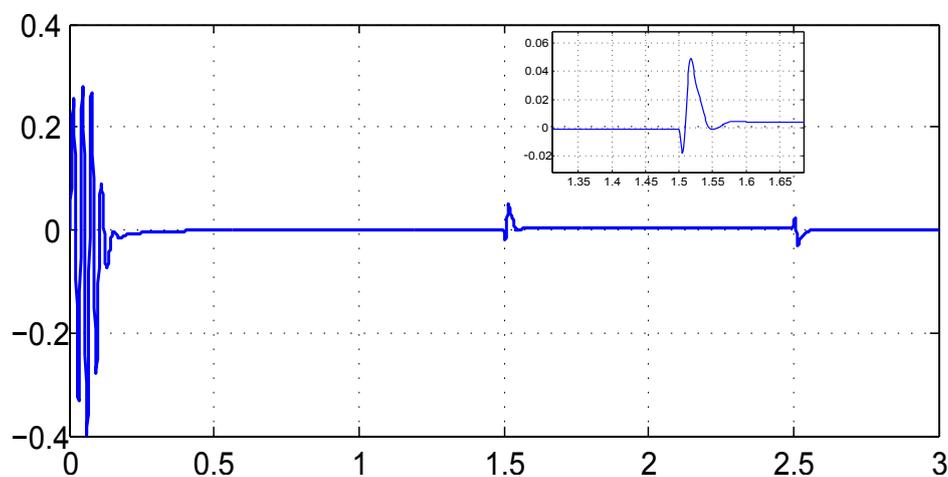


FIGURE 5.5 – Evolution du Φ_{qr} (commande vectorielle-PI)

5.3 Éléments de la logique floue pour la commande

Il convient d'utiliser la logique floue lorsque des imperfections entachent la connaissance dont nous disposons sur le système, lorsqu'une modélisation rigoureuse de celui-ci est assez

complexe, lorsque notre façon naturelle de l'aborder passe par une vue globale de certains de ses aspects [Hullermeier 2005] .

5.3.1 Ensembles et sous-ensembles flous

Appartenance partielle

La théorie des ensembles flous repose sur la notion d'appartenance partielle : chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou (figure 5.6) ne sont pas nets, mais flous ou graduels [MarieJoseph 2003] et [Casimir 2003].

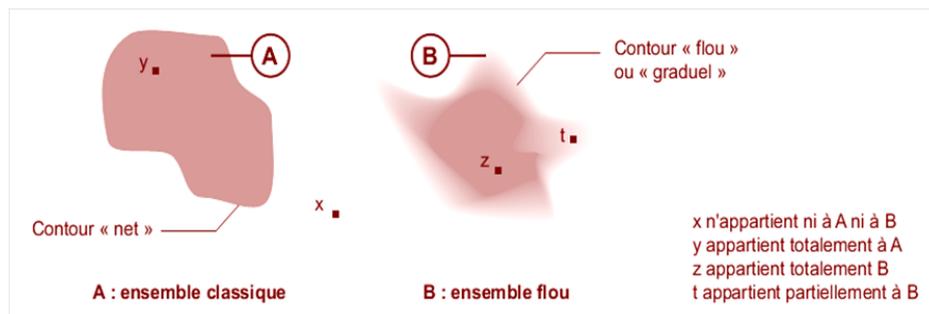


FIGURE 5.6 – Ensembles classique et flou

Ensembles flous

Un ensemble flou A d'un univers de discours U est un ensemble de couples :

$$A = \{(x, \mu_A(x) / x \in U)\}$$

Où μ_A est une application de U vers l'intervalle $[0, 1]$ qui à chaque valeur x de U associe un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ dans l'intervalle $[0, 1]$.

$$\mu_A : U \longrightarrow [0, 1]$$

$$x \longrightarrow \mu_A(x)$$

Sous-ensembles flous Le concept de sous-ensemble flou a été introduit pour éviter les passages brusques d'une classe à une autre (dans la classe noire à la classe blanche par exemple) et autoriser des éléments à n'appartenir complètement ni à l'une ni à l'autre, ou encore à appartenir partiellement à chacune (avec un fort degré à la classe noire et un faible degré à la classe blanche dans le cas du degré foncé). Les sous-ensembles flous constituent une extension des ensembles classiques.

Contrairement à l'algèbre booléenne qui associe à chacun des éléments la valeur 0 ou 1 [Hullermeier 2005], la théorie des sous-ensembles flous attribue un degré de confiance compris dans l'intervalle $[0, 1]$ à chacun de ses éléments. De par cette représentation, cette approche permet donc de modéliser une imprécision sur la connaissance des bornes d'un paramètre.

Fonction d'appartenance

Un ensemble flou est défini par sa fonction d'appartenance, qui correspond à la notion de fonction caractéristique en logique classique (figure 5.7).

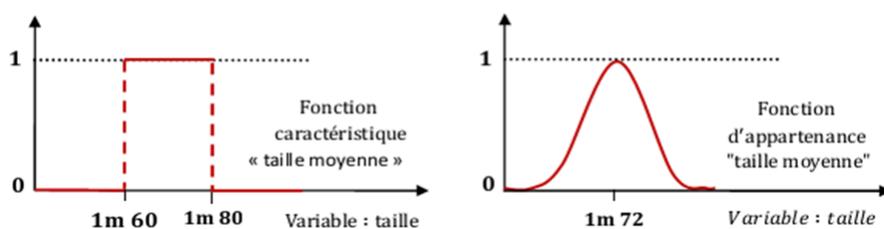


FIGURE 5.7 – Fonction caractéristique et fonction d'appartenance

Au lieu d'appartenir à l'ensemble "vrai" ou à l'ensemble "faux" de la logique binaire traditionnelle, la logique floue admet des degrés d'appartenance à un ensemble donné

[Dubuisson 1990] et [Dubuisson 2001]. Une valeur précise de la fonction d'appartenance liée à une valeur de la variable est notée μ et appelée "facteur d'appartenance". La fonction d'appartenance décrivant un sous-ensemble flou est caractérisée par quatre propriétés :

Le type Le type est la forme du nombre flou qui peut être triangulaire, trapézoïdale, gaussienne ou sigmoïdale.

Noyau Le noyau d'un sous-ensemble flou A de X , noté $Noy(A)$, est l'ensemble de tous les éléments qui lui appartiennent totalement :

$$Noy(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) = 1\} \quad (5.1)$$

Support Le support d'un sous-ensemble flou A de X , noté $Supp(A)$, est l'ensemble de tous les éléments qui appartiennent au moins un peu :

$$Supp(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) > 0\} \quad (5.2)$$

Hauteur La hauteur d'un sous-ensemble flou A de X , noté $h(A)$, est la valeur maximale atteinte sur le support de A :

$$h(A) = \sup \mu_A(x) \quad (5.3)$$

On dira alors qu'un sous-ensemble flou est normalisé si sa hauteur $h(A)$ est égale à 1.

5.3.2 Variable linguistique

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en général des expressions floues comme :

- Quelques, beaucoup, souvent.
- Chaud, froid, rapide, lent.
- Grand, petit, etc.

La variable linguistique est représentée par un triplet (V, X, T_v) , dans lequel V est une variable (la vitesse, la température...) définie sur un ensemble de référence X , sa valeur peut être n'importe quel élément de X , nous désignons par $T_v(A_1, A_2, A_3, \dots)$ un ensemble, fini ou infini, de sous ensemble flous de X , qui sont utilisés pour caractériser V .

Afin de permettre un traitement numérique, il est indispensable de les soumettre à une définition à l'aide d'une variable linguistique. Les termes sont des mots ou des expressions vagues du langage naturel comme (lente, moyenne, rapide) où chaque terme est caractérisé par un ensemble flou.

5.3.3 Univers de discours

Soit θ la variable linguistique, l'univers de discours est défini comme le domaine de variable linguistique, il couvrira par conséquent l'ensemble des valeurs prises par cette variable (figure 5.8). La variable X décrite par un certain nombre de mots ici, par exemple "Chaude", "Froide", "Tiède". Chaque terme est modélisé par un ensemble flou et donc par une fonction d'appartenance.

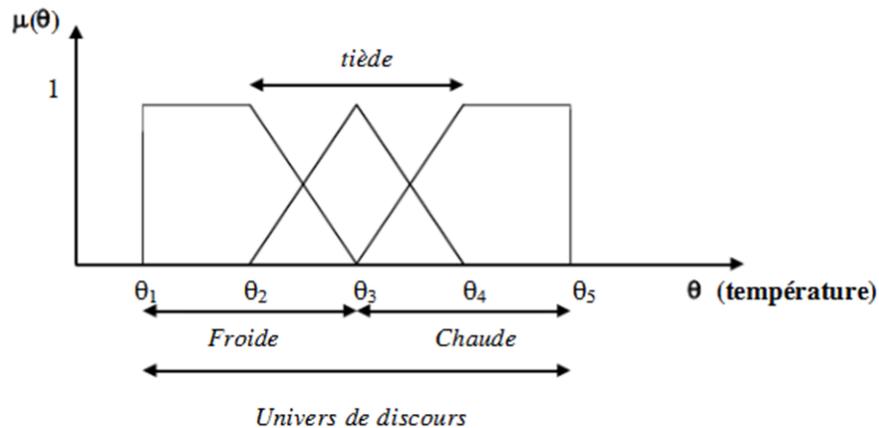


FIGURE 5.8 – Univers de discours et variable linguistique

5.3.4 Opérations sur les sous ensemble flous

Supposons que A et B sont deux sous-ensembles flous définis dans un univers de discours U par les fonctions d'appartenance μ_A et μ_B . On peut définir des opérations ensemblistes telles que l'égalité, l'inclusion, l'intersection, l'union, le complément, le produit cartésien et la projection grâce à des opérations sur les fonctions d'appartenance.

Egalité A et B sont dits égaux, propriété que l'on note $A = B$, si leurs fonctions d'appartenance prennent la même valeur en tout point de U

$$\forall x \in X, \mu_A(x) = \mu_B(x)$$

Inclusion A est dit inclus dans B , propriété que l'on note $A \subset B$, si tout élément x de A appartient à B :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

Intersection L'intersection de A et B , que l'on note $A \cap B$, est le sous - ensemble flou constitué des éléments de U affectés du plus petit des deux degrés d'appartenance μ_A et μ_B

$$\forall x \in X, \mu_{(A \cap B)}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x)$$

Union L'union de A et B , que l'on note $A \cup B$, est le sous - ensemble flou constitué des éléments de U affectés du plus grand des deux degrés d'appartenance μ_A et μ_B

$$\forall x \in X, \mu_{(A \cup B)}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x)$$

Complément Le complément de A est le sous - ensemble flou de U constitué des éléments x lui appartenant d'autant plus qu'ils appartiennent à A

$$\forall x \in X \mu_{(A^c)}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

5.4 Principe d'une structure floue

Le contrôle des systèmes fait apparaître deux types d'informations :

- Des informations numériques obtenues par les mesures des capteurs.
- Des informations linguistiques obtenues par les experts humains.

Le contrôle flou utilise la logique floue comme une démarche qui peut couvrir la stratégie du contrôle linguistique. Elle est souvent associée à la notion de régulateur et plus particulièrement de régulateur flou (en anglais Fuzzy Logic Controller ou FLC). Il est intégré dans la partie qui gère les données de commandes et de contrôle de la partie opérative du système.

Le principe de la structure floue est donné par la figure 5.9

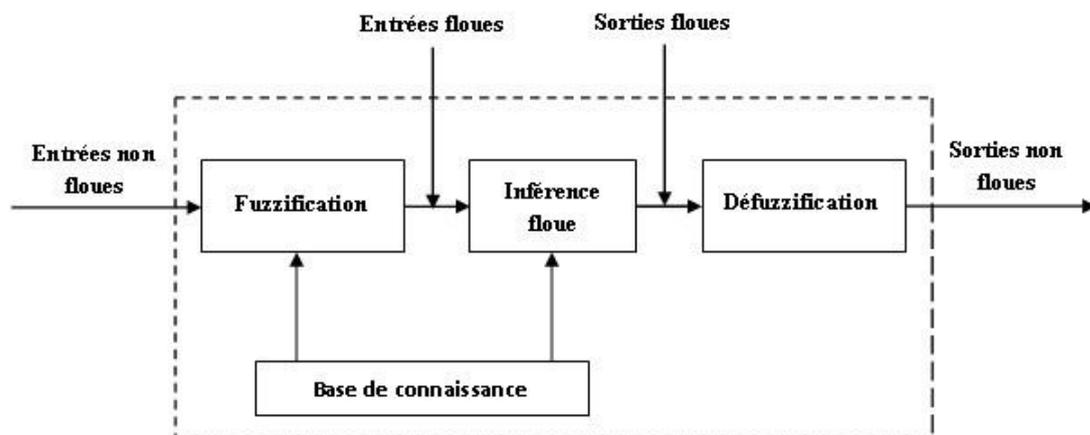


FIGURE 5.9 – Principe d'une structure floue

5.4.1 Base de connaissances

Elle contient les définitions des fonctions d'appartenance (formes et paramètres) associées aux variables d'entrée/sortie ainsi que l'ensemble des règles floues. Le problème initial est alors décomposé en un ensemble de règles, de la forme :

"SI variable EST propriété, ALORS action"

Qui définit la réponse désirée du système en sortie pour les conditions d'entrée du système. Le nombre et la complexité des règles dépendent du nombre de paramètres d'entrée qui doivent être utilisés et du nombre de variables floues associées à chaque paramètre. Réussir la construction d'une base de données revient à déterminer des phases importantes telles que :

- Discrétisation d'un univers de discours.
- Normalisation d'un univers de discours.
- Choix des fonctions d'appartenances d'un ensemble flou.
- Partition des espaces d'entrée et de sortie.

5.4.2 Fuzzification

La fuzzification est le premier traitement qui entre en compte dans la structure. Durant cette phase, les informations issues du système sont tout d'abord normalisées. Ensuite, les données normalisées sont transformées en qualifications linguistiques.

Les entrées dans un système flou sont en général, mesurées à l'aide d'organes de mesures qui sont le plus souvent de type analogique. Etant donné que, l'implémentation du système flou se fait toujours en numérique, il convient de convertir les entrées analogiques en numérique, puis procéder à la fuzzification. L'adaptation des entrées permet de garantir l'appartenance de celles-ci à l'univers de discours choisi. La dernière étape de fuzzification est la génération des degrés d'appartenance à chaque valeur linguistique définie par sa fonction d'appartenance.

5.4.3 Inférence floue

Considéré comme le "cerveau", cette partie permet de lier les degrés d'appartenance des fonctions d'appartenance d'entrée aux fonctions d'appartenance de sortie. Le degré d'appartenance de la fonction de sortie peut être calculé par l'une des méthodes d'inférence suivantes :

- Méthode d'inférence Max - Min de MAMDANI
- Méthode d'inférence Max - Prod de LARSEN
- Méthode d'inférence Somme - Prod de ZADEH

5.4.4 Défuzzification

Cette étape consiste à réaliser l'opération inverse de la fuzzification, c'est-à-dire, obtenir une valeur physique de la sortie à partir des valeurs floues obtenues. Elle consiste à transformer l'ensemble flou de sortie résultant de l'agrégation des règles en une grandeur de commande déterministe et précise à appliquer au processus. Cette opération est réalisée en deux étapes :

- Défuzzification par calcul du centre de gravité (barycentre).
- Défuzzification par calcul du maximum.

La méthode de défuzzification par le centre de gravité, est la méthode la plus utilisée en commande floue du fait qu'elle fournit intuitivement la valeur la plus représentative de l'ensemble flou issu de l'agrégation des règles

5.5 Schéma du contrôleur flou

Comme nous l'avons introduit, nous adoptons le schéma de la commande floue associée à la commande par flux orienté ou commande vectorielle donné sur la figure 5.10. Le ré-

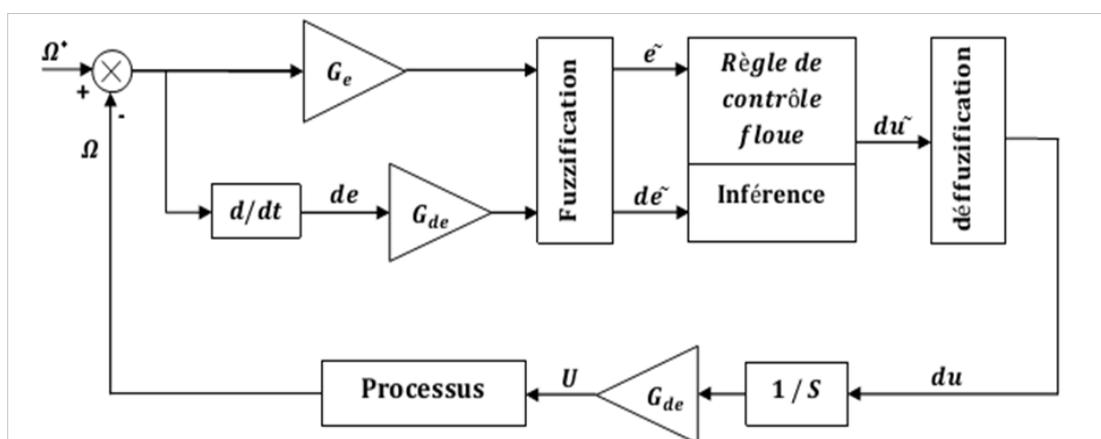


FIGURE 5.10 – Schéma bloc de boucle de régulation du contrôleur flou

gulateur proposé comprend un bloc de fuzzification de l'erreur et de la variation de l'erreur, un bloc de calcul de variation de l'erreur au cours du temps. Des facteurs d'échelle associés à l'erreur, à sa variation et à la variation de la commande, un bloc de défuzzification de la variation de la commande et des règles de contrôle flou et d'un bloc intégrateur.

Le diagramme fonctionnel de la commande tolérante aux fautes est donné sur la figure A.4, le bloc "Park direct" permet de calculer les composantes de Park du réseau de tension.

"Park inverse" permet de reconstituer les courants absorbés par le moteur à partir de ses composantes de Park. " L'intégrateur" permet d'obtenir θ_s à partir de l'intégrateur de ω_s .

Dans le cas de la régulation de vitesse de la machine asynchrone, on a besoin de l'erreur ($e = \Omega^* - \Omega$) avec (Ω^* : vitesse de référence) et de la dérivée de l'erreur (de) et parfois de l'intégral de l'erreur. La sortie du régulateur " du " peut être la variation du couple (dCe), soit la variation du courant (dI_{qs}) ou alors la variation de la tension (dV_{qs}) calibrées par des gains.

Le contrôleur prend sa place dans la chaîne de régulation de la même façon qu'un régulateur classique. Il possède deux entrées (e et de) et une sortie (dV_{qs}) où chacune des entrées est calibrée par un gain assurant que les grandeurs mesurées resteront dans l'univers de discours. Cela permet aussi de donner plus d'importance à une entrée qu'à une autre. Le calibrage est renforcé par une saturation pour éviter tout dépassement. La sortie est, à son tour aussi, calibrée pour lui permettre de varier dans le domaine accepté par le système. Les différents gains sont ajustés lors des simulations pour un meilleur résultat.

5.5.1 Loi de commande

La loi de commande dépend des entrées du régulateur, donc de l'erreur et de sa variation, telle que $u = f(e, de)$. De ce fait, l'activation de l'ensemble des règles de décision associées permet l'ajustement de la commande. La variation de la commande est obtenue par la lecture de la table de décision. La forme générale de la loi de commande discrète est donnée par :

$$u(k+1) = u(k) + G_{du}\delta u(K+1).$$

Où : δu : Variation de la commande

G_{du} : Gain associé à la commande u

Le gain G_{du} est choisi faible pour assurer la stabilité du système.

5.5.2 Implémentation du contrôleur flou

Le contrôleur flou développé utilise la structure proposée par MAMDANI. La détermination de la valeur réelle du signal de commande peut être obtenue en passant par les étapes suivantes :

- Calcul de la présente erreur et de sa variation au cours du temps :

e = Référence-sortie du processus

$$de = \frac{d(e)}{dt}$$

- Normalisation de l'erreur et de sa variation à l'aide des facteurs d'échelles ou gains correspondants :

$$e^* = e.G_e$$

$$de^* = de.G_{de}$$

- La fuzzification des valeurs obtenues en variables floues.

- Lecture de niveau de quantification de la variation de la commande dans la table de décision.
 - Défuzzification du niveau obtenu en valeur numérique normalisée de la variation de la commande.
 - Calcul de la commande à appliquer à l'entrée du processus suivant un gain correspondant.
- G_e , G_{de} , G_{du} : sont les gains d'adaptation et de normalisation. Leurs rôles est important dans le réglage par logique floue, puisque c'est eux qui fixeront les performances de la commande.

5.5.3 Fonctions d'appartenance

L'intervalle d'intérêt de chaque variable d'entrée et de sortie est subdivisé en sept classes. A chaque classe, est associée une fonction d'appartenance. Ces fonctions d'appartenance sont données sur la figure 5.11, la figure 5.12 et la figure 5.13.

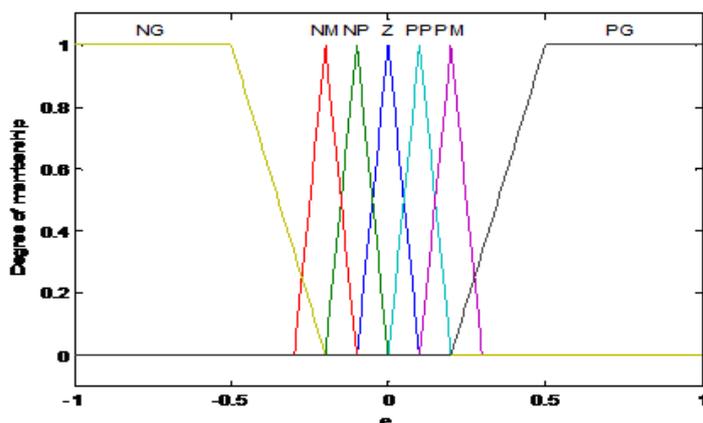


FIGURE 5.11 – Fonction d'appartenance de l'entrée "e"

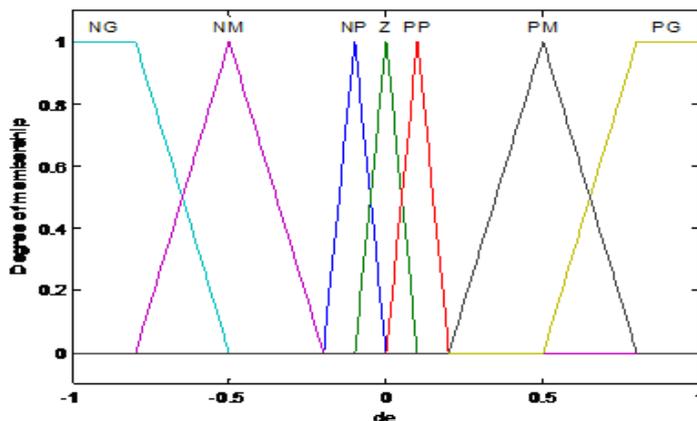


FIGURE 5.12 – Fonction d'appartenance de l'entrée "de"

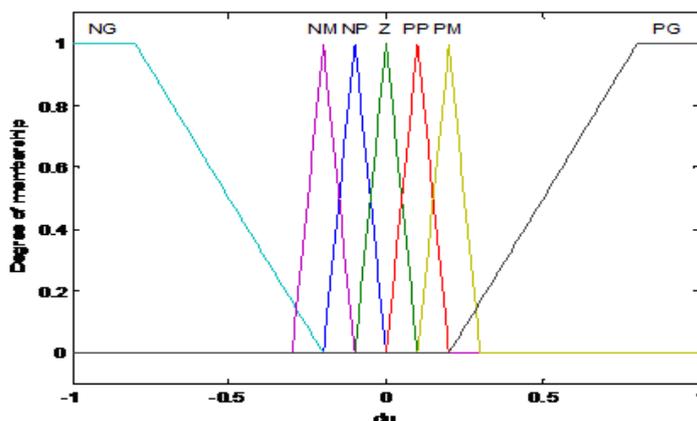


FIGURE 5.13 – Fonction d'appartenance de la sortie "du"

5.5.4 Méthode d'inférence

Pour la méthode d'inférence, le choix s'est portée sur la méthode Max-Min de MAM-DANI en raison de ses avantages. Pour la méthode de défuzzification, la méthode du centre de gravité nous parait la plus adaptée dans ce cas. Ces méthodes sont citées succinctement en annexe.

5.5.5 Règles de décision

Les règles décisionnelles se composent de paires situation/action de la forme :

Si e est A ET de est B , Alors du est C .

Cet ensemble de règles devrait regrouper toutes les situations possibles du système évaluées pour les différentes valeurs attribuées aux entrées e et de et toutes les valeurs correspondantes de du . Les règles de la commande s'écrivent, par exemple :

Si (e est NG) ET (de est NP) Alors du est NG

Si (e est PG) ET (de est NG) Alors du est Z

La table de décision basée sur les règles de MAC VICAR-WHELAN est donnée sur la table 5.14. Cette base de règles est organisée sous forme d'une table d'inférence diago-

| e \ de | NG | NM | NP | Z | PP | PM | PG |
|--------|----|----|----|----|----|----|----|
| NG | NG | NG | NG | NG | NG | NG | Z |
| NM | NG | NG | NM | NP | NP | Z | PG |
| NP | NM | NM | NP | NP | Z | PP | PP |
| Z | NG | NG | NP | Z | PP | PG | PG |
| PP | NP | NP | Z | PP | PP | PM | PM |
| PM | NP | Z | PP | PP | PM | PM | PG |
| PG | Z | PP | PP | PM | PM | PG | PG |

FIGURE 5.14 – Table de décision : règles d'inférence

nale symétrique, on peut la déduire par exemple suivant une analyse temporelle qui consiste à comparer la réponse du système à la consigne en fonction des objectifs fixés en boucle fermée.

5.6 Résultats et analyse

Dans ce qui suit, nous allons donner les principaux résultats obtenus avec la commande floue associée à la commande vectorielle. Ainsi, nous avons considéré la réponse de la MAS à une consigne de 150rad/s avec occurrence d'un défaut additif après 1.5s du démarrage pendant 1s. L'évolution de la vitesse et les variations des caractéristiques de la MAS sont données et analysées. Ensuite, une étude comportementale a été envisagée dans le cas d'une inversion du sens de la vitesse.

Lors du fonctionnement de la machine, plusieurs paramètres de cette dernière sont soumis à des variations qui peuvent être dûes à la saturation ou à l'échauffement. Ces variations peuvent atteindre 50% dans le cas des grandeurs électriques (R_s, R_r, L_s, L_r) et jusqu'à 100% dans le cas de l'inertie J .

5.6.1 Commande floue avec occurrence d'un défaut

La figure 5.15 représente la vitesse. Nous relevons une suite parfaite de la vitesse de référence, une insensibilité et rejet rapide de la perturbation (0.88%).

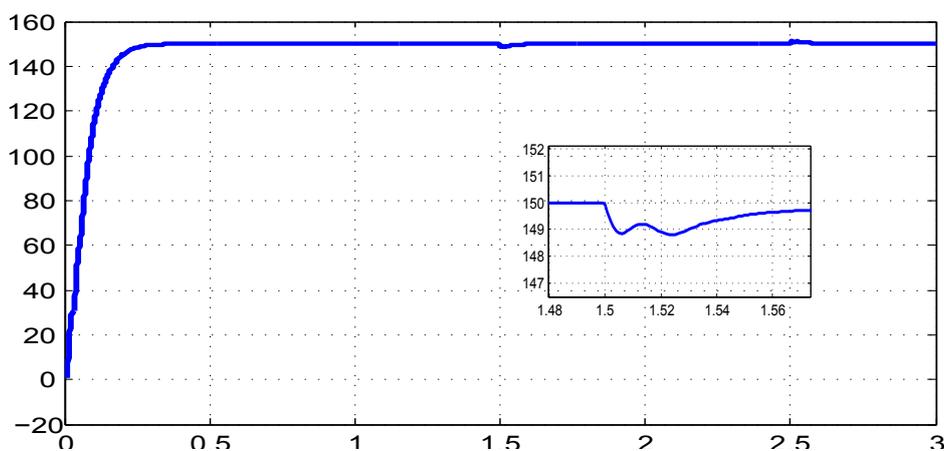


FIGURE 5.15 – Evolution de la vitesse de la MAS

Le flux Φ_{dr} rotorique dépasse de peu sa valeur nominale et s'établit après pour reprendre sa valeur de référence et le flux Φ_{qr} reprend quasiment parfaitement sa valeur nulle durant le temps d'occurrence du défaut.

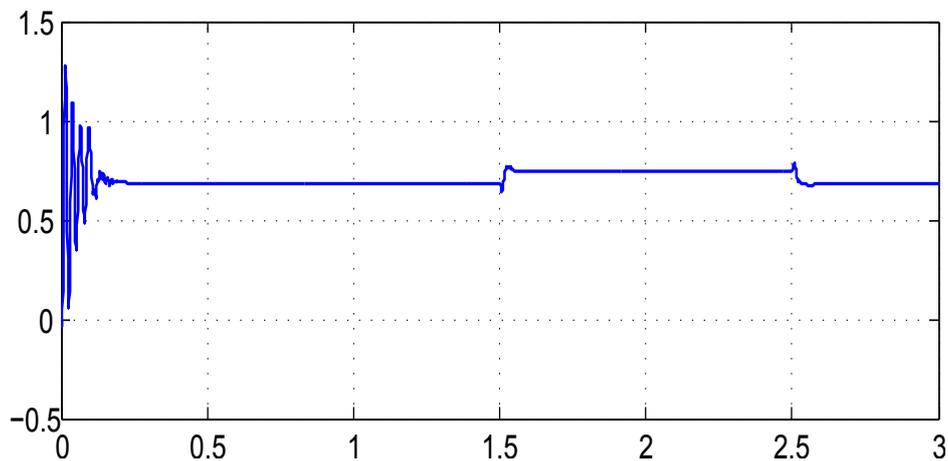


FIGURE 5.16 – Evolution du flux – dr

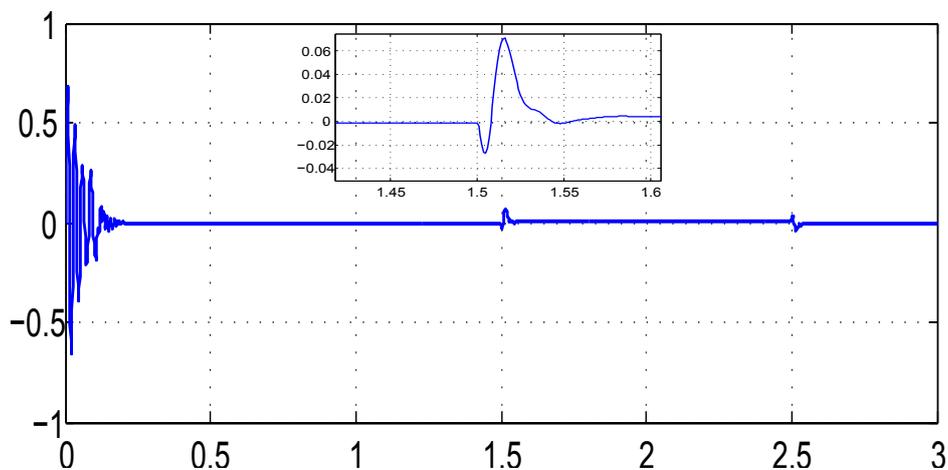


FIGURE 5.17 – Evolution du flux – qr

Comparativement aux résultats obtenus avec la commande vectorielle traitée dans le précédent chapitre, la commande floue-vectorielle a bien détecté et corrigé l'écart de comportement du système, une dérive par rapport au comportement normal.

5.6.2 Commande floue avec inversion de la vitesse

Les figures 5.18, 5.19 et 5.20 représentent l'évolution des caractéristiques de la MAS sur laquelle est appliquée une inversion de la vitesse de rotation après 1s du démarrage.

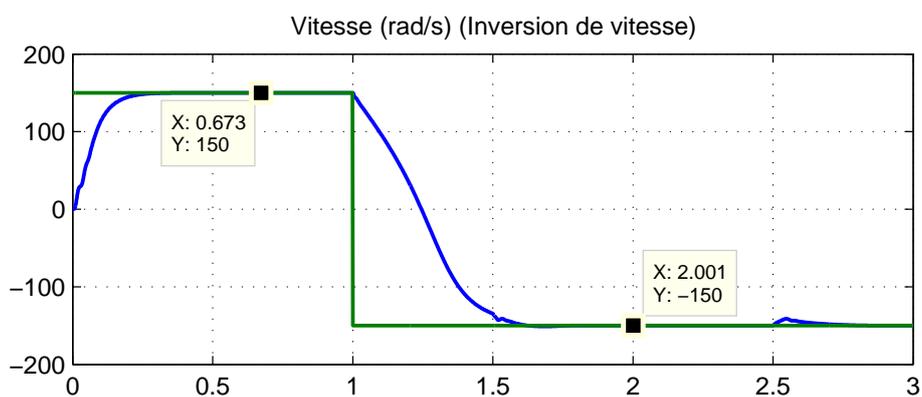


FIGURE 5.18 – Evolution de la vitesse de la MAS

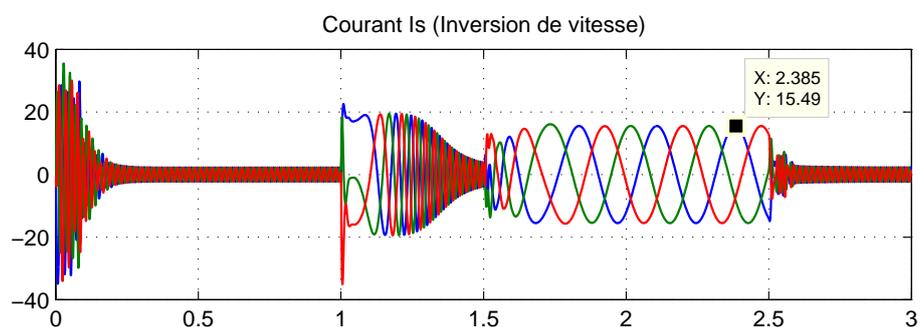


FIGURE 5.19 – Evolution du courant statorique I_s

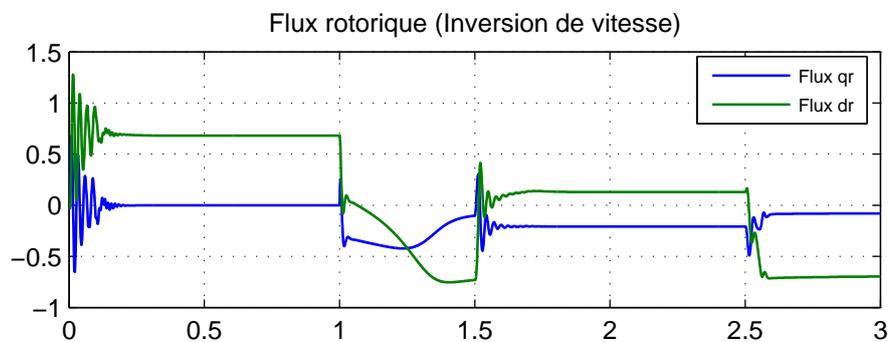


FIGURE 5.20 – Evolution du flux – d_r

La vitesse présente un bon suivi de la consigne, le courant I_{qs} ne présente pas de dépassement dangereux lors de cette inversion, les deux composantes du flux rotorique ne sont pas influencées également.

5.7 Etude comparative

Les figures 5.21, 5.22, 5.23 et 5.25 montrent la différence entre la commande vectorielle-PI et vectorielle-logique floue à une consigne de 150rad/s avec occurrence de défaut après 1.5s du démarrage pendant 1s. En rouge nous avons présenté les résultats de la commande par régulateur Flou et en bleu par régulateur PI.

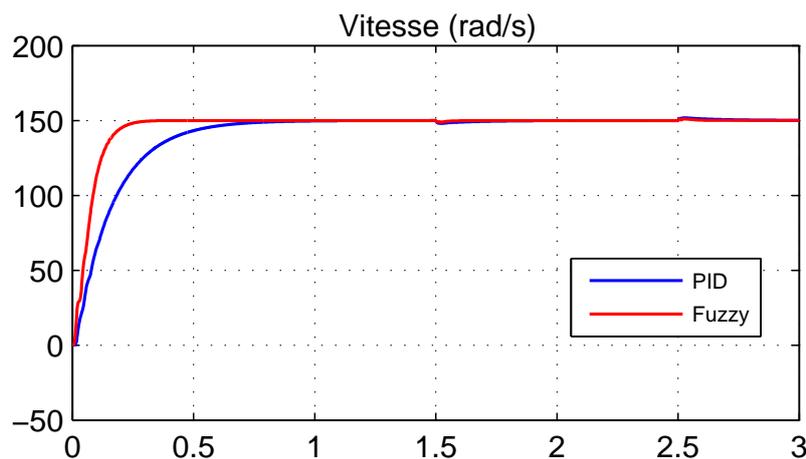


FIGURE 5.21 – Evolution de la vitesse de la MAS (Floue/PI)

Les résultats montrent que le régulateur flou est plus rapide par rapport au régulateur (PI). Cette différence est due au fait que le temps de réponse du régulateur PI est déterminé par sa conception, il arrive toujours à sa première montée à rattraper 95% de sa valeur de référence dans le temps de régulation, si ce temps est rapide par rapport à la machine, nous remarquons un dépassement.

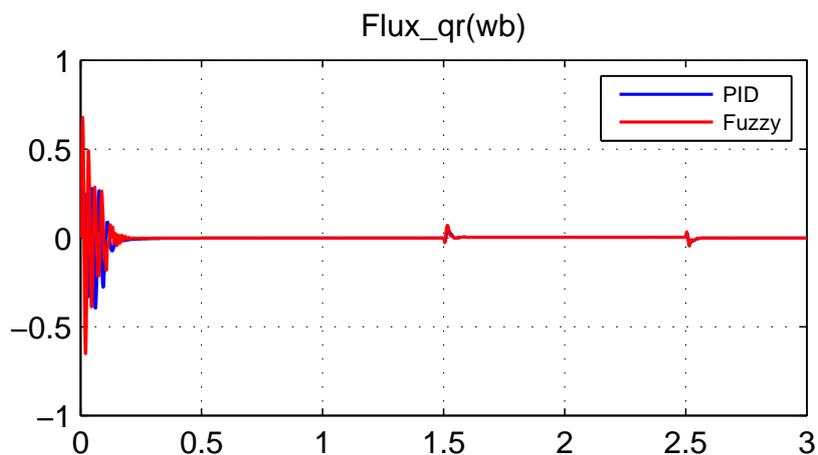


FIGURE 5.22 – Evolution du flux Φ_{qr} de la MAS (Floue/PI)

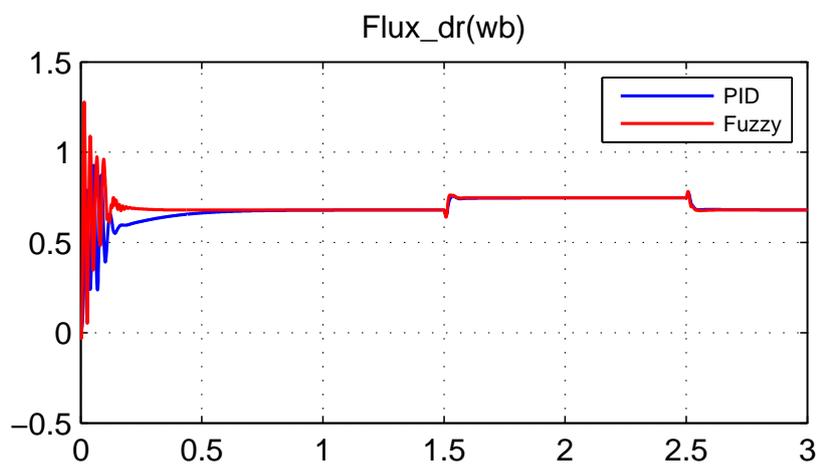


FIGURE 5.23 – Evolution du flux Φ_{dr} de la MAS(Floue/PI)

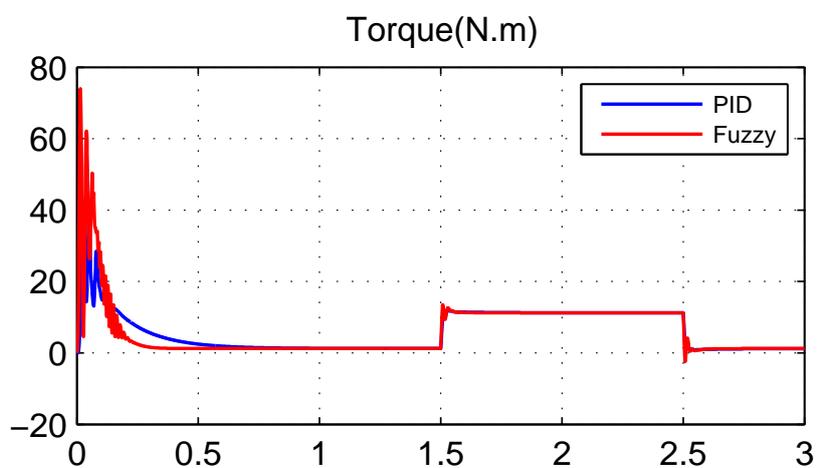


FIGURE 5.24 – Evolution du couple électromagnétique (Floue/PI)

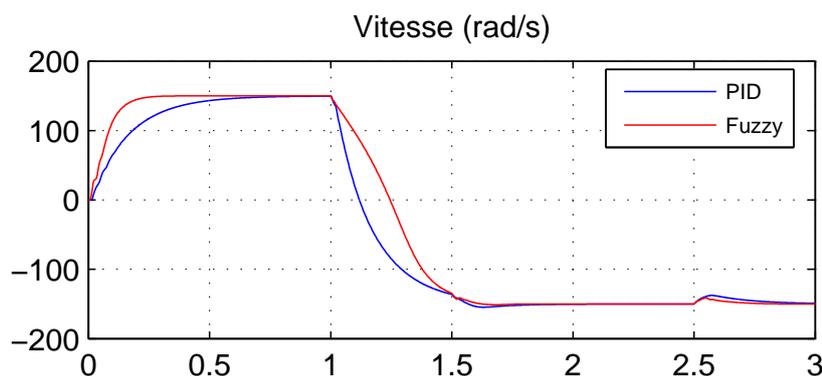


FIGURE 5.25 – Evolution de la vitesse de la MAS (Floue/PI)

Le régulateur flou, par contre, trouve à chaque fois un temps de réponse différent, parce que , ce temps n'est pas déterminé dans sa conception et le dépassement est toujours acceptable.

Le régulateur flou améliore la robustesse de la commande vectorielle vis à vis des défauts. La stratégie de commande avec la logique floue appliquée à la MAS où les résultats de simulation ont prouvé l'efficacité de la commande du système en améliorant les performances exigées dont :

- Un temps de montée appréciable.
- Un dépassement négligeable.
- Une bonne poursuite de la consigne.
- Le rejet de la perturbation
- La rapidité d'inversion du sens de rotation

Les résultats montrent que les erreurs convergent vers des valeurs statiques négligeables qui donnent de bons résultats de commande. Par ailleurs, La commande floue permet d'améliorer grandement le comportement et l'efficacité de la commande vectorielle et ainsi obtenir un entraînement à vitesse variable.

5.8 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les résultats obtenus en appliquant la commande floue associée à la commande vectorielle avec occurrence de défauts. La commande floue permet d'améliorer grandement le comportement et l'efficacité de la commande vectorielle et ainsi obtenir un entraînement à vitesse variable plus stable et robuste vis à vis des défauts. L'analyse des variations des paramètres de la machines comme le flux rotorique, le courant statorique dans la base de Park permet de détecter la présence de défauts. Par ailleurs, nous avons montré que cette commande développée s'adapte parfaitement au changement du comportement brusque comme une inversion de vitesse.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'objectif de ce travail était la recherche d'une méthodologie de diagnostic des systèmes dynamiques hybrides. De manière générale, lorsque l'on parle de diagnostic, on sous-entend la réalisation d'une architecture applicative qui, outre les fonctions nominales du système, met en oeuvre des fonctions de détection, de localisation des défaillances et des changements de modes de fonctionnement (en particulier liés à des changements de comportement de l'environnement), ainsi que des fonctions de pronostic, d'accommodation des défaillances, de reconfiguration de la commande. L'étude et l'analyse des différentes techniques nous ont permis une meilleure compréhension de la modélisation des systèmes hybrides pour le diagnostic.

Nous avons donné une définition formelle permettant de décrire les classes de SDH. Nous avons remarqué la difficulté d'établir une définition claire et unique pour cerner la notion de système hybride qui est généralement fondée sur une extension des résultats de l'automatique continue. Les systèmes hybrides sont un concept rigoureux pour modéliser les systèmes complexes. Ils sont notamment employés dans le but de fournir des modèles reflétant mieux la nature des problèmes de commande. Parmi les problèmes à traiter, celui du diagnostic ou de la détection de défauts est particulièrement important.

Nous avons passé en revue quelques techniques de diagnostic disponibles dans la littérature pour ces classes de systèmes en appuyant sur trois techniques principalement. La première

méthode est l'approche par reconnaissance de formes floues. Nous avons montré l'avantage d'exprimer les appartenances d'un individu à plusieurs classes, ce qui permet de mieux connaître la situation réelle du système et de prévoir des changements de modes vers des états de défaillance, son inconvénient reste sa complexité dans sa mise en oeuvre. Nous avons, par ailleurs, présenté la technique conduisant à fournir une aide pour l'identification et la localisation des modes défaillants à partir de la construction des scénarios critiques sur un modèle réseau de Petri. La troisième technique présentée et qui complète l'état de l'art est la méthode de diagnostic par automates hybrides. Cette approche permet de détecter en ligne les états défaillants et les éléments responsables de la défaillance.

Après une analyse des techniques de diagnostic, l'utilisation d'observateurs dans le diagnostic et la détection et l'isolation des défauts nous paraît comme la solution adéquate tant seules les variables d'entrée et de sortie sont parfois connues. Cette technique permet, à partir de ces informations, reconstruire l'état du modèle afin d'élaborer la technique de diagnostic appropriée. Dans cette optique, nous avons présenté une approche de diagnostic basée sur la synthèse de l'observateur de Kalman étendu. Une méthode de diagnostic robuste, basée sur le calcul de la puissance instantanée des résidus. Cette approche génère des résidus qui sont à la fois robustes aux perturbations externes et sensibles aux défauts. L'algorithme a été appliqué sur un exemple analytique et sur un entraînement électrique, la machine asynchrone et onduleur, dans notre cas. Enfin, nous avons exposé les résultats de la commande tolérante aux fautes à base de la logique floue appliquée à la MAS en présence de défauts et dans le cas de l'inversion de vitesse et une étude comparative des performances avec la commande PID. Dans la continuité de ce travail, l'une des perspectives, l'application de

la technique de diagnostic à base d'observateurs dans le cas de défaillances de plusieurs capteurs et composants, mérite une étude plus approfondie.

BIBLIOGRAPHIE

- Adjallah, K. (1993). *Contribution au diagnostic de systèmes par observateur d'état*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, France.
- Adjallah, K., Maquin, D., and Ragot, J. (1994). Non-linear observer-based fault detection. In *Proceedings of the Third IEEE Conference on Control Applications, Glasgow(UK)*, pages 1115–1120.
- Albert, A. (1962). Estimating the infinitesimal generator of a continuous time, finite state markov process. *Annals of Mathematical Statistics*, 38 :727–753.
- Alur, R., Courcoubetis, C., Halbwachs, N., and Henzinger, T. (1995). The algorithmic analysis of hybrid systems. *Theoretical Computer Science*, 138 :3–34.
- An, L. and Sepehri, N. (2003). Hydraulic actuator circuit fault detection using extended kalman filter. In *Proceedings of the 2003 American Control Conference*, pages 261–4266.
- Antsaklis, P. and Koutsoukos, X. (2003). *Software Enabled Control Information Technologies for Dynamical Systems. Chapter Hybrid Dynamical Systems Review and Recent Progress*. Wiley IEEE Press.

- Assaf, T. and Henao, H. (2001). Detection of voltage source dissymetry using the measurement of symmetrical components in working induction motors. In *IEEE SDEMPED Symposium on Diagnostics for Electric Machines Power Electronics and Drives Grado Italy*, pages 441–447.
- Balluchi, A. Benvenuti A. Sangiovanni, L. (2002). Observers for hybrid systems with continuous state resets. In *Proceedings of 10th Mediterranean conference on control and automation, Lisbon, Portugal*.
- Bejarano, F. and Pisano, A. (2011). Switched observers for switched linear systems with unknown inputs. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 56(3) :0018–9286.
- Benbouzid, M. and Vieira, M. (1999). Induction motor's faults detection and localization using stator current advanced signal processing techniques. *IEEE Transaction on Power Electronics*, 14 :14–22.
- Bornard, G. and Hamrnouri, H. (1991). A high gain observer for a class of uniformly observable systems. *IEEE, Brighton, Great Britain*.
- Boumégoura, T. and Yahoui, H. (1999). Observation des paramètres du moteur asynchrone à cage d'écuruil avec un observateur non linéaire. In *Colloque EF Lille France*, pages 375–379.
- Branicky, M. (1995). *Studies in hybrid systems Modeling, Analysis and Control*. PhD thesis, MIT, Massachusetts USA.

- Branicky, M. (1998). Analyzing and synthesizing hybrid control systems. *Embedded Systems, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin*, 1789 :74–113.
- Brogliato, B. (2001). On the control of nonsmooth complementarity dynamical systems. *Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 359(1789).
- Calis, H. and Unsworth, P. (1999). Fault diagnosis in induction motors by motor current signal analysis. In *Proc IEEE SDEMPED Symposium on Diagnostics for Electric Machines Power Electronics and Drives Gijon Spain*, pages 237–241.
- Casimir, R. (2003). *Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes*. These de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, France.
- Castaneda, P., Gabriel, A., and Aubry, J. (2009). Simulation de monté carlo par automate stochastique hybride, application à un cas test pour la fiabilité dynamique. In *8ème édition du congrès international pluridisciplinaire QUALITA, Besançon (France)*.
- Ceban, A. (2012). *Méthode Globale De Diagnostic Des Machines Electriques*. Thèse de doctorat, Université Lille de Nord, France.
- Champagnat, R., Esteban, P., Pingaud, H., and Valette, R. (1998a). Modelling and simulation of a hybrid system through pr tr pn dae model. In *3rd International Conference on Automation of Mixed Processes, Reims, France*, pages 131–137.
- Chantler, M., Coghill, G., Shen, Q., and Leitch, R. (1998). Selecting tools and techniques for model based diagnosis. *Artificial Intelligence in Engineering*, 12 :81–98.

- Cheung, J. and Stephanopoulos, G. (1990). Representation of process trends part i. a formal representation framework. *Computers and Chemical Engineering*, 14(4) :495–510.
- Chinniah, Y. (2004). *Fault Detection In the Electrohydraulic Actuator Using Extended Kalman Filter*. Thèse PhD.
- Chua, L. and Dang, A. (1986). Canonical piecewise linear modelling. *IEEE Trans, Circuit and Systems*, 33(5) :511–525.
- Dash, V., Rengaswamy, S., and Venkatasubramanian, R. (2003). Based trend classification for fault diagnosis of chemical processes. *Computers and Chemical Engineering*, 27 :347–362.
- DauphinTanguy, G. (2000). *Les bond graphs*. Hermes Science Publications, France.
- David, R. (2000). Modeling by hybrid petri nets and extended hybrid petri nets. In *The 4th international Conference Automation of mixed Processes, Hybrid dynamical Systems*, pages 3–6.
- DeLara, S. (1995). *Identification des paramètres des machines électriques à courant alternatifs*. Thèse de doctorat INP Toulouse, France.
- DeLarminat, P. (1995). *Automatique, commande des systèmes linéaires*. Hermes, France.
- Demmou, E., Khalfaoui, H., Riviere, S., and Guilhem, N. (2002). A method for deriving critical scenarios from mechatronic systems. *Journal Europeen des Systemes Automatisés*, 36(7) :987–999.

- Demongodin, I. and Koussoulas, N. (2006). Differential petri net models for industrial automation and supervisory control. *IEEE Trans, System, Man and Cybernetics, Application and Reviews*, 36(4).
- DeSantis, G., Benedetto, E., Gennaro, M., and Pola, S. (2003). Hybrid observer design methodology. *Technical report of European commission*.
- Dubuisson, B. (1990). *Diagnostic et reconnaissance des formes*. Hermès, France.
- Dubuisson, B. (2001). *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*. Productique, Editions Hermès, Lavoisier, France.
- Edwards, C., Spurgeon, S., and Patton, R. (2000). Sliding mode observers for fault detection and isolation. *Automatica*, 36 :541–553.
- Engell, S. (1997). Modelling and analysis of hybrid systems. In *IMACS MATHMOD Conference Vienne Autriche*, pages 17–31.
- Fragkoulis, D. (2008). *Détection et localisation des défauts provenant des actionneurs et des capteurs, application sur un système non linéaire*. Thèse de Doctorat, Université Toulouse III Paul Sabatier, Toulouse, France.
- Frank, B. and Koppen, M. (1997). New developments using ai in fault diagnosis. *Engineering Applications. Artificial Intelligence*, 10(1) :3–14.
- Gentil, S. (2003). *Commande et supervision, les procédés agroalimentaires*, *Traité IC Systèmes Automatisés*. Editions Hermès, France.

- Gertler, J. (1992). Analytical redundancy methods in fault detection and isolation survey and synthesis. *IFAC symposium on online fault detection and supervision in the chemical process industries*.
- Girault, F. (2006). *Formalisation en logique Linéaire du fonctionnement des réseaux de Petri*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse.
- Gobbo, D. D., Napolitano, M., Famouri, P., and Innocenti (2007). Experimental application of extended kalman filtering for sensor validation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 9(2) :376–380.
- Gueguen, H. and Lefebvre, M. (2001). A comparison of mixed specification formalisms. *Journal European des Systemes Automatises APII JESA*, 35(4) :381–394.
- Haddad, W. (2006). *Impulsive and hybrid dynamical systems*. Princeton Series In Applied Mathematics, USA.
- Hamdi, F. (2010). *Contribution à la synthèse d'observateurs pour les systèmes hybrides*. Thèse de doctorat, Université de Batna, Batna, Algérie.
- Harel, J., Pnueli, D., and Schmidt, A. (1986). On the formal semantics statecharts. *In Proc. First IEEE Symp. Logic in Computer. Science, Cambridge, Massachusetts*.
- Harkat, M. (2003). *Détection et Localisation de Défauts par Analyse en Composantes Principales*. These de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, France.
- Hatem, N., Aktouf, O., and Mostefai, M. (2011a). Aide au diagnostic des systemes dyna-

- miques hybrides. In *Colloque d'Informatique, Automatique et Electronique CIAE, Casablanca, Maroc*.
- Hatem, N., Aktouf, O., and Mostefai, M. (2011b). Caractérisation des réseaux de petri par la logique linéaire. In *7eme conference sur le Genie Electrique EMP Bordj EL Bahri, Alger 12-13*.
- Hatem, N., Aktouf, O., and Mostefai, M. (2011c). Contribution au diagnostic des événements défailants dans un système dynamique hybride. In *International congress for Global Science and Technology ICGST, Istanbul, Turkey*.
- Hatem, N., Aktouf, O., and Mostefai, M. (2012a). Calcul de fiabilité des systèmes dynamiques hybrides. In *ICEECA First International Conference on Electrical Engineering and Control Applications, Khenchela Algeria*.
- Hatem, N., Aktouf, O., and Mostefai, M. (2012b). New approach to the diagnosis of embedded systems. In *International Conference on embedded systems in telecommunications and instrumentation, Annaba Algeria*.
- Hatem, N., Aktouf, O., and Mostefai, M. (2012c). Nouvelle approche de diagnostic des états redoutés dans un système dynamique hybride. *ICGST-ACSE journal, IF :1.5, 2 :137–142*.
- Hatem, N., Mostefai, M., and Aktouf, O. (2013). New approach to the diagnosis of control hydraulic systems. *Computational Water, Energy, and Environmental Engineering Journal, IF :0.35 SCIRP, 2 :97–102*.
- Hatem, N., Mostefai, M., and Aktouf, O. (2019). Extended kalman observer based sensor

- fault detection. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 9(3).
- Hemsas, K. (2013). *Estimation simultanée des grandeurs des machines asynchrones*. Univ Européenne, France.
- Hénao, H. and Garcia, M. (1999). Méthodes de détection de défauts dans les machines à induction par utilisation de la mesure du flux axial. In *Colloque EF99 Lille*, pages 106–111.
- Hullermeier, E. (2005). Fuzzy methods in machine learning and data mining status and prospects. *Fuzzy Sets and Systems*, pages 387–406.
- Isermann, R. (1997). Supervision, fault detection and fault diagnosis methods. *Control Eng*, 5(1) :639–652.
- Izadian, A. and Khayyer, P. (2010). Application of kalman in model-based fault diagnosis of a dc dc boost converter. In *36th Annual conference of IEEE Industrial Electronics, Glendale, AZ, USA*.
- Jaume, M. V. D. (2004). *Modélisation structurée des systemes avec les Bond Graphs*. Edition Technip, France.
- Johansson, M. (2003). *Piecewise linear control systems. A computational approach*. Springer, Verlag, Berlin Heidelberg.
- Juloski, A., Heemels, M., Boers, Y., and Veschure, F. (2003). Modeling and analysis of

- hybrid dynamical systems an introduction. *IEEE Conference on Decision and Control, USA*, pages 143–148.
- Kalman, A. (1960). A new approach linear filtering and prediction problems. *journal of basic engineering*, 82(1) :35–45.
- Kempowski, T. (2004). *Surveillance de procédés à base de méthodes de classification. Conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic des défaillances*. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, Toulouse, France.
- Khalfaoui, S. (2003). *Méthode de recherche des scénarios redoutés pour l'évaluation de la sûreté de fonctionnement des systèmes mécatroniques du monde automobile*. Thèse de doctorat de l'Université Paul Sabatier, Toulouse, France.
- Kral, C. and Pirker, F. (1999). Rotor eccentricity detection of induction machines by torque estimation. In *Proc IEEE SDEMPED Symposium on Diagnostics for Electric Machines Power Electronics and Drives Gijon Spain*, pages 283–287.
- Li, X. and Zhou, K. (2007). A time domain approach to robust fault detection of linear time varying systems. In *Proceedings of the 46th IEEE conference on decision and Control, December, New Orleans, USA*, pages 1015–1020.
- Li, Z., Soh, Y., and Wen, C. (2005). *Switched impulsive systems. Analysis, Design, and applications*. Springer, New York.
- Lunze, J. and Lamnabhi, L. (2009). *Handbook of Hybrid Systems Control, Theory, Tools, Applications*. Cambridge University Press.

MacGregor, J. and Kourti, T. (1995). Statistical process control and multivariate processes.

Control Engineering Practice, 3(3) :403–414.

MarieJoseph, I. (2003). *Méthodologie de diagnostic appliquée à la maintenance préventive*

d'unités de production d'électricité en sites isolés. Thèse de doctorat de l'Université des Antilles et de la Guyane, France.

Martin, F. (2013). *Contribution au dimensionnement optimal de machines synchrones à*

aimants déposés en surface pour applications à hautes vitesses. Thèse de doctorat, Université de Nantes, France.

Massoumnia, M. (1986). A geometric approach to the synthesis of failure detection filters.

IEEE Transaction on Automatic Control, 31(9) :839–846.

Melendez, J. and Colomer, J. (2001). Episodes representation for supervision. application to

diagnosis of a level control system. In *Workshop on Principles of Diagnosis, Sansicario, Italia*.

Moreau, S., Trigeassou, J., and Champenois, G. (1999). Diagnosis of electrical machines a

procedure for electrical fault detection and localization. In *IEEE SDEMPED99 Symposium on Diagnostics for Electric Machines Power Electronics and Drives, Gijon, Spain*, pages 225–229.

MOUCHAWEH, M. (2008). *Conception d'un système de diagnostic adaptatif et prédictif*

basé sur la méthode Fuzzy Pattern Matching pour la surveillance en ligne des systèmes évolutifs Application à la supervision et au diagnostic d'une ligne de peinture au trempé.

Thèse de Doctorat, UNIVERSITE DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE.

- Ould-Bouamama, A., Medjaher, B., and Samantary, K. (2006). Supervision of an industrial steam generator. parti.bond graph modelling. *Control Engineering Practice*, 14(1) :71–83.
- Pradin-Chezalviel, B., Valette, R., and Kunzle, L. (1999). Scenario duration characterization of t-timed petri nets using linear logic. In *IEEE, 8th International Workshop on Petri Nets and Performance Models, Zaragoza, Spain, September 6-10*, pages 208–217.
- Qin, S. and Dunia, R. (1998). Determining the number of principal components for best reconstruction. In *5th IFAC Symposium on Dynamics and Control of process Systems, pp.359-364, Corfu, Greece*, pages 359–364.
- Rekioua, D. (2014). *Wind Power Electric Systems : Modeling, Simulation and Control*. Springer Science and Business.
- Ribes, J. Delaunay J. Delvaux, J. (2002). Diagnostic par reconnaissance de formes de l'état de fonctionnement de l'accélérateur airix. *Journal Europeen des Systemes Automatises, APII, JESA*.
- Riviere, N. (2003). *Modélisation et analyse temporelle par réseaux de Petri et logique linéaire*. Thèse de doctorat de l'INSA de Toulouse, France.
- Ruiz, J., Espinosa, A., and L.Romeral (2010). An introduction to fault diagnosis of permanent magnet synchronous machines in master's degree courses. *JComput. Appl. Eng. Educ*, 6(3) :26–35.
- Sadou, N., Demmou, H., Pascal, J., and Valette, R. (2005). Object oriented approach for de-

- iving feared scenarios in hybrid system. In *European Simulation and Modelling Conference, Porto, Portugal*, pages 572–578.
- Schreier, G., Ragot, J., Patton, R., and Frank, P. (1997). Observer design for a class of nonlinear systems. In *Proc. IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, England*, pages 498–503.
- Shin, H. and Choi, J. (2012). Vibration analysis and measurements through prediction of electromagnetic vibration sources of permanent magnet synchronous motor based on analytical magnetic field calculations. *IEEE Trans Magn*, 48 :4219–4219.
- Thau, F. (1973). Observing the state of non-linear dynamic systems. *Int. J. Control*, 17 :471–479.
- Traves, L. (1997). *Le Raisonnement qualitatif pour les sciences d'ingénieur*. Editions Hermès, France.
- Vedam, V. and Venkatasubramanian, H. (1997). Signed digraph based multiple fault diagnosis. *Computers and Chemical Engineering*, 21 :655–660.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, N., and Yin, K. (2003). A review of process fault detection and diagnosis parti.qantitative model based method. *Computers and Chemical Engineering*, 27 :293–311.
- Villemeur, A. (1988). *Suret  de fonctionnement des systemes industriels. Fiabilit  Facteurs humains Informatisation*. Eyrolles, France.

- Walter, E. (1997). *Identification of parametric models from experimental data*. Masson, France.
- Wang, W., Zhou, D., and Li, Z. (2006). Robust state estimation and fault diagnosis for uncertain hybrid systems. *Nonlinear Analysis*, 65(12) :2193–2215.
- Wang, W., Zhou, D., and Li, Z. (2007). Robust state estimation and fault diagnosis for uncertain hybrid nonlinear systems. *Nonlinear Analysis, Hybrid Systems*, 1 :2–15.
- Xie, D. and Chen, X. (2007). Observer based switched control design for switched linear systems with time delay in detection of switching signal. *IET Control Theory and Applications*, 2(5) :437–445.
- Yan, X. and Edwards, C. (2008). Robust sliding mode observer-based actuator fault detection and isolation for a class of nonlinear systems. *Int. J. Syst. Sci.*, 39 :349–359.
- Yang, V. Jiang H. Cocquempot, B. (2009). Fault tolerant control in hybrid systems : a brief survey. In *The 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, Barcelona, Spain*, pages 229–234.
- Zaytoon, J. (2001). *Systèmes dynamiques hybrides*. Hermès, France.
- Zhang, A., Gonzalez, S., and Dufour, D. (2007). Piecewise deterministic markov processes and dynamic reliability. In *Mathematical methods in reliability, Glasgow*.
- Zwingelstein, G. (1995). *Diagnostic des défaillances-Théorie et pratique pour les systèmes industriels*. Traité des Nouvelles Technologies, série Diagnostic et Maintenance, Hermès, France.

ANNEXES

| Type | Approches | Avantages | Inconvénients |
|--|--|---|--|
| Les méthodes à base de connaissance Les arbres de défaillances AMDE AMDEC Les arbres de causes | Une connaissance du système de ses défauts et de leurs effets associés Les systèmes experts | Très efficace pour l'analyse de défaillances simples Très efficace pour l'analyse de défaillances complexes Démarche très puissante pour le diagnostic des procédés industriels. Implantation très simple car outils de génération de systèmes experts (chronos) | Cas de défaillances multiples non traités. Recensement préalable non exhaustif des défaillances et de leurs relations éventuelles. Toute modification ou évolution du système nécessite la réécriture du tableau. Données incertaines : difficultés dans l'analyse d'un ensemble de données non corrélées incomplètes et ambiguës. Manque de connaissances profondes : pas d'explications sur les conclusions adoptées Toute évolution du système nécessite la réécriture du tableau. Mal adaptée aux systèmes dynamiques. Développement sensible aux erreurs. Pas de méthode formelle pour vérifier l'exactitude de l'arbre développé. Basées sur un grand nombre d'hypothèses (faites par un expert). |
| Les systèmes experts | Associations empiriques entre effets et causes représentées par des règles basées sur l'expérience de l'expert | Efficacité au niveau temps de calcul et aucun raisonnement complexe | Données incertaines et ambiguës, manque de connaissances profondes et incohérence des règles |

TABLE A.1 – *Tableau récapitulatif*

| Type | Approches | Avantages | Inconvénients |
|--|--|---|---|
| Les méthodes basées sur le traitement de données (Modèles comportementaux) | <p>L'analyse en composante principale. L'analyse fréquentielle</p> <p>Les moindres carrés partiels.</p> <p>La classification reconnaissance de forme. Les réseaux de neurones artificiels</p> <p>L'analyse qualitative de la tendance</p> <p>L'analyse fréquentielle</p> | <p>Outil puissant capable de comprimer des données et de réduire leur taille de telle sorte que l'information est conservée. Capacité à apprendre en ligne et en temps réel</p> <p>Technique descriptive permettant d'étudier les relations qui existent entre les variables sans tenir compte a priori d'une quelconque structure</p> <p>Capable de traiter des données qui sont à la fois incertaines et imprécises</p> <p>Représentation de la connaissance adaptée à l'interprétation de l'opérateur humain</p> <p>Utile pour analyser des signaux qui montrent des oscillations avec des périodes longues (débit, courant électrique, pression, ...).</p> <p>Relativement simple à mettre en place</p> | <p>Aucune propriété de signature ce qui rend difficile l'isolation de faute</p> <p>Nécessité d'utiliser des techniques qui permettent de prendre en compte la détection de nouvelles classes, d'apprendre leurs caractéristiques et de les inclure dans le système de diagnostic</p> <p>Les caractéristiques de certains modes de fonctionnement restent inconnues</p> <p>Approche inappropriée dans le cas de dérivées lentes</p> <p>Sensibilité aux bruits de mesure quand ceux-ci coïncident avec la zone fréquentielle d'intérêt. Nécessité d'un échantillonnage fréquent pour la reconstitution du signal tout en minimisant les pertes de fréquence</p> |

TABLE A.2 – *Tableau récapitulatif*

| Type | Approches | Avantages | Inconvénients |
|-----------------------------------|---|--|---|
| Phénoménologique (Quantitatif) | L'espace de parité L'estimation paramétrique | Méthode très générale. Facilite l'analyse des données. Vérifie les données issues du système. Connaissance du système découlée de la connaissance du diagnostic. Moindre coût de développement. Structure intéressante pour les procédés complexes. Apporte de l'information sur l'ampleur des déviations. Méthode bien adaptée aux défauts multiplicatifs. Application à des procédés à faible nombre de variables | Nécessité d'avoir un système physique excité en permanence : Problème dans le cas de procédés dangereux ou fonctionnant en mode stationnaire. Nécessité d'avoir un modèle précis et complet. Mal adaptée au processus complexe. Erreur de diagnostic due aux perturbations. Pas de garantie de détection si le type de défaut n'a pas été modélisé. Adaptabilité difficile aux changements de processus et Manque de méthode générale dû au caractère local du modèle. |
| Phénoménologique (Qualitatif) | L'estimation d'état Les équations différentielles qualitatives | Applicable aux systèmes linéaires et non linéaires. Répandue car génération de résidus flexibles. Méthodes très répandues. Calcul simple. Possibilité de découpler les réponses des entrées inconnues. Méthode plus robuste aux bruits de mesures Capacité à établir un diagnostic à partir de connaissance incomplète et incertaine du système. Capacité à raisonner sur le comportement dynamique du système. | Description structurale du système nécessaire. Peut conduire à un diagnostic ambiguë voire erroné |

TABLE A.3 – *Tableau récapitulatif*

| Type | Approches | Avantages | Inconvénients |
|----------------------------------|---|--|---|
| Phénoménologique (Qualitatif) | Les graphes d'influence | Connaissance de comportements de défaut non nécessaire pour la localisation. Capacité explicative. Exploitation au maximum de la structure. Langage graphique unique applicable à de nombreux systèmes. Repose uniquement sur le parcours de chemins causaux. Connaissance de comportements de défaut non nécessaire pour la localisation. Exploitation au maximum de la structure. Langage graphique unique applicable à de nombreux systèmes. | Génération d'un grand nombre d'hypothèses pouvant conduire à un diagnostic erroné. Construction de la structure peut entraîner des pertes d'information |
| | Les graphes d'influence | Pouvoir explicatif dû à l'utilisation de variables linguistiques : conclusion facilement interprétable. Possibilité d'inclure des connaissances humaines exprimées sous forme de règles linguistiques. Capacité à utiliser des entrées floues. Interpolation contrôlable | Génération d'un grand nombre d'hypothèses pouvant conduire à un diagnostic erroné. Construction de la structure peut entraîner des pertes d'information |
| Phénoménologique (Flou) | Les modèles linguistiques flous | Description de la structure physique connue d'un système. Approximation du comportement d'un système complexe. Capacité de représentation importante. Nécessite moins de données que l'approche de Mamdani. Variable de sortie directement liée aux variables d'entrée. | Peut conduire à des modèles inappropriés ou non optimaux. Capacité de représentation limitée. Nombre de paramètres à identifier élevé. Nombre de données d'identification important. Certains états non atteints lors de l'acquisition de données Règle n'ayant pas de signification sémantique claire. Ne fournit pas une meilleure compréhension de la relation entre les variables. Précision globale du modèle réduite par l'interpolation des modèles locaux. Incapacité à intégrer l'expérience humaine formulée par des règles linguistiques. Incapacité à utiliser directement des entrées floues. |
| | Les modèles flous type Takagi-Sugeno-Kang | | |

TABLE A.4 – *Tableau récapitulatif*

Paramètres nominaux

| Paramètres | Valeurs | Unités |
|---------------------------|-----------------|------------|
| Puissance nominale | $P_n = 1500$ | W |
| Vitesse de synchronisme | $N = 1420$ | tr / min |
| Couple de charge nominale | $C_r = 10$ | $N.m$ |
| Tension | $V = 220/380$ | V |
| Intensité nominale | $I = 6.31/3.64$ | A |
| Fréquence de synchronisme | $f_s = 50$ | Hz |
| Rendement | $\eta = 0.78$ | $\%$ |
| Flux | $\Phi = 0.7$ | Wb |
| Nombre de paires de pôle | $p = 2$ | |

Paramètres électriques

| | | |
|--------------------------------------|--------------------------------|----------|
| Résistance statorique | $R_s = 4.85$ | Ω |
| Résistance rotorique | $R_r = 3.805$ | Ω |
| Inductance cyclique statorique | $L_s = 0.274$ | H |
| Inductance cyclique rotorique | $L_r = 0.274$ | H |
| Inductance cyclique mutuelle | $M = 0.258$ | H |
| Constante du temps rotorique. | $T_r = L_r / R_r$ | |
| Coefficient du dispersion de Blondel | $\sigma = 1 - (M^2 / L_s L_r)$ | |

Paramètres mécaniques

| | | |
|-----------------------------|--------------|---------------|
| Moment d'inertie | $J = 0.031$ | $Kg.m^2$ |
| Coefficient des frottements | $F = 0.0081$ | $N.m.s / rad$ |

Paramètres du contrôleur

| | |
|---------------------|--------------|
| | $K_p = 9.25$ |
| $K_{de} = 1 / 1500$ | $K_i = 6.25$ |
| $G_q = 300000$ | |

FIGURE A.1 – *Caractéristiques de la MAS*FIGURE A.2 – *Rotor et stator de la MAS*

A.1 Méthodes de Fuzzification

A.1.1 La méthode Max-Min

Cette méthode consiste à réaliser l'opérateur ET par la fonction Min, l'opérateur OU par la fonction Max et la conclusion ALORS par la fonction Min.

A.1.2 La méthode d'inférence max-prod

La différence avec la méthode précédente est la réalisation de ALORS qui se traduit par la multiplication de la fonction d'appartenance considérée par la valeur de la règle.

A.1.3 La Méthode d'inférence somme-prod

Proche de la méthode précédente, il suffit de remplacer la traduction de ALORS par la somme des fonctions d'appartenance partielles.

A.2 Méthodes de défuzzification

Méthode du centre de gravité

Elle consiste à prendre comme valeur de sortie l'abscisse du centre de gravité de la surface de la fonction d'appartenance résultante. L'abscisse U_r^* du point de gravité est donnée comme suit :

$$U_r^* = \frac{\int U_r \mu_{res}(U_r) du_r}{\int \mu_{res}(U_r) du_r} \quad (\text{A.1})$$

L'intégrale du dénominateur représente la surface et celle du numérateur représente le moment de la surface. Souvent on utilise aussi la version discrète de l'intégrale, ce qui donne :

$$U_r^* = \frac{\sum_i^n U_i \mu_{res}(U_r)}{\sum_i^n \mu_{res}(U_r)} \quad (\text{A.2})$$

Méthode du maximum et de la moyenne des maximums

Pour la méthode du maximum, le signal de commande U_r est à l'abscisse de la valeur maximale de la fonction d'appartenance issue de l'inférence.

$$U_r^* = \max(\mu_{res}(U_r)) \quad (\text{A.3})$$

Parfois on assiste à une indétermination lorsque plusieurs points maximisent la fonction d'appartenance résultante μ_{res} . La méthode de la moyenne des maximums lève cette ambiguïté, cette dernière génère une commande qui représente la valeur moyenne de toutes les actions de commande locales ayant des fonctions d'appartenance maximales. Elle est rapide à calculer, elle présente néanmoins un inconvénient majeur en effet, la valeur de la sortie peut présenter des sauts très importants pour des variations d'entrées très faibles. Le signal de commande est donné par :

$$U_r^* = \sum_i^L \frac{U_i}{L} \quad (\text{A.4})$$

Où U_i : est la valeur de la commande locale avec laquelle la fonction d'appartenance associée atteint la valeur maximale $\mu_{res}(U_r)$ L : est le nombre totale des valeurs prises par la fonction d'appartenance.

A.3 Règles de décision

Règle du maximum d'appartenance

Le mode (classe) d'affectation de x est celui pour lequel le degré d'appartenance est maximal (condition (A.5)).

$$D(x) = \Omega_i \quad \text{si} \quad \mu_i(x) = \max_i \mu_i(x) \quad (\text{A.5})$$

Dans ce cas, il n'y a pas de prise en compte de notions de rejet en distance et de rejet en ambiguïté.

Nous rappelons que le rejet d'ambiguïté est appliqué aux observations se situant à l'intersection de classes ou près d'une frontière entre deux classes et le rejet de distance concerne les vecteurs situés dans des zones de l'espace qui ne correspondent à aucune des classes connues de l'ensemble d'apprentissage.

Règle du seuillage d'appartenance

Dans ce cas, on prend en compte le rejet en distance et en ambiguïté.

On introduit deux modes (classes) Ω_0 qui est le mode de rejet en distance et Ω_a le mode de rejet en ambiguïté.

Algorithme

- On définit pour chaque mode Ω_i , un seuil s_j d'appartenance minimale.
- On calcule $\mu_i(x)$, $i = 1, \dots, M$.
- Soit $J(x) = \{j \in 1, \dots, M / \mu_j(x) > s_j\}$

Règle de décision :

$$D(x) = \begin{cases} \Omega_i & \text{si } J(x) = \{i\} \\ \Omega_0 & \text{si } J(x) = \emptyset \\ \Omega_a & \text{si } |J(x)| > 1 \end{cases}$$

Règle du rapport d'appartenance

Cette règle de décision est basée sur le seuillage d'appartenance.

Algorithme

Calcul de $\mu_i(x)$, $i = 1, \dots, M$.

Soit $J(x) = \{j \in 1, \dots, M / \mu_j(x) > s_j\}$

Calcul du rapport d'appartenance si $|J(x)| > 1$:

$$R(x) = \frac{\mu_q(x)}{\mu_p(x)} \quad \text{avec} \quad \mu_p(x) = \max_{j \in J(x)} \mu_j(x) \quad \text{et} \quad \mu_q(x) = \max_{j \in J(x) - \{p\}} \mu_j(x)$$

Par définition $0 \leq R(x) \leq 1$

$R(x) \rightarrow 0$ si $\mu_p(x) \gg \mu_q(x)$: $x \in \Omega_p$ plus fortement qu'aux autres modes(classes)

$R(x) \rightarrow 1$ si $\mu_p(x) \approx \mu_q(x)$: x appartient au moins à deux modes (classes) avec des degrés d'appartenance comparables.

Règle de décision :

$$D(x) = \begin{cases} \Omega_0 & \text{si } J(x) = \emptyset \\ \Omega_a & \text{si } |J(x)| > 1 \quad \text{et} \quad R(x) \geq T \\ \Omega_i & \text{sinon} \end{cases}$$

T est le seuil de réglage du rejet en ambiguïté.

Règle des degrés de confiance

C'est une règle assez complexe dont le principe est donné dans l'algorithme suivant :

Algorithme

Calcul des degrés de confiance :

$$c_i(x) = \mu_i(x) \times \prod_{j \neq i, j=1}^M [1 - \mu_j(x)] \quad i = 1, \dots, M$$

$$c_0(x) = \prod_{j=i}^M [1 - \mu_j(x)]$$

$c_0(x)$ est le degré de confiance de rejet Ω_0

c_i : force de l'appartenance de x à Ω_i comparativement aux autres modes (classes)

c_i est grand si $\mu_i(x) \gg \mu_j(x)$, $\forall j \neq i$

c_0 est grand si tous les degrés d'appartenance $\mu_j(x)$ sont faibles.

Règle de décision :

$$D(x) = \begin{cases} \Omega_0 & \text{si } l = 0 \text{ et } c_0 > T \\ \Omega_i & \text{si } l = i \text{ et } c_i > T \\ \Omega_a & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Avec } l = \arg \max_{j \in \{0,1,2,\dots,M\}} c_j(x)$$

Résumé

L'objectif de ce travail est la recherche d'une méthodologie de diagnostic des systèmes dynamiques hybrides et la synthèse d'une commande tolérante aux fautes. Pour répondre à cette problématique, nous avons proposé, programmé et testé une technique de diagnostic à base de l'observateur de Kalman étendu à seuil adaptatif. Les résultats obtenus montrent la pertinence et la robustesse de l'approche.

Sur un autre volet, une commande tolérante aux fautes à base de la logique floue est exposée et une étude comparative avec la commande PID confirme les résultats obtenus.

Mots clés : Diagnostic, systèmes hybrides, observateur de Kalman, machine asynchrone, logique floue

Abstract

The objective of this work is the research of a diagnostic methodology for hybrid dynamic systems and the synthesis of fault-tolerant control. To address this problem, we have proposed, programmed and tested a diagnostic technique based on the observer extended Kalman adaptive threshold. The results obtained show the relevance and the robustness of the approach.

On another side, a fault-tolerant command based on fuzzy logic is exposed and a comparative study with the PID command confirms the results obtained.

Keywords: Diagnosis, Hybrid systems, Kalman observer, asynchronous machine, fuzzy logic

ملخص

الهدف من هذا العمل هو البحث عن منهجية تشخيصية للأنظمة الديناميكية الهجينة وتوليف التحكم المتسامح مع الأخطاء. لمعالجة هذه المشكلة، اقترحنا وبرمجنا واختبرنا تقنية تشخيصية على أساس المراقب مدد عتبة كالمان التكيفية. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها أهمية النهج وقوته. على جانب آخر، يتم الكشف عن أمر متسامح مع الخطأ يستند إلى المنطق الغامض وتؤكد دراسة مقارنة مع أمر PID النتائج التي تم الحصول عليها.

الكلمات المفتاحية: التشخيص، الأنظمة الهجينة، مراقب كالمان، آلة غير متزامنة، المنطق الضبابي